

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ЗАДАЧА ОБНАРУЖЕНИЯ НЕИЗВЕСТНЫХ СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ СПЕКТРАЛЬНЫМ МЕТОДОМ**Введение**

При решении ряда прикладных задач в технической и медицинской диагностике, геофизике, радиолокации, радиоконтроле возникает необходимость обнаружения случайных сигналов в условиях нетипичной априорной неопределенности, когда отсутствуют априорные сведения о вероятностных свойствах обнаруживаемых сигналов [1-8]. Сложность задачи "неклассических" задач обработки сигналов порождает многообразие применяемых подходов и методов их решения. В ряде случаев такие задачи ставятся и решаются как обнаружение изменения свойств (разладки) случайных процессов [1]. Широко используемыми при обнаружении разладки случайных процессов являются: метод обобщенного отношения правдоподобия, многомерный метод, метод "инструментальных переменных" [1]. Близкие по содержанию задачи проверки бинарных гипотез в условиях, когда априорная информация о них существенно различается, встречается также и в других работах [2-6]. В частности, это задачи классификации аномальных наблюдений [2], обнаружения сигналов с использованием статистики, родственной t -статистике Стьюдента [3], обнаружение заданных случайных сигналов с использованием алгоритма, обеспечивающего заданную вероятность правильного обнаружения при минимизации собственной области сигналов [4], распознавание новых сигналов "методом перчатки" [5] и др. В работах [6-8] рассматриваются задачи обнаружения и распознавания сигналов при неполном априорном описании (в условиях параметрической и повышенной априорной неопределенности), в том числе, с учетом ограниченности ресурсов.

В настоящей работе рассматривается решение многокритериальной задачи обнаружения неизвестных случайных сигналов на фоне помехи в предположении, что статистические свойства помехи до момента появления сигнала известны. При решении задачи использована вероятностная модель в виде ортогональных разложений случайных сигналов [8]. Рассмотрен пример решения задачи обнаружения неизвестных сигналов спектральным методом при многокритериальной оптимизации алгоритмов с учетом совокупности показателей качества обнаружения, быстродействия, а также затрат на проектирование и реализацию обнаружителя.

Постановка задачи

Предположим, что случайный процесс, наблюдаемый на интервале времени $(0, T)$, представляется конечномерным вектором \vec{X} . При переходе от одного интервала наблюдения к следующему может произойти разладка случайного процесса (или могут появиться неизвестные сигналы на фоне помехи с заданными статистическими характеристиками). Введём две гипотезы: H^0 – гипотезу о наблюдении сигнала до изменения его свойств; H^1 – гипотезу о наблюдении сигнала с измененными свойствами. Вероятности гипотез соответственно P_0 и P_1 , ($P_0 + P_1 = 1$). Плотность распределения сигнала при справедливости гипотезы H^0 является гауссовской $N(\vec{X} / \vec{\mu}^0, R^0)$ со средним вектором $\vec{\mu}^0$ и корреляционной матрицей R^0 . Задается обучающая выборка $\{\vec{X}_r^0, r = \overline{1, n_0}\}$, которая получена до изменения свойств сигнала и может быть использована для оценивания $\vec{\mu}^0, R^0$. Плотность распределения сигнала после изменения его свойств неизвестна и отсутствует возможность получения соответствующей выборки сигнала для оценивания его вероятностных свойств.

Требуется получить решения задачи обнаружения изменения свойств сигнала (обнаружения неизвестных сигналов на фоне помехи с заданными статистическими характеристиками) при оптимизации решений по совокупности показателей качества [9]

$$\vec{K} = (k_1(\vec{\alpha}), k_2(\vec{\alpha}), k_3, k_4, k_5), \quad (1)$$

которое учитывает качество обнаружения $k_1(\bar{\alpha}), k_2(\bar{\alpha})$, быстродействие k_3 , а также затраты на реализацию k_4 и проектирование k_5 алгоритмов обнаружения; $\bar{\alpha}$ – оценка вектора неизвестных параметров распределения.

Поставленная задача решается в два этапа [9]. Сначала находится решение (алгоритм обнаружения) по сокращенной совокупности показателей $k_1(\bar{\alpha}), k_2(\bar{\alpha})$, которые определяются соответственно вероятностью ложной тревоги и объемом критической области отвержения гипотезы H^1 . Далее на основе полученного решения формируется некоторое множество допустимых, полностью описанных алгоритмов обнаружения, среди которых выделяется множество слабо оптимальных по Парето (оптимальных по Слейтеру) алгоритмов с учетом полной совокупности показателей (1). При формировании множества допустимых алгоритмов учитывается, что сигналы описываются вероятностной моделью в виде ортогональных разложений случайных сигналов [8].

Алгоритмы обнаружения неизвестных сигналов

Оптимизация по сокращенной совокупности показателей качества

$$\bar{K}^1 = (k_1(\bar{\alpha}), k_2(\bar{\alpha})) \quad (2)$$

сводится к решению вариационной задачи обеспечения минимального значения показателя ложной тревоги $k_1(\bar{\alpha})$ при фиксированном объеме критической области отвержения гипотезы H^1 , характеризуемом показателем $k_2(\bar{\alpha})$. Получаемый при этом алгоритм обнаружения неизвестных сигналов в общем виде определяется следующим решающим правилом [8]:

$$H^1: P_0 N(\bar{X} / \bar{\mu}^0, R^0) < \lambda; H^0: P_0 N(\bar{X} / \mu^0, R^0) \geq \lambda. \quad (3)$$

Здесь λ – порог, определяемый при решении указанной вариационной задачи из условия обеспечения заданного значения вероятности ложной тревоги.

С учетом выражения для гауссовского распределения вектора \bar{X} принятие решений с помощью решающего правила (3) сводится к сравнению малахановского расстояния с порогом [8]:

$$H^1: (\bar{X} - \bar{\mu}^0)^T (R^0)^{-1} (\bar{X} - \bar{\mu}^0) > \Delta^0; H^0: (\bar{X} - \bar{\mu}^0)^T (R^0)^{-1} (\bar{X} - \bar{\mu}^0) \leq \Delta^0. \quad (4)$$

Здесь $\bar{\mu}^0, R^0, \Delta^0$ – оценки среднего вектора, корреляционной матрицы и порогового значения, полученные по обучающей выборке помехи, на фоне которой появляются неизвестные сигналы.

На основе полученного решающего правила формируется некоторое множество допустимых алгоритмов обнаружения в рамках описания сигналов вероятностной моделью в виде ортогональных разложений за счет использования различных базисов. В частности, решающее правило типа (4) может быть получено в координатной области, когда вектор \bar{X} представляется вектором коэффициентов разложений в некотором ортонормированном базисе:

$$H^1: (\bar{b} - \bar{\mu}^0_{\bar{b}})^T (R^0_{\bar{b}})^{-1} (\bar{b} - \bar{\mu}^0_{\bar{b}}) > \Delta^0_{\bar{b}}; H^0: (\bar{b} - \bar{\mu}^0_{\bar{b}})^T (R^0_{\bar{b}})^{-1} (\bar{b} - \bar{\mu}^0_{\bar{b}}) \leq \Delta^0_{\bar{b}}; \quad (5)$$

где $\bar{b}, \bar{\mu}^0_{\bar{b}}, R^0_{\bar{b}}$ – отображение соответственно $\bar{X}, \bar{\mu}^0, R^0$ в координатную область.

Выбирая базис Карунена-Лоэва, получаем (5) в виде

$$H^1: \sum_{j=1}^N \frac{(c_j - \mu^0_{jc})^2}{(\sigma^0_{jc})^2} > \Delta^0_c; H^0: \sum_{j=1}^N \frac{(c_j - \mu^0_{jc})^2}{(\sigma^0_{jc})^2} \leq \Delta^0_c, \quad (6)$$

где $(\sigma^0_{jc})^2 = \lambda_j$ – собственные числа выборочной корреляционной матрицы сигнала R^0 ; \bar{c} – представление реализаций сигнала \bar{X} размерностью L в базисе Карунена-Лоэва с размерностью $N < L$.

При обеспечении соответствующей нормировок, приводящих к равенству дисперсий в координатном представлении, может быть использовано более простое решающее правило

$$H^1: \sum_{j=1}^N (c_j - \mu_{jc}^0)^2 > \Delta_c^0; \quad H^0: \sum_{j=1}^N (c_j - \mu_{jc}^0)^2 \leq \Delta_c^0. \quad (7)$$

Если решение принимается по выборке \bar{X}_v объемом v реализаций, решающее правило (6) принимает вид:

$$H^1: \sum_{r=1}^v \sum_{j=1}^N \frac{(c_j - \mu_{jc}^0)^2}{(\sigma_{jc}^0)^2} > \Delta_{cv}^0; \quad H^0: \sum_{r=1}^v \sum_{j=1}^N \frac{(c_j - \mu_{jc}^0)^2}{(\sigma_{jc}^0)^2} \leq \Delta_{cv}^0. \quad (8)$$

Выбирая информативные признаки сигналов в виде совокупности координат энергетических спектров сигналов в некотором ортонормированном базисе [8], аналогично (8) получаем решающее правило, основанное на сравнении евклидовых расстояний текущих спектров энергетического спектра до эталонов:

$$H^1: \sum_{j=1}^N (G_j - G_{jc}^0)^2 > \Delta_G^0; \quad H^0: \sum_{j=1}^N (G_j - G_{jc}^0)^2 \leq \Delta_G^0. \quad (9)$$

Здесь $G_j^0 = \frac{1}{n_0} \sum_{r=1}^{n_0} (c_{jr}^0 - \mu_{jc}^0)^2$, $j = \overline{1, N}$ – оценки координат энергетического спектра сигнала

до изменения свойств, найденные по обучающей выборке объема n_0 реализаций;

$G_j = \frac{1}{v} \sum_{r=1}^v (c_{jr} - \mu_{jc}^0)^2$, $j = \overline{1, N}$ – текущая оценка энергетического спектра наблюдаемого сигнала,

найденная по выборке объема $v \ll n_0$.

Приведенные примеры решающих правил определяют некоторые возможные алгоритмы обнаружения неизвестных сигналов из множества допустимых алгоритмов, получаемых в рамках вероятностной модели в виде ортогональных разложений. Необходимое множество допустимых решений получается за счет использования разных базисов.

Методика и практические особенности нахождения множества алгоритмов обнаружения, оптимальных по Слейтеру

Конкретизируем методику решения многокритериальных задач [9] применительно к задаче обнаружения неизвестных сигналов. Предположим, что известна совокупность исходных данных и задано множество допустимых решений Γ задачи обнаружения новых сигналов. Решение поставленной многокритериальной задачи будем искать в m – мерном критериальном пространстве R^m оценок вектора (1), которое при выбранной совокупности показателей качества связано с множеством Γ . В пространстве R^m каждое решение (алгоритм обнаружения) $\gamma \in \Gamma$ представляется вектором показателей качества

$$\bar{K}(\gamma) = (k_1(\gamma), \dots, k_l(\gamma), \dots, k_m(\gamma))^{tr}. \quad (10)$$

В рассматриваемой оптимизационной задаче $m=5$.

Полагается, что на множестве решений Γ введены отношения строго предпочтения, что позволяет выделить подмножество $S_{\bar{K}}(\gamma)$ слабо оптимальных по Парето решений $\gamma^{(o)}$, которые называются также оптимальными по Слейтеру решениями [11]. Для таких решений в критериальном пространстве R^m выполняется векторное неравенство $\bar{K}(\gamma^{(o)}) > \bar{K}(\gamma)$, т.е. $K_l(\gamma^{(o)}) > K_l(\gamma)$, $l = \overline{1, m}$. Кроме того, на множестве Γ могут быть введены отношения нестрогого предпочтения, которые определяет подмножество Парето-оптимальных решений $P_{\bar{K}}(\gamma)$, для которых выполняется неравенство $\bar{K}(\gamma^{(o)}) \geq \bar{K}(\gamma)$, то есть $K_l(\gamma^{(o)}) \geq K_l(\gamma)$, $l = \overline{1, m}$, где хотя бы одно из неравенств строгое. При этом $P_{\bar{K}}(\gamma) \subset S_{\bar{K}}(\gamma)$.

Для решения поставленной в статье оптимизационной задачи обнаружения неизвестных сигналов воспользуемся известными в теории многокритериальной оптимизации утверждениями [11]:

1. Всякое решение, оптимальное по Слейтеру при учёте сокращённой совокупности показателей $\vec{K}_{(m_1)}(\gamma)$ ($m_1 < m$) является оптимальным по Слейтеру при учёте полной совокупности показателей $\vec{K}_{(m)}(\gamma)$.

Из этого утверждения следует, что если при оптимизации на некоторых этапах используется сокращённая совокупность показателей, необходимо выделять множество решений, оптимальных именно по Слейтеру. Это гарантирует оптимальность по Слейтеру полученных решений при учёте полной совокупности показателей.

2. Всякое решение, оптимальное по Парето при сокращённом наборе показателей, является оптимальным по Слейтеру при полном наборе показателей, т.е. $P_{\vec{K}_{(m_1)}(\gamma)} \subset S_{\vec{K}_{(m)}(\gamma)}$, $m_1 < m$.

Учитывая сложность оптимального синтеза алгоритмов обнаружения непосредственно по полной совокупности показателей, вначале вводится вектор показателей сокращённой размерности (2). При этом решается вариационная задача на условный экстремум, которая в терминах многокритериальной оптимизации приводит к алгоритмам обнаружения, оптимальным по Парето с учётом вектора показателей (2). Согласно утверждению 2 полученное решение является оптимальным по Слейтеру относительно полной совокупности показателей (1).

Далее на основе полученного решения с использованием метода последовательных уступок формируется некоторое множество полностью описанных алгоритмов обнаружения, характеризующих координатными представлениями сигналов в разных базисах и разными решающими правилами. Их примеры приведены выше. Число элементов этого множества определяется из условия удовлетворения заданных ограничений показателя затрат на проектирование. При этом множество полностью описанных алгоритмов обнаружения представляется в критериальном пространстве оценок сокращённого набора показателей качества. В этом пространстве выделяются векторные оценки, оптимальные по Слейтеру.

Рассмотрим некоторые практические особенности задания показателей качества $\vec{K} = (k_1(\bar{\alpha}), k_2(\bar{\alpha}), k_3, k_4, k_5)$. В общем случае показатель k_1 определяется через условную вероятность ложной тревоги $P_{1/0}$, а показатель пропуска изменений свойств сигнала k_2 определяется косвенно через объем критической области известными методами [4,5]. В ряде случаев на этапе исследований может быть получена выборка реализаций сигнала после изменения его свойств, объем которой недостаточен для оценивания плотности распределения сигнала и построения классического правила обнаружения. Однако эту выборку можно использовать для оценивания условной вероятности пропуска $P_{0/1}$ экспериментальными методами, в частности, методом статистического моделирования на ЭВМ. Показатель быстродействия вводится как $k_3 = T_s / T_{s \max}$, где T_s – время наблюдения реализации сигнала, необходимое для принятия решения. При обнаружении изменения свойств сигнала по одной реализации $T_s = T$ (T – длительность одного интервала наблюдения сигнала). В случае обнаружения по выборке из ν реализаций сигналов $T_s = \nu T$. Показатель затрат на реализацию k_4 вводится через объемы вычислений и памяти, которые необходимы для реализации алгоритмов обнаружения средствами вычислительной техники. Поскольку рассматриваемые алгоритмы работают в режимах обучения и обнаружения, показатель вводится с учетом обоих режимов: $k_4 = \sum_{j=1}^4 d_j k_{4j}$, где

k_{4j} , $j = \overline{1,4}$ – частные показатели затрат, которые определяются через требуемые объемы вычислений и памяти, необходимые для реализации алгоритмов соответственно в режимах обучения и обнаружения (полагается, что используются нормированные к максимальным значениям оценки показателей); d_j – весовые коэффициенты, определяющие относительную важность учета частных показателей затрат k_{4j} ($\sum_{j=1}^4 d_j = 1$). Показатель затрат на проектирование k_5 вводится через вычислительные затраты,

необходимые на этапе проектирования, в частности, при формировании и исследованиях на ЭВМ некоторого множества допустимых алгоритмов обнаружения с целью получения оценок совокупности их показателей качества, нахождения подмножества Слейтера, выборе из этого подмножества единственного варианта. Будем полагать, что вводится некоторое ограничение $k_5 < k_{5\max}$.

При необходимости выбора единственного алгоритма из полученного множества алгоритмов обнаружения может быть использован некоторый условный критерий предпочтения, в частности, с введением результирующего показателя [6,7]. Если есть дополнительная априорная информация о важности скалярных показателей качества, можно ввести результирующий показатель, например, в виде $K_r = h_1 k_1 + h_2 k_2 + h_3 k_3 + h_4 k_4$, где $h_1 + h_2 + h_3 + h_4 = 1$. Из условия его минимизация можно выделить из найденного множества алгоритмов, оптимальных по Слейтеру, единственный алгоритм обнаружения изменения свойств сигналов.

Пример решения задачи обнаружения неизвестных сигналов в многокритериальной постановке

Проиллюстрируем основные этапы решения многокритериальной задачи обнаружения неизвестных сигналов с использованием базовой выборки шести видов псевдослучайных сигналов, которая подробно описана в [8]. В рассмотренном примере множество допустимых алгоритмов обнаружения определено решающими правилами (6), (7), (8), которые были построены в ортонормированном базисе Карунена-Лозва, а также правилами (5) и (9), построенными в ортонормированном базисе Хаара. При выборе допустимого множества алгоритмов обнаружения учтены оговоренные ранее ограничения затрат на проектирование.

Для оценки значений показателей качества обнаружения проведено статистическое моделирование указанных алгоритмов обнаружения. Алгоритмы обнаружения неизвестных сигналов реализованы программно на ЭВМ, а оценки показателей качества обнаружения получены методом статистических испытаний. При статистических испытаниях использована базовая выборка шести видов псевдослучайных сигналов $\bar{X}_i, i = \overline{1,6}$. Сигналы получены путем модуляции гармонического сигнала псевдослучайной двоичной последовательностью. При получении каждого вида сигнала использовались разные виды и параметры модуляции. Для всех реализаций сигналов длительностью 40мс получены спектрограммы по 60 спектральных отсчетов, которые введены в ЭВМ. Спектрограммы сигналов рассматривались как реализации случайного вектора \bar{X} с размерностью $L = 60$. Получены выборки по 200 реализаций для каждого сигнала. Огибающие средних спектров $m_l^i, l = \overline{1,60}, i = \overline{1,6}$ для указанных сигналов приведены на рисунке.

Указанные выборки псевдослучайных сигналов использованы при проведении исследований предложенных алгоритмов обнаружения изменений свойств случайных сигналов. В частности, из них сформированы выборки сигнала до и после изменения его свойств.

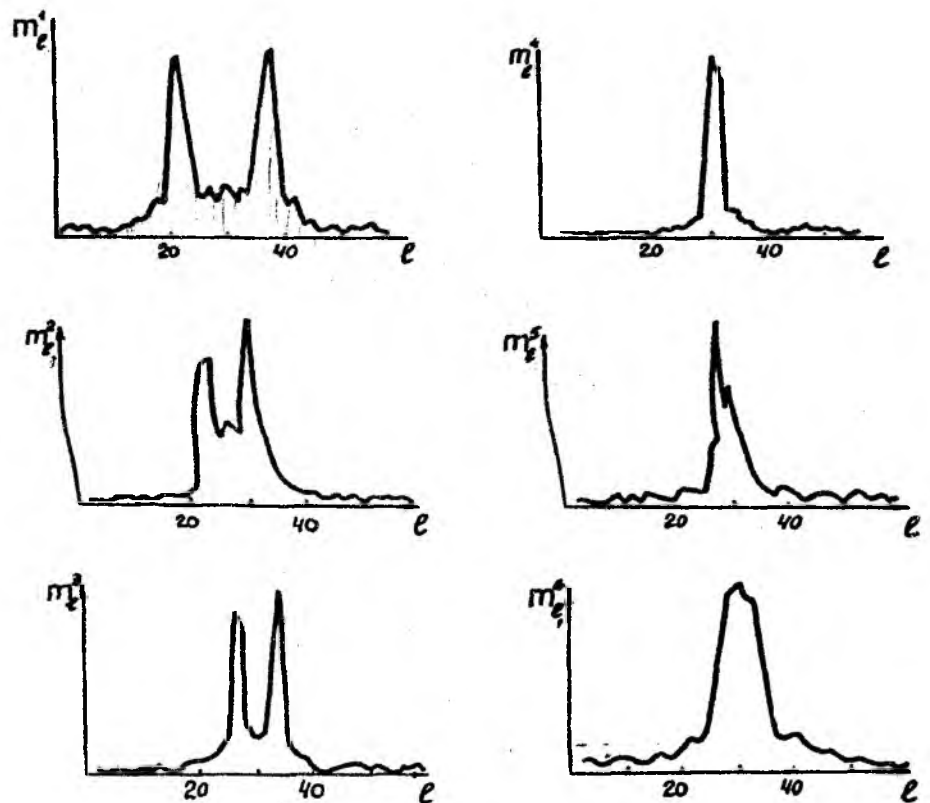


Рис.

Они соответственно обозначены \bar{X}^0, \bar{X}^1 и формировались как различные комбинации реализаций выборки шести псевдослучайных сигналов $\bar{X}_i, i = \overline{1,6}$. Конкретные варианты комбинаций этих сигналов при формировании \bar{X}^0, \bar{X}^1 указаны в примечаниях к табл. 1 и 3.

Таблица 1

Показатель качества обнаружения $P_{(1/0)}$	$v = 4$	$v = 6$	Входные сигналы: \bar{X}^1, \bar{X}^0	
	0,08	0,006		a
	0,03	0,01		b
	0,24	0,16		c

Таблица 2

Тип обнаружителя	Ортонормированный базис, в котором строится решающее правило	Решающее правило определяется соответственно выражением
1	Базис Карунена-Лозва	(7)
2	Базис Карунена-Лозва	(8)
3	Базис Карунена-Лозва	(6)
4	Базис Карунена-Лозва	(8)
5	Базис Хаара	(9)
6	Базис Хаара	(5)

Таблица 3

N	v	Значения $\hat{P}_{(1/0)}$					
		Тип обнаружителя					
		1	2	3	4	5	6
2	4	0,37	0,24	0,26	0,12	0,32	0,29
	6		0,16		0,08		
6	4	0,28	0,15	0,11	0,07	0,18	0,12
	6		0,09		0,04		
10	4	0,23	0,12	0,08	0,03	0,13	0,05
	6		0,06		0,01		

Сформированные выборки сигналов \bar{X}^0, \bar{X}^1 использованы для оценивания показателей качества алгоритмов обнаружения изменений свойств сигналов.

Вначале проведены исследования предложенных алгоритмов обнаружения при различных видах сигнала до и после изменения его свойств. В качестве примера в табл. 1 представлены результаты обнаружения для одного из алгоритмов, который определялся решающим правилом (9), реализованным в базисе Карунена-Лозва. Данные результаты исследований свидетельствуют о достаточной эффективности рассмотренного алгоритма обнаружения изменения свойств сигналов для различных видов \bar{X}^0, \bar{X}^1 .

Примечания: 1. Для обнаружения использовано решающее правило (9), реализованное в базисе Карунена-Лозва при $N=6$. 2. Пороговое значение Δ_G^0 выбрано из условия обеспечения $\hat{P}_{(0/1)}=0,02$. 3. Результаты обнаружения получены при разных видах сигналов \bar{X}^1, \bar{X}^0 , которые определялись разными комбинациями полученной выборки псевдослучайных сигналов:

$$\begin{aligned}
 a - \bar{X}^1 &= (\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \bar{X}_5); & \bar{X}^0 &= (\bar{X}_2 + \bar{X}_5); & b - \bar{X}^1 &= (\bar{X}_2 + \bar{X}_5); & \bar{X}^0 &= (\bar{X}_2 + \bar{X}_3); \\
 c - \bar{X}^1 &= (\bar{X}_2 + \bar{X}_3); & \bar{X}^0 &= (\bar{X}_2).
 \end{aligned}$$

Далее получены результаты обнаружения изменения свойств сигналов при использовании различных алгоритмов обнаружения, входящих в исходное множество алгоритмов. Информация о структуре рассмотренных обнаружителей приведена в табл. 2, а результаты их исследований – в табл. 3.

Примечания: 1. Результаты получены при $\bar{X}^1 = (\bar{X}_{26} + \bar{X}_{36})$; $\bar{X}^0 = (\bar{X}_{26})$. 2. Во всех случаях пороговые значения Δ^0 выбраны из условия обеспечения $P_{(0/1)} = 0,02$.

На основе данных табл. 3 получены значения показателя качества обнаружения, введенного как $k_1 = P_{(1/0)} / P_{(1/0)\max}$ (выбрано $P_{(1/0)\max} = 0,37$). Значения k_1 для исходного множества алгоритмов обнаружения приведены в табл. 4. При этом значения показателя $P_{(0/1)}$ были выбраны одинаковыми для разных структур и параметров обнаружителя.

При оценке показателя k_3 учтено, что вектор спектральных отчетов формировался за время $T = 40$ мс (выбрано $T_{s\max} = 240$ мс). Полученные оценки k_3 приведены в табл. 4.

Показатели затрат на реализацию алгоритмов обнаружения k_4 определены через объемы вычислений и памяти, необходимые для реализации выбранных алгоритмов средствами вычислительной техники. Поскольку для выбранных алгоритмов обнаружения указанные характеристики затрат на этапе обучения различаются незначительно, при определении показателя k_4 учтены реализационные затраты лишь на этапе обнаружения (то есть положено $d_1 = d_2 = 0$). Из анализа алгоритмов обнаружения получены выражения для объемов вычислений и объемов памяти, рассчитаны их конкретные значения при заданных L, N, v . На основе этих данных определены значения показателя k_4 . При расчетах положено $d_3 = d_4 = 0,5$; $k_{3\max} = 22260$ приведенных вычислительных операций сложения; $k_{4\max} = 1047$ машинных слов.

Проведенный анализ значений показателей качества алгоритмов обнаружения позволил представить их в критериальном пространстве оценок вектора $\bar{K}' = (k_1, k_3, k_4)^T$. Полученные оценки для исходного множества алгоритмов приведены в табл. 4.

Таблица 4

Обнаружитель		N	v	k ₁	k ₃	k ₄	S _{\bar{K}'}	P _{\bar{K}'}
Тип	Номер							
1	1	2		1	0,17	0,08	+	-
	2	6		0,76	0,17	0,23	+	-
	3	10		0,62	0,17	0,38	+	-
2	4	2	4	0,65	0,67	0,35	+	-
	5		6	0,43	1,0	0,34	+	-
	6	6	4	0,41	0,67	0,5	+	-
	7		6	0,24	1,0	0,67	+	-
	8		10	4	0,32	0,67	0,76	+
	9	6		0,16	1,0	0,99	+	-
	3	10	2		0,7	0,17	0,08	+
11		6	0,30		0,17	0,24	+	+
12		10	0,22		0,17	0,40	+	+
4	13	2	4	0,32	0,67	0,25	-	-
	14		6	0,22	1,0	0,34	+	+
	15	6	4	0,20	0,67	0,51	+	+
	16		6	0,11	1,0	0,67	+	+
	17		10	4	0,08	0,67	0,77	+
	18	6		0,03	1,0	1,0	+	+
	5	19	2	4	0,86	0,67	0,21	-
20		6		0,59	1,0	0,27	-	-
21		6	4	0,49	0,67	0,37	-	-
22			6	0,32	1,0	0,47	-	-
23		10	4	0,35	0,67	0,54	-	-
24			6	0,19	1,0	0,67	+	-
6	25	2		0,78	0,17	0,1	+	-
	26	6		0,32	0,17	0,25	+	-
	27	10		0,14	0,17	0,42	+	+

С применением отношения строгого предпочтения в сформированном множестве выделено подмножество алгоритмов обнаружения, оптимальных по Слейтеру. В табл. 4 эти алгоритмы помечены знаком "+". Для сравнения здесь же помечены алгоритмы, оптимальные по Парето.

При введении результирующего показателя типа для случая $h_1 = h_2 = h_3 = 1/3$ из полученного подмножества обнаружителей выбран единственный вариант обнаружителя с номером 11, соответствующий $\min K_r$. Для этого обнаружителя при размерности исходного спектрального описания $L=60$ и размерности координатного представления в базисе Карунена-Лоэва с числом координат $N=6$ обеспечивается обнаружение изменения свойств сигналов с вероятностью правильного обнаружения $P_{(1/1)}=0,98$ при вероятности ложной тревоги $P_{(1/0)}=0,11$. Для принятия решения требуется время наблюдения сигнала $T_s = 40$ мс.

Заключение Рассмотрен пример решения многокритериальной задачи обнаружения неизвестных сигналов на фоне помехи, которое доведено до получения множества оптимальных по совокупности показателей качества алгоритмов обнаружения. Структура и параметры алгоритмов обнаружения устанавливаются на этапе обучения с использованием имеющихся выборок помехи. В режиме обнаружения либо может использоваться все полученное множество оптимальных алгоритмов обнаружения для принятия коллективных решений [12,13] или структурной адаптации [14], либо может вводиться результирующий показатель для выбора единственного алгоритма обнаружения. Полученные алгоритмы обнаружения довольно просто реализуются на универсальных либо специализированных ЭВМ, а также с помощью уже существующих СБИС, которые выполняют вычисления евклидовых и махалабисовых расстояний [15].

Список литературы: 1. Обнаружение изменения свойств сигналов и динамических систем / Под ред. М. Басевиль, А. Банвениста. М.: Мир, 1989. 278с. 2. Андерсон Т.В. Введение в многомерный статистический анализ. М.: Мир, 1963. 500с. 3. Теория обнаружения сигналов /Под ред. П.В. Бакута. М.: Радио и связь, 1984. 440с. 4. Сенин А.Г. Распознавание случайных сигналов. Новосибирск: Наука, 1974. 76с. 5. Либенсон М.Н. Нелинейный статистический метод распознавания многих классов // Проблемы случайного поиска. 1978. Вып. 6. С.299-317. 6. Омельченко В.А., Голобородько Ю.Н. Многокритериальная задача многоальтернативного обнаружения сигналов в условиях повышенной априорной неопределенности //Радиотехника. 1989. Вып. 90. С. 28-34. 7. Распознавание неполностью описанных случайных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов / Омельченко В.А., Балабанов В.В. и др. // Отбор и обработка информации. Вып. 8. К., 1992. С. 71-80. 8. Омельченко В.А. Основы спектральной теории распознавания сигналов. Харьков: Вища школа, 1983. 159с. 9. Омельченко В.А. Многокритериальные задачи распознавания радиосигналов. 1. Распознавания сигналов в условиях априорной неопределенности // Отбор и обработка информации. Вып. 3. К., 1989. С. 13-16. 10. Фалькович С.Е., Пономарев В.И., Шварко Ю.В. Оптимальный прием пространственно-временных сигналов в радиоканалах с рассеянием. М.: Радио и связь, 1989. 296с. 11. Подиновский В. Д., Ногин В.Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. М.: Наука, 1982. 256с. 12. Барабаш Ю.Л. Коллективные статистические решения при распознавании. М.: Сов. Радио, 1983. 224с. 13. Растринин Л.А., Эришштейн Р.Х. Метод коллективного распознавания. М.: Наука, 1981. 80с. 14. Глаз А.Б. Параметрическая и структурная адаптация решающих правил в задачах распознавания. Рига: Наука, 1988. 167с. 15. СБИС для распознавания образов и обработки изображений /Под. ред. К. Фу. М.: Мир, 1988. 248с.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

Поступила в редколлегию 15.09.1999