

УДК 621.396.96

АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ПРИНЯТЫХ СИГНАЛОВ В АВИАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ РАДИОЭЛЕКТРОННОГО НАБЛЮДЕНИЯ

Е.В. ФАДЕЕВ

АО «ЦЕНТРАЛЬНЫЙ НАУЧНО-
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ РАДИОТЕХНИЧЕСКИЙ
ИНСТИТУТ ИМ. АКАДЕМИКА А.И. БЕРГА»

Рассмотрена задача синтеза совместных оптимальных алгоритмов обработки принятых сигналов пассивных систем радиоэлектронного наблюдения при различных подходах к очередности выполнения процедур. В частности, был впервые рассмотрен алгоритм с выполнением распознавания до разрешения, использующий информацию распознавания для адаптивного разрешения. При этом была использована байесовская методика синтеза алгоритмов. Проведен сравнительный анализ полученных алгоритмов по точности выполнения процедур и требуемым вычислительным затратам на их реализацию.

Ключевые слова: радиоэлектронное наблюдение, алгоритм обработки информации, оценка параметров, разрешение, распознавание, теория принятия решений, байесовский синтез.

ВВЕДЕНИЕ

Авиационные системы радиоэлектронного наблюдения (РЭН) являются пассивными системами, работающими оперативно в большом пространственном районе. В этих системах обработка принятых сигналов источников радиоизлучения (ИРИ) реализуется на основе выполнения процедур: обнаружение, оценивание параметров и распознавание ИРИ [4, 5, 8]. Ввиду зависимости результатов выполнения перечисленных процедур наибольшая точность авиационных систем радиоэлектронного наблюдения может быть достигнута совместными оптимальными алгоритмами [3, 10]. Тем не менее, вопрос об очередности выполнения процедур решается неформально, опираясь на интуицию исследователя. В настоящее время принято говорить о формировании гипотез разрешения до распознавания [1]. В данной работе рассмотрено формирование гипотез распознавания до разрешения.

RECEIVED SIGNAL PROCESSING ALGORITHMS IN AVIATION-BASED RADIOELECTRONIC SURVEILLANCE SYSTEMS

E.V. FADEEV

CENTRAL RESEARCH RADIO ENGINEERING
INSTITUTE NAMED AFTER ACADEMICIAN
A.I. BERG

Joint optimal algorithm synthesis problem of processing of signals in aviation-based radioelectronic surveillance systems has been considered using different approach to order tasks. In particular, for the first time recognition performed prior resolution has been proposed, where recognition info used to perform adaptive resolution. The Bayesian method of synthesis of optimum algorithms of processing of signals has been used. Comparative analysis of considered algorithms has been carried out over task performance accuracy and computational costs on their implementation.

KEYWORDS: radioelectronic surveillance, the algorithm of information processing, estimation, resolution, recognition, decision theory, Bayes' synthesis.

DOI: 10.52531/1682-1696-2021-21-4-11-19

Актуальность данного анализа обусловлена накапливающимися неточностями и сложностями в работе принятого алгоритма с распознаванием после разрешения, вызванными развитием многообразия ИРИ и усложнением радиоэлектронной обстановки в районе наблюдения. Рассмотрим несколько примеров возникающих неточностей и сложностей, подчеркивающих важность порядка этапов.

Если о полученном сигнале известно два угла направления, то можно говорить об обнаружении наземного объекта. По одному сигналу-пеленгу невозможно обнаружить ИРИ, равно как по сигналу с двумя направлениями невозможно обнаружить воздушные объекты, поэтому требуется несколько из них сгруппировать. Тем не менее, в некоторый промежуток времени угол (углы) пространственного положения разных ИРИ может совпадать, и разрешение только по пространству будет некорректно. Требуется дополнительно производить разрешение по другой известной информации о

сигналах. Например, по диапазонам первичных радиотехнических параметров (РТП): частота, длительность импульса (непрерывность) и тип модуляции. Остается открытым вопрос о размерах этих диапазонов. ИРИ, работающие в режимах перестройки/смены частоты и/или длительности импульса и/или типа модуляции, будут разрешены раздельно (размножены) при достаточно узких диапазонах. Несколько ИРИ, работающих в пределах одного диапазона с одинаковыми пространственными параметрами, будут сгруппированы вместе. С другой стороны, размер диапазонов можно выбирать параметрически, зная допустимые типы ИРИ при данных первичных РТП.

В дополнение к сказанному выше стоит упомянуть многофункциональные ИРИ. Работа на различных режимах и типорегимах при перестройке между ними приведет к размножению при разрешении без учета информации о предположительном типе объекта.

В данной работе произведена попытка описать результаты выбора различных вариантов очередности выполнения процедур обработки в авиационных системах РЭН. Произведен синтез и сравнительный анализ точности и сложности алгоритмов. Здесь и далее под точностью алгоритма принята точность получаемых результатов выполняемых процедур, потому разница точностей алгоритмов может быть качественно оценена количеством и степенью влияния различных неточностей, возникающих при работе алгоритма. Под сложностью алгоритма принято количество вычислительных затрат для реализации алгоритма.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

1.1. Модель информационного взаимодействия

Модель информационного взаимодействия наблюдаемых объектов и наблюдающих РС состоит из двух моделей: модели состояний объектов и модели наблюдений этих объектов в РС [5].

Модель состояний каждого объекта описывает изменение во времени его режимов работы и параметров излучения. Определение относительно редкого изменения режимов и параметров работы одного объекта есть задача вторичной и третичной обработки. В рамках первичной обработки модель состояний определяет перестройку первичных РТП. Характер перестройки первичных РТП определяется набором параметров $\lambda_k^{[i]}$, определяемых режимом и параметрами работы i -го объекта.

Зависимость параметров излучения от режима работы и типа объекта может и должна быть использована при обработке. В данной работе будет рассматриваться следующая априорная библиотека: типы объектов и правила выбора апостериорной вероятности, определяемые известной априорной информацией о типах [4]. Количество типов в библиотеке N_{AB} будем считать с включением неопределенного типа объекта. Он обладает диапазонами РТП, равными

максимально допустимым диапазонам измерению, имеет наименьшую апостериорную вероятность и обозначает отсутствие объекта в базе.

Будем рассматривать случай одного наблюдателя. Взаимодействие между объектами и наблюдателем будем считать осуществляющимся согласно уравнению наблюдения:

$$\xi_k = S(t_k, \lambda_k^{[i]}) + n_k,$$

где t_k k -тый момент времени, $\lambda_k^{[i]}$ вектор-столбец параметров сигнала i -го объекта в k -тый момент времени, ξ_k вектор-столбец параметров принятого наблюдателем сигнала в k -тый момент времени, $S(t_k, \lambda_k^{[i]})$ – полезный сигнал, являющийся векторной функцией $\lambda_k^{[i]}$ в отсутствие помех, n_k – аддитивный гауссовский шум. Характеристики n_k : $M(n_k) = 0$ – нулевое среднее, $M(n_k \cdot n_{k-1}^T) = 0$ – нулевая матрица корреляции между последовательными моментами времени, $M(n_k \cdot n_k^T) = W_k$ – заранее известная матрица автокорреляции.

1.2. Рассматриваемые задачи обработки

Разрешением сигналов Γ будем называть принятие решения соответствия каждому сигналу группы сигналов (возможно состоящей из него одного), принятых от одного ИРИ [8]. Соответственно, каждое возможное такое r -тое соответствие будем называть гипотезой разрешения Γ_r . Дерево гипотез изображено на рис. 1, жирным цветом выделен пример r -той гипотезы. Размер древа гипотез разрешения $L_k : r \in \{1; L_k\}$ зависит от количества наблюдений k , необходимых разрешить. Из рис. 2 видно, что количество гипотез разрешения L_k растет с очень большой скоростью.

Распознаванием сигналов T будем называть принятие решения соответствия каждому сигналу типа ИРИ из априорной библиотеки [8]. Каждое возможное n -тое такое соответствие будем называть гипотезой распознавания T_n . Если в библиотеке имеется N_{AB} различных типов, то количество гипотез будет равно

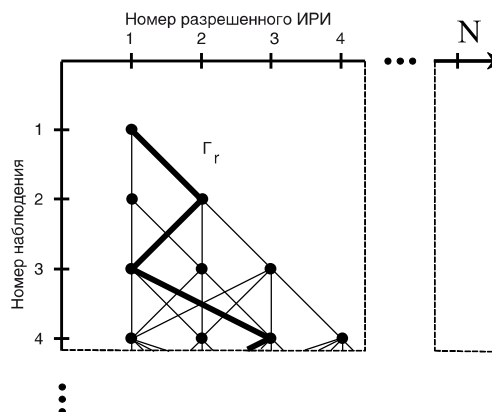


РИС 1.

Гипотезы разрешения

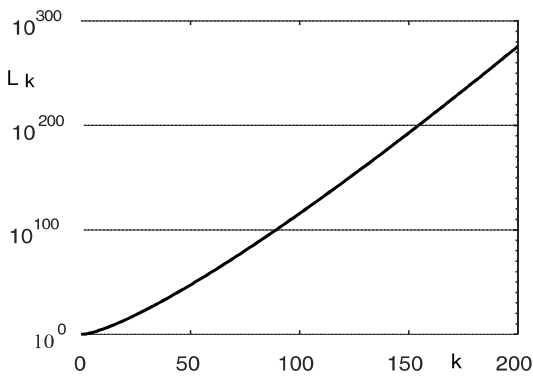


Рис. 2.

Размеры дерева гипотез разрешения

$N_T = (N_{AB})^k$. При выполнении распознавания после разрешения g групп сигналов необходимо определить тип каждой группы $N_T = (N_{AB})^g$.

Оценкой параметров сигналов Λ будем называть принятие решения соответствия каждому k -тому сигналу вектора параметров $\hat{\lambda}_k$ [8]. Вектор параметров $\hat{\lambda}_k$ рассматривается абстрактно, не вдаваясь в детали его содержания, $\hat{\Lambda} = \{\hat{\lambda}_k\}$ – он может нести как статистическую информацию [7], так и точное задание характера перестройки первичных РТП сигналов объекта. Каждое возможное такое соответствие будем называть гипотезой оценки параметров сигнала. Гипотезы оценки параметров сигнала являются непрерывной величиной.

2. СИНТЕЗ И АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ

Рассмотрим оптимальный совместный (как в плане этапов, так и в плане получения сигналов) алгоритм первичной обработки после обнаружения. Входными данными алгоритма будем считать набор параметров сигнала $\{\xi\} = \{\xi_1, \dots, \xi_k\}$. Результатом решения задач разрешения, распознавания и оценки параметров ИРИ будем считать соответственно: определение для каждого сигнала ζ_i номеров сигналов $\{k_i\} = \{k_1, \dots, i, \dots, k_g\}$, составляющих с ним единую группу; определение типа ИРИ (типорежима работы), одинакового для всей группы; оценку параметров ИРИ, также одинаковых для всей группы. Таким образом, решение $x = (\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda})$, где $r \in [1, L_k]$, $n \in [1, (N_{base})^k]$, а $\{\hat{\lambda}\} = \{\hat{\lambda}_1, \dots, \hat{\lambda}_k\} = \hat{\Lambda}$.

Рассмотрению предлагаются алгоритмы с всевозможными очередностями этапов: [ГЛГ], [ГТА], [ТГА], [ТАГ], [ЛТГ] и [ЛГТ]. Смена очередности задач в квадратных скобках (внутри совместного решения) приводит к изменению:

- порядка суммирования/интегрирования апостериорных рисков;
- накладываемых условностей на рассматриваемые апостериорные вероятности;
- функции потерь.

В то время как первое приведет к изменению слож-

ности алгоритма, второе и третье приведет к изменению точности алгоритма.

Сразу отметем варианты [ТАГ], [ЛТГ] и [ЛГТ], потому что параметры ИРИ по одному объекту не определяются – невозможно определить период следования, а также возможны большие ошибки в определении других параметров. Мы можем сгруппировать риски вначале по принятию решения Λ до разрешения Γ , а также с учетом веса ошибок составить функцию потерь. Апостериорные вероятности оценки всех параметров без выделения группы сигналов станут равно распределенными по периоду следования и широкими по другим параметрам. Второе приведет к большой ошибке алгоритма, а первое – к отсутствию одного решения и решению с точностью до периода следования, т.е. без рассмотрения такого параметра.

2.1. Апостериорные риски

Далее введем несколько обозначений для простоты записи формул: $F_i(a, b) = F_{ijab}$, $P(F_i(a, b) | \{\xi\}, G_a, J_b(a)) = P_{ps}(F_{ijab})$. Т.е. условные зависимости ставить индексами через знак условности, и при подстановке в вероятности (плотности вероятности) эти индексы несут также смысл условности вероятности. Также при работе с апостериорными рисками и вероятностями условность вероятности от полученных данных будем обозначать с индексами апостериорности. Здесь и далее будем заменять

$$\iint_{g(q) \times (\Lambda)} \left[\prod_{h=1}^g p(\lambda_{h|mq}) d\lambda_{h|mq} \right] \dots = \iint_{\Lambda} p(\Lambda_{|mq}) d\Lambda \dots$$

вне зависимости от размерности пространства оценок (количества групп g).

Рассмотрим апостериорные риски каждого алгоритма отдельно.

Решение в алгоритме [ГТА] группируется так: выбор гипотезы разрешения, дальнейший выбор гипотезы распознавания каждой группы и определение параметров ИРИ каждой группы – $x = (\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda}_{nr})$, где $r \in [1, L_k]$ – номер выбранной гипотезы разрешения, $g = g(r) = g_r$ – количество групп после разрешения,

$n(r) \in [1, (N_{AB})^g]$ – номер выбранной гипотезы распознавания. Обозначим $N_T = (N_{AB})^g$ и $N_\Gamma = L_k$.

$$R_{ps}(\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda}_{nr}) = \sum_{q=1}^{N_\Gamma} P_{ps}(\Gamma_q) \sum_{m=1}^{N_T} P_{ps}(T_{mq}) \quad (1a)$$

$$\iint_{\Lambda} p_{ps}(\Lambda_{|mq}) \Pi(\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda}_{nr}; \Gamma_q, T_{mq}, \Lambda_{|mq}) d\Lambda$$

Решение в алгоритме [ЛГТ] группируется так: выбор гипотезы разрешения, дальнейшее определение параметров ИРИ каждой группы, и выбор гипотезы распознавания каждой группы – $x = (\Gamma_r, \hat{\Lambda}_r, T_{nr|\hat{\Lambda}_r})$, где $r \in [1, L_k]$ – номер выбранной гипотезы разреше-

ния, $\mathbf{g} = \mathbf{g}(\mathbf{r}) = \mathbf{g}_r$ – количество групп после разрешения, $n(\mathbf{A}) \in [1, (N_{AB})^g]$ – номер выбранной гипотезы распознавания. Обозначим $N_T = (N_{AB})^g$ и $N_r = L_k$.

$$R_{ps}(\Gamma_r, \hat{\Lambda}_r, T_{m|\hat{\Lambda}_r}) = \sum_{q=1}^{N_r} P_{ps}(\Gamma_q) \iint_{\Lambda} p_{ps}(\Lambda_{|q}) \sum_{m=1}^{N_T} P_{ps}(T_{m|\Lambda, q}) \Pi(\Gamma_r, \hat{\Lambda}_r, T_{m|\hat{\Lambda}_r}; \Gamma_q, \Lambda_{|q}, T_{m|\Lambda, q}) d\Lambda \quad (16)$$

Решение в алгоритме [ТГЛ] группируется так: выбор гипотезы распознавания, дальнейший выбор гипотезы разрешения внутри каждого типа, и определение параметров ИРИ каждой группы – $x = (T_n, \{\Gamma_i\}_{r|n}, \{\hat{\Lambda}_i\}_{r|n})$, где $r \in [1, (N_{AB})^k]$ – номер выбранной гипотезы распознавания, $\mathbf{g}_1 = \mathbf{g}_1(\mathbf{n})$ – количество типов после распознавания, $\mathbf{g}_2 = \mathbf{g}_2(\mathbf{r}, \mathbf{i})$ – количество сигналов типа i после распознавания,

$\mathbf{i} = 1: \mathbf{g}_1$, $n(\mathbf{r}) \in \left[1, \prod_{i=1}^{\mathbf{g}_1} L_{\mathbf{g}_2}\right]$ – номер набора выбранных гипотез разрешения, $\mathbf{g}_3 = \mathbf{g}_3(\mathbf{r}, \mathbf{n}, \mathbf{i})$ – количество групп типа i после распознавания и разрешения.

Обозначим $N_r = \prod_{i=1}^{\mathbf{g}_1} L_{\mathbf{g}_2}$. Набор гипотез разрешения

внутри типов будем называть гипотезой разрешения $\{\Gamma_i\}_{r|n} = \Gamma_{r|n}$. Набор оценок групп внутри типов назовем одной оценкой $\{\hat{\Lambda}_i\}_{r|n} = \hat{\Lambda}_{r|n}$, где его размерность – количество групп. Тогда решение $x = (T_n, \Gamma_{r|n}, \hat{\Lambda}_{r|n})$.

$$R_{ps}(T_n, \Gamma_{r|n}, \hat{\Lambda}_{r|n}) = \sum_{m=1}^{N_T} P_{ps}(T_m) \sum_{q=1}^{N_r} P_{ps}(\Gamma_{q|m}) \iint_{\Lambda} p_{ps}(\Lambda_{|qm}) \Pi(T_n, \Gamma_{r|n}, \hat{\Lambda}_{r|n}; T_m, \Gamma_{q|m}, \Lambda_{|qm}) d\Lambda \quad (1B)$$

2.2. Апостериорные вероятности

При рассмотрении апостериорных рисков были использованы различные апостериорные вероятности для различных алгоритмов. Рассмотрим их в порядке увеличения количества условий.

Апостериорные вероятности разрешения

Есть несколько подходов к построению апостериорной вероятности и разрешения $P_{ps}(\Gamma_q)$. Первый способ: пространство параметров сигнала – параметров, характеризующих пространственное положение ИРИ (углов пеленга и места), и первичных РТП – делится на сектора с некоторыми параметрами шагов $\{\Delta\}$ для каждого параметра. Второй способ: вероятность того, что два сигнала принадлежат одной группе, определяется «расстоянием» между ними в пространстве параметров сигнала. В данном случае два сигнала либо принадлежат одной группе, либо нет: $P_{ij}(\xi_i, \xi_j, \{\Delta\}) + \bar{P}_{ij}(\xi_i, \xi_j, \{\Delta\}) = 1$. Функция

$P_{ij}(\xi_i, \xi_j, \{\Delta\})$ должна быть монотонно невозрастающей и может быть выбрана произвольным образом,

отражающим реальный потенциальный разброс параметров из-за перестройки. Коэффициенты $\{\Delta\}$ в данном случае могут задавать масштаб и вид функции $P_{ij}(\xi_i, \xi_j, \{\Delta\})$.

В обоих способах фигурируют коэффициенты $\{\Delta\} = \{\Delta\}_{\text{ППП}} \cup \{\Delta\}_{\text{РТП}}$, часть которых – $\{\Delta\}_{\text{ППП}}$, определяются разрешающей способностью принимающей аппаратуры. Вторая часть – радиотехнические $\{\Delta\}_{\text{РТП}}$ – может быть как константой, так и варьироваться в зависимости от значений параметров. Второе может быть осуществлено при полной априорной информации о «населенности» диапазона: количестве и ширине типов и вероятности встречи объекта в нем. В условиях априорной неизвестности единственным решением является эвристический выбор $\{\Delta\}_{\text{РТП}}$ на основе опыта разработчика системы. Это приводит к проблемам, описанным во введении к данной работе.

Апостериорная вероятность $P_{ps}(\Gamma_{q|m})$ с учетом информации о типе объекта может рассматриваться как восполнение нехватки параметризации радиотехнических $\{\Delta\}_{\text{РТП}}$. Разрешение по типу (которое следует автоматически из гипотезы распознавания) является адаптивным разрешением по РТП с предварительным обучением – $\{\Delta\}_{\text{РТП}}$ выбираются в соответствии с типом [6, 9].

АПОСТЕРИОРНЫЕ ВЕРОЯТНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ

$P_{ps}(T_m)$ определяется по всем радиотехническим параметрам без учета периода следования, который невозможно определить для одного сигнала. Вероятность того, что сигнал принадлежит типу, определяется правилами априорной библиотеки [4].

Стоит отметить, что информация о периоде следования типа ИРИ может быть использована при расчете $P_{ps}(\Gamma_{q|m})$.

$P_{ps}(T_{m|q})$ определяется по всем РТП согласно априорной библиотеке, так как уже выделена группа сигналов. Все параметры определяются точнее, так как есть выборка сигналов. Тем не менее, неверное разрешение приведет к неверному распознаванию всей группы с большой вероятностью. В данном случае параметры сигналов группы либо определяются через промежуточное значение (менее точно), либо вероятности распознавания определяются для каждого в отдельности и усредняются (более сложно).

Расчет $P_{ps}(T_{m|\Lambda, q})$ менее сложен, чем $P_{ps}(T_{m|q})$, и возможно менее точен (в зависимости от способа расчета $P_{ps}(T_{m|q})$). Если $P_{ps}(T_{m|q})$ рассчитывается через промежуточное значение, то $P_{ps}(T_{m|\Lambda, q})$ является только уменьшением сложности без потерь точности – не требуется рассчитывать промежуточные значения оценки. Если $P_{ps}(T_{m|q})$ рассчитывается через усреднение вероятностей, то расчет $P_{ps}(T_{m|\Lambda, q})$ будет намного быстрее, но менее точен.

АПОСТЕРИОРНЫЕ ВЕРОЯТНОСТИ ОЦЕНКИ ПАРАМЕТРОВ

Расчет $p_{ps}(\Lambda_{|q})$ может осуществляться как взвешенное среднее внутри группы. Вес может учитываться исходя из разброса значений в выборке и из априорной информации о возникающих проблемах при оценке параметров сигнала, например: погрешность измерения, характерные доплеровские изменения частот, увеличенная вероятность приема укороченного сигнала по сравнению с удлиненным.

Расчет $p_{ps}(\Lambda_{|qm})$ будет более точным, так как будет учитывать допустимые диапазоны типа как априорную информацию при оценке параметров. В частности, не возникнет ситуации, когда оценка параметров усреднением попадет в яму между диапазонами допустимых значений типа.

Расчет $p_{ps}(\Lambda_{|mq})$ аналогичен $p_{ps}(\Lambda_{|qm})$, но не стоит забывать о том, что ошибки предыдущего этапа перейдут на последующие этапы. Разница их точности будет определена точностью предыдущих этапов, поэтому расчет $p_{ps}(\Lambda_{|qm})$ (алгоритма [ГТЛ]) менее точен.

2.3. Функция потерь

Разрешение и распознавание не на последнем этапе уменьшает количество степеней свободы решений дальнейших этапов $x = (\Gamma_r, T_n, \hat{\Lambda})$ и тем самым делает ошибки на этом этапе более весомыми. Полученная на первых этапах информация выступает в качестве априорной для последующих, это увеличивает вес ошибок первых этапов и уточняет последующие. Поэтому будем составлять функции потерь алгоритмов, учитывающие последовательность этапов.

Составим простую функцию потерь. Для этого нужно лишь считать гипотезы как верно/неверно и потери соответственно меньше/больше с помощью символа Кронекера δ_{ij} или дельта-функции $\delta(a)$. Тем не менее, такой выбор подсчета потерь является более точным, чем совместный МАВ, так как учитывает на уровне коэффициентов разницу между количеством потерь на верное решение различных этапов [10].

Рассмотрим случай, когда все три вероятности при подсчете рисков – без дополнительных условий. Такой подход явно является неточным, но удобен как стартовая точка для рассмотрения действительных алгоритмов. На рис. 3 изображены области верности гипотезы и соответствующие потери для такого алгоритма.

В предыдущем пункте было показано влияние последовательности этапов – оно уточняет последующие этапы, увеличивает вес ошибки первых этапов, уменьшает вероятность и частично не рассматривает решения с верными последующими решениями при неверных предыдущих. Графически (отображая вероятность решения площадью) этот переход изображен на рис. 4. Учет решения предыдущего этапа приводит к уменьшению и «заползанию» множества верных решений внутри множества верных решений предыду-

щего этапа. При этом рост веса потерь первых этапов приводит к тому, что ошибка первых этапов становится примерно равной ошибке первых и последующих. Поэтому ошибки серых областей на рис. 4 становятся примерно равными ошибкам областей, граничащих с ними пунктирной линией.

С учетом сказанного, составим функции потерь. Функция потерь алгоритма [ГТЛ]:

$$\begin{cases} \Pi(\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda}_{|nr}; \Gamma_q, T_{mq}, \Lambda_{|mq}) = c_\Gamma(1 - \delta_{rq}) + \\ + c_T(1 - \delta_{rq}\delta_{nm}) + c_\Lambda(1 - \delta_{rq}\delta_{nm}\delta(\hat{\Lambda}_{|nr} - \Lambda_{|mq})), (2a) \\ c_\Gamma \gg c_T \gg c_\Lambda. \end{cases}$$

Функция потерь алгоритма [ГТЛ]:

$$\begin{cases} \Pi(\Gamma_r, \hat{\Lambda}_{|r}, T_{n|\hat{\Lambda}_r}; \Gamma_q, \Lambda_{|q}, T_{m|\Lambda_q}) = c_\Gamma(1 - \delta_{rq}) + \\ + c_T(1 - \delta_{rq}\delta_{nm}\delta(\hat{\Lambda}_{|r} - \Lambda_{|q})) + c_\Lambda(1 - \delta_{rq}\delta(\hat{\Lambda}_{|r} - \Lambda_{|q})), (2b) \\ c_\Gamma \gg c_\Lambda \gg c_T. \end{cases}$$

Функция потерь алгоритма [ТГЛ]:

$$\begin{cases} \Pi(T_n, \Gamma_{rn}, \hat{\Lambda}_{|rn}; T_m, \Gamma_{qm}, \Lambda_{|qm}) = c_\Gamma(1 - \delta_{nm}\delta_{rq}) + \\ + c_T(1 - \delta_{nm}) + c_\Lambda(1 - \delta_{nm}\delta_{rq}\delta(\hat{\Lambda}_{|rn} - \Lambda_{|qm})), (2в) \\ c_\Gamma \gg c_\Lambda \gg c_T. \end{cases}$$

Вданной записи коэффициенты потерь $\{c_\Gamma, c_T, c_\Lambda\}$ будут нести смысл потерь при неверности соответственной гипотезы [10]. Альтернативно, можно задать функцию потерь в другой форме [1, 2]. В такой формулировке коэффициенты потерь $\{c'_\Gamma, c'_T, c'_\Lambda\}$ несут смысл потерь при неверности соответственной гипо-

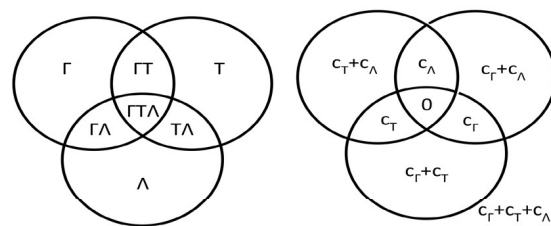


РИС. 3.

Области верности гипотезы среди всех возможных решений (слева) и потери соответствующих областей (справа)

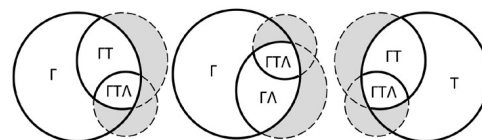


РИС. 4.

Области верности гипотез и области приближенно оцененных потерь (закрашены серым) алгоритмов (слева направо): [ГТЛ], [ГЛТ] и [ТГЛ]

тезы и верности гипотез всех предыдущих этапов. При этом усложняется запись формул синтеза оптимального алгоритма и теряется унифицированность этих коэффициентов между рассматриваемыми алгоритмами. Однако данные коэффициенты всегда приводят к МАВ при $\{c'_\Gamma, c'_T, c'_\Lambda\} = \{1, 1, 1\}$. В любом случае, от одной формы всегда можно перейти к другой: $\{c'_1, c'_2, c'_3\} = \{c_1 + c_2 + c_3, c_2 + c_3, c_3\}$. Здесь индексами указан порядок этапов $\{1, 2, 3\} \in \{\Gamma, T, \Lambda\}$.

2.4. Метод анализа алгоритмов

В последующих главах будут рассмотрены различные алгоритмы. Для каждого из них будет приведен байесовский синтез этого алгоритма и построенная на основе этого структурная схема алгоритма. Будет сравнена точность и сложность каждого подхода.

Чтобы оценить сложность алгоритма $Diff[]$, нужно оценить количество и сложность выполняемых операций $Diff()$. Чтобы оценить точность алгоритма $Acc[]$, нужно рассмотреть и сравнить степень значимости всех предположений и пренебрежений, использованных для его синтеза:

1) Потерянные решения, потерянные при уменьшении степеней свободы решения при введении разрешения и распознавания не на последних этапах. Для всех описанных алгоритмов эти потери одинаковы. Из рассмотрения выпадают все решения, у которых тип и оценка параметров различаются внутри групп. Хотя эти решения и являются несоответствующими реалиям, при несинхронной функции потерь они могли бы соответствовать минимуму риска. Поэтому хоть это и потеря точности, но в какой-то степени это находящиеся решения с минимумом рисков среди валидных.

2) Неточности в задании функции потерь, фактическое количество неправильно оцененных гипотез в отношении общего количества (рис. 4). Количество примерно одинаково (рис.4), при условиях (2а-в) на коэффициенты потерь эти неточности малы.

3) Потери точности при дискретизации непрерывного параметра.

4) Возможность задания апостериорных вероятностей для подсчета апостериорных рисков, и вытекающие из них различия в точности алгоритмов.

Таким образом, для сравнения точностей алгоритмов следует обратить внимание на пункты 3 и 4.

2.5. Синтез и анализ алгоритма [ГТА]

Данный алгоритм в несколько других обозначениях потерь (см. 2.3.) был синтезирован в статье Коданева В.А., Школьного Л.А., Ясько С.И. [2]. Подставим функцию потерь (2а) в апостериорный риск (1а):

$$R_{ps}(\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda}_{nr}) = \sum_{q=1}^{N_r} P_{ps}(\Gamma_q) \sum_{m=1}^{N_T} P_{ps}(T_{mq}) \iint_{\Lambda} [P_{ps}(\Lambda_{mq}) \cdot (c_\Gamma(1 - \delta_{rq}) + c_T(1 - \delta_{rq}\delta_{nm}) + c_\Lambda(1 - \delta_{rq}\delta_{nm})\delta(\hat{\Lambda}_{nr} - \Lambda_{mq}))] d\Lambda_{mq} \quad (3a)$$

$$= c_\Gamma + c_T + c_\Lambda - c_\Gamma P_{ps}(\Gamma_r) - c_T P_{ps}(\Gamma_r) P_{ps}(T_{nr}) - c_\Lambda P_{ps}(\Gamma_r) P_{ps}(T_{nr}) P_{ps}(\hat{\Lambda}_{nr})$$

$$R'_{ps}(\Gamma_r, T_{nr}, \hat{\Lambda}_{nr}) = -c_\Gamma P_{ps}(\Gamma_r) - c_T P_{ps}(\Gamma_r) P_{ps}(T_{nr}) - c_\Lambda P_{ps}(\Gamma_r) P_{ps}(T_{nr}) P_{ps}(\hat{\Lambda}_{nr})$$

Условная байесовская оценка:

$$\hat{\Lambda}_{\sigma nr} = \arg \sup_{\hat{\Lambda}_{nr} \in \Lambda} (P_{ps}(\hat{\Lambda}_{nr})) \quad (4a)$$

Также из-за положительности вероятностей она может быть найдена почленно:

$$\hat{\lambda}_{h\sigma nr} = \arg \sup_{\hat{\lambda}_{h\sigma nr} \in \Lambda} (P_{ps}(\hat{\lambda}_{h\sigma nr}))$$

Далее, условная байесовская оценка $n=n_0$, если $\forall m$:

$$P_{ps}(T_{nr}) \geq P_{ps}(T_{nr'}) \frac{c_T + c_\Lambda P_{ps}(\hat{\Lambda}'_{\sigma nr})}{c_T + c_\Lambda P_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma nr})} \quad (5a)$$

Байесовская оценка $r=r_0$, если $\forall q$:

$$P_{ps}(\Gamma_r) \geq P_{ps}(\Gamma_q) \frac{c_\Gamma + c_T P_{ps}(T_{nqr}) + c_\Lambda P_{ps}(T_{nqr}) P_{ps}(\hat{\Lambda}'_{\sigma nr})}{c_\Gamma + c_T P_{ps}(T_{nqr}) + c_\Lambda P_{ps}(T_{nqr}) P_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma nr})} \quad (6a)$$

При $\{c_\Gamma, c_T, c_\Lambda\} = \{0, 0, 1\}$ байесовский метод переходит в метод МАВ.

Рассмотрим порядок работы алгоритма по структурной схеме, отображенной на рис. 5:

1) Сформировать все гипотезы Γ_r , рассчитать для каждой из них $P_{ps}(\Gamma_r)$.

2) Для каждой гипотезы Γ_r сформировать все варианты гипотез $T_{n/r}$, рассчитать $P_{ps}(T_{n/r})$.

3) Для каждой гипотезы $T_{n/r}$ рассчитать $\hat{\Lambda}_{\sigma nr}$ по формуле (4а), рассчитать $P_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma nr})$.

4) Для каждой гипотезы Γ_r найти T_{nqr} по формуле (5а).

5) Найти Γ_{r_0} по формуле (6а) – решение разрешення.

6) Выбрать T_{n_0/r_0} – решение распознавания.

7) Выбрать $\hat{\Lambda}_{\sigma nr_0}$ – решение оценки параметров ИРИ.

Сложность алгоритма в первом приближении определяется наибольшим количеством действий – количеством гипотез распознавания, для которых считается байесовская оценка параметров. Сложность алгоритма во втором приближении учитывает количество и сложность расчета апостериорной вероятности распознавания:

$$Diff[ГТА] = \sum_{r=1}^{L_k} (N_{AB})^{g(r)} g(r) \cdot Diff(\max(P_{ps}(\lambda_{hnr}))) + \sum_{r=1}^{L_k} (N_{AB})^{g(r)} Diff(P_{ps}(T_{nr}))$$

С одной стороны, кажется, что сложность

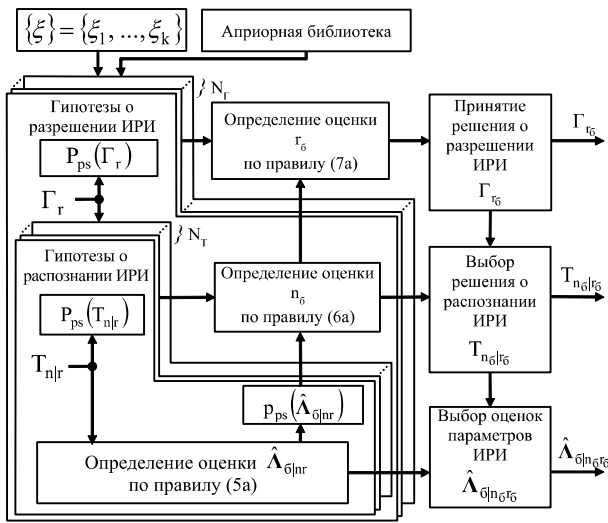


Рис. 5.
Блок-схема совместного алгоритма [ГТЛ]

$Diff(\max(p_{ps}(\lambda_{n|nr})))$ определяется диапазонами параметров и дискретизацией (точностью) их перебора. Однако нахождение максимума функции есть задача оптимизации. В случае непрерывных апостериорных вероятностей максимум может быть найден без потерь точности и быстрее, используя изменение знака производной в экстремумах функций. Так можно избежать появления ошибок дискретизации.

2.6. Синтез и сравнительный анализ алгоритма [ГАТ]

Подставим функцию потерь (26) в апостериорный риск (16):

$$\begin{aligned} R_{ps}(G_r, \hat{\Lambda}_{lr}, T_{n|\hat{\Lambda}_{lr}}) &= \\ &= \sum_{q=1}^{N_r} P_{ps}(G_q) \iint_{\Lambda} P_{ps}(\Lambda_{lq}) \sum_{m=1}^{N_T} [P_{ps}(T_{m|\Lambda, q}) \cdot \\ &\cdot (c_T(1 - \delta_{rq}) + c_T(1 - \delta_{rq}) \delta_{nm} \delta(\hat{\Lambda}_{lr} - \Lambda_{lq})) \\ &+ c_{\Lambda}(1 - \delta_{rq} \delta(\hat{\Lambda}_{lr} - \Lambda_{lq}))] d\Lambda_{lq} \\ &= c_T + c_T + c_{\Lambda} - c_T P_{ps}(G_r) - c_{\Lambda} P_{ps}(G_r) p_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) \\ &- c_T \frac{P_{ps}(G_r) p_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) P_{ps}(T_{n|\hat{\Lambda}_{lr}})}{P_{ps}(G_r, \hat{\Lambda}_{lr}, T_{n|\hat{\Lambda}_{lr}})} \\ &= -c_T P_{ps}(G_r) - c_{\Lambda} P_{ps}(G_r) p_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) - \\ &- c_T P_{ps}(G_r) p_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) P_{ps}(T_{n|\hat{\Lambda}_{lr}}) \end{aligned} \quad (36)$$

Условная байесовская оценка $n = n_6$:

$$T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}} = \underset{n \in \{1..N_T\}}{\operatorname{argsup}} (P_{ps}(T_{n|\hat{\Lambda}_{lr}})) \quad (46)$$

Далее, условная байесовская оценка $\hat{\Lambda} = \hat{\Lambda}_{6}$, если $\forall \hat{\Lambda}'$:

$$p_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) \geq p_{ps}(\hat{\Lambda}'_{lr}) \frac{c_{\Lambda} + c_T P_{ps}(T_{m_6|\hat{\Lambda}'_{lr}})}{c_{\Lambda} + c_T P_{ps}(T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}})} \quad (56)$$

Байесовская оценка $r = r_6$, если $\forall q$:

$$P_{ps}(G_r) \geq P_{ps}(G_q) \frac{c_T + c_{\Lambda} P_{ps}(\hat{\Lambda}'_{lq}) + c_T P_{ps}(\hat{\Lambda}'_{lq}) P_{ps}(T_{m_6|\hat{\Lambda}'_{lq}})}{c_T + c_{\Lambda} P_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) + c_T P_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr}) P_{ps}(T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}})} \quad (66)$$

При $\{c_T, c_{\Lambda}\} = \{0, 1, 0\}$ байесовский метод переходит в метод МАВ.

Сложность алгоритма бесконечная, так как необходимо для каждой гипотезы $\hat{\Lambda}_{lr}$ рассчитать $T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}}$ – непрерывной величине $\hat{\Lambda}_{lr}$ поставить в соответствие $T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}}$ и $P_{ps}(T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}})$. Поэтому оценки необходимо дискретизировать.

В качестве альтернативы дискретизации можно рассмотреть разбиение допустимых значений $\hat{\Lambda}_{lr}$ на диапазоны по $T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}}$. Этот подход позволит более точно рассчитывать максимумы внутри диапазонов, но их границы все равно будут оценены с неточностью. С точки зрения сложности этот подход примерно равен дискретизации с самого начала.

Неформализуемая (полный перебор невозможен) глобальная (требуется найти глобальный, а не локальный максимум) задача оптимизации имеет различные методы оптимизации, такие как передискретизация, случайный поиск, метод ветвей и границ. Применение данных методов позволит выиграть в точности, но проиграть по сложности, или, наоборот проиграть в точности, но выиграть по сложности по отношению к одноразовой дискретизации и перебору всех возможных решений.

Рассмотрим порядок работы алгоритма по структурной схеме, отображенной на рис. 6:

1) Сформировать все гипотезы G_r , рассчитать для каждой из них $P_{ps}(G_r)$.

2) Каждой гипотезе G_r поставить в соответствие

все варианты гипотез $\hat{\Lambda}_{gr} \in \{1; (N_{\Lambda})^{g(r)}\}$, N_{Λ} – количество рассматриваемых дискретных комбинаций параметров. Рассчитать $p_{ps}(\hat{\Lambda}_{lr})$.

3) Для каждой гипотезы $\hat{\Lambda}_{gr}$ рассчитать $T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}}$ по формуле (46), рассчитать $P_{ps}(T_{n_6|\hat{\Lambda}_{lr}})$.

4) Для каждой гипотезы G_r найти $\hat{\Lambda}_{gr}$ по формуле (56).

5) Найти G_{r_6} по формуле (66) – решение разрешения.

6) Выбрать $\hat{\Lambda}_{6lr_6}$ – решение оценки параметров ИРИ.

7) Выбрать $T_{n_6|\hat{\Lambda}_{6lr_6}}$ – это решение распознавания.

Сложность алгоритма в первом приближении определяется наибольшим количеством действий – количеством гипотез распознавания, для которых считается апостериорная вероятность распознавания:

$$Diff[\Gamma \Lambda T] = \sum_{r=1}^{L_k} (N_{AB})^{g(r)} (N_{\Lambda}(r))^{g(r)} Diff(P_{ps}(T_{n|\hat{\Lambda}_r}))$$

Полученная сложность даже в первом приближении намного больше сложности алгоритма [ГТЛ].

Потери точности. Как было сказано ранее, для реализуемости алгоритма необходимо вводить дополнительные потери точности. При дискретизации пространства оценок будет получена не только погрешность в оценке, но и утратится глобальность решения задачи оптимизации. Последнее замечание имеет место в случае узко резонансных минимумов рисков, попадающих между шагами дискретизации. В таком случае оценка может быть произведена с очень большой ошибкой.

В пункте 2.2. рассмотрено, что расчет апостериорных вероятностей этого алгоритма и алгоритма [ГТЛ] имеют несколько больше неточностей: оценка с информацией о типе $p_{ps}(\Lambda_{qm})$ становится точнее, в то время как распознавание после оценки $P_{ps}(T_{m|\Lambda,q})$ не приносит выигрыша точности.

2.7. Синтез и сравнительный анализ алгоритма

Подставим функцию потерь (2в) в апостериорный риск (1в):

$$R_{ps}(T_n, \Gamma_{rn}, \hat{\Lambda}_{rn}) = \sum_{m=1}^{N_T} P_{ps}(T_m) \sum_{q=1}^{N_\Gamma} P_{ps}(\Gamma_{qm}) \iint_{\Lambda} [p_{ps}(\Lambda_{qm}) \cdot (c_\Gamma(1-\delta_{nm}\delta_{rq}) + c_T(1-\delta_{nm}) + c_\Lambda(1-\delta_{nm}\delta_{rq}\delta(\hat{\Lambda}_{rn}-\Lambda_{qm}))) d\Lambda_{qm}] = c_T + c_\Gamma + c_\Lambda - c_T P_{ps}(T_n) - c_\Gamma P_{ps}(T_n) P_{ps}(\Gamma_{rn}) - c_\Lambda P_{ps}(T_n) P_{ps}(\Gamma_{rn}) P_{ps}(\hat{\Lambda}_{rn})$$

$$R'_{ps}(T_n, \Gamma_{rn}, \hat{\Lambda}_{rn}) = -c_T P_{ps}(T_n) - c_\Gamma P_{ps}(T_n) P_{ps}(\Gamma_{rn}) - c_\Lambda P_{ps}(T_n) P_{ps}(\Gamma_{rn}) P_{ps}(\hat{\Lambda}_{rn}) \quad (3в)$$

Условная байесовская оценка:

$$\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n} = \arg \sup_{\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n} \in \Lambda} (p_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n})) \quad (4в)$$

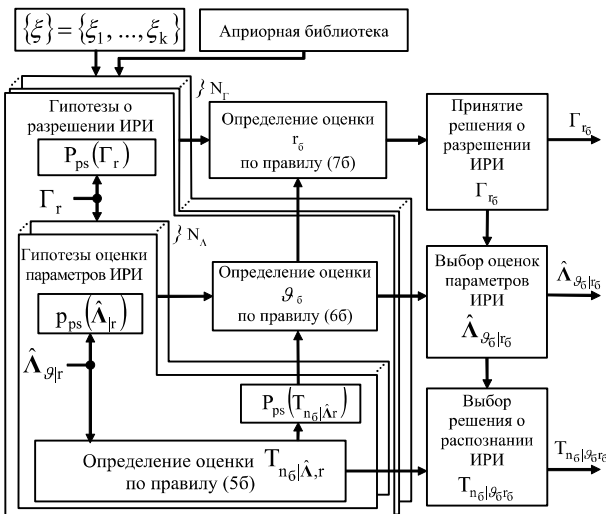


Рис. 6. Блок-схема совместного алгоритма

Также из-за положительности вероятностей она может быть найдена почленно:

$$\hat{\lambda}_{h\sigma|\Gamma n} = \arg \sup_{\hat{\lambda}_{h\sigma|\Gamma n} \in \Lambda} (p_{ps}(\hat{\lambda}_{h\sigma|\Gamma n}))$$

Далее, условная байесовская оценка $r=r_0$, если $\forall q$:

$$P_{ps}(\Gamma_{rn}) \geq P_{ps}(\Gamma_{qn}) \frac{c_\Gamma + c_\Lambda P_{ps}(\hat{\Lambda}'_{\sigma|\Gamma n})}{c_\Gamma + c_\Lambda P_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n})} \quad (5в)$$

Байесовская оценка $n=n_0$, если $\forall m$:

$$P_{ps}(T_n) \geq P_{ps}(T_m) \frac{c_\Gamma + c_T P_{ps}(\Gamma_{qm}) + c_\Lambda P_{ps}(\Gamma_{qm}) P_{ps}(\hat{\Lambda}'_{\sigma|\Gamma m})}{c_\Gamma + c_T P_{ps}(\Gamma_{qn}) + c_\Lambda P_{ps}(\Gamma_{qn}) P_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n})} \quad (6в)$$

При $\{c_\Gamma, c_T, c_\Lambda\} = \{0, 0, 1\}$ байесовский метод переходит в метод МАВ.

Рассмотрим порядок работы алгоритма по структурной схеме, отображенной на рис. 7:

- 1) Сформировать все гипотезы T_n , рассчитать для каждой из них $P_{ps}(T_n)$.
- 2) Для каждой гипотезы T_n сформировать все варианты гипотез $\Gamma_{r/n}$, рассчитать $P_{ps}(\Gamma_{r/n})$.
- 3) Для каждой гипотезы $\Gamma_{r/n}$ рассчитать $\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n}$ по формуле (4в), рассчитать $p_{ps}(\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma n})$.
- 4) Для каждой гипотезы T_n найти $\Gamma_{r_0/n}$ по (5в).
- 5) Найти T_{n_0} по (6в) – будет решение распознавания.
- 6) Выбрать $\Gamma_{r_0|n_0}$ – решение разрешения.
- 7) Выбрать $\hat{\Lambda}_{\sigma|\Gamma_0 n_0}$ – решение оценки параметров ИРИ.

Сложность алгоритма в первом приближении определяется наибольшим количеством действий – количеством гипотез разрешения, для которых считается байесовская оценка параметров. Сложность алгоритма во втором приближении учитывает количество и сложность расчета апостериорной вероятности гипотезы разрешения:

$$Diff[ТГ\Lambda] = \sum_{n=1}^{(N_{\Lambda\sigma})^k} \sum_{r=1}^{N_\Gamma} g(r) \cdot Diff(\max(p_{ps}(\lambda_{hnr}))) + \sum_{n=1}^{(N_{\Lambda\sigma})^k} \sum_{r=1}^{N_\Gamma} Diff(P_{ps}(\Gamma_{rn}))$$

Заметим, что первое слагаемое – первое приближение сложности алгоритма – одинаково для алгоритмов [ГТЛ] и [ГТЛ], так как количество перебираемых гипотез распознавания и разрешения не зависит от порядка суммирования. Разница есть лишь во втором слагаемом. Определить, для какого из алгоритмов второе слагаемое меньше, затруднительно – ответ зависит от размерности задачи и способа расчета апостериорных вероятностей.

Потери точности. Как было сказано выше, при правильном выборе метода оптимизации ошибок дискретизации можно избежать. Расчет апостериорных вероятностей в данном алгоритме намного точнее: распознавание после разрешения $P_{ps}(T_{m|q})$ позволя-

ет учитывать период следования при распознавании, но разрешение после распознавания $P_{ps}(\Gamma_{qlm})$ становится намного более точным.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ СРАВНИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗА

В результате сравнительного анализа было установлено следующее.

Увеличение сложности алгоритма [ГЛТ] обусловлено перебором гипотез распознавания по дискретизованным гипотезам оценки параметров. Необходимость введения дискретизации непрерывной величины приводит к уменьшению точности. Также точность расчета условных апостериорных вероятностей алгоритма [ГЛТ] меньше, чем у [ГТЛ], что приводит к увеличению разрыва в точности алгоритмов.

Сложность алгоритмов [ТГЛ] и [ГТЛ] в первом приближении равна, а во втором зависит от размерностей задачи. Точность расчета апостериорных вероятностей разрешения после распознавания обеспечивает значительный выигрыш точности алгоритму [ТГЛ].

Таким образом:

Сложности алгоритмов:

$$Diff[ТГЛ] \approx Diff[ГТЛ] \ll Diff[ГЛТ].$$

Точности алгоритмов:

$$Acc[ТГЛ] \gg Acc[ГТЛ] \gg Acc[ГЛТ].$$

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе были формально описаны результаты выбора различных очередностей решения задач для этапа первичной обработки принятых сигналов после обнаружения в авиационных системах РЭН. Сравнены вытекающие потери точности и сложности алгоритмов совместной обработки. Полностью рассмотрен синтез каждого рассматриваемого совместного алгоритма с приведением блок-схем алгоритма.

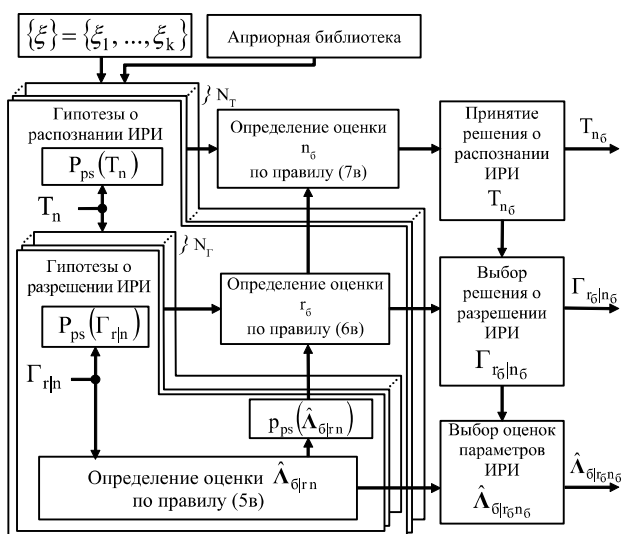


РИС. 7.

Блок-схема совместного алгоритма [ТГЛ]

После анализа алгоритмов было показано, что самым точным и быстрым является алгоритм [ТГЛ]. Это заключение является еще более значимым, так как этот алгоритм не рассматривался до этого в литературе.

При построении алгоритмов с дальнейшим упрощением (квазиоптимальных алгоритмов) разница в сложности алгоритмов может быть уменьшена, но неточности будут только накапливаться. Таким образом, выигрыш алгоритма [ТГЛ] по точности является фактом, сохраняющим свою силу и при квазиоптимальной обработке.

ЛИТЕРАТУРА

1. Белов С.Г., Коданев В.А., Школьный Л.А., Ясько С.И. Синтез совместного оптимального алгоритма разрешения, распознавания и оценивания параметров сигналов источников радиоизлучений. М.: Информационно-измерительные и управляющие системы, 2003. Т. 1. №5–6.
2. Коданев В.А., Школьный Л.А., Ясько С.И. Синтез совместных оптимальных алгоритмов обработки данных пассивных радиотехнических систем наблюдения. Труды ВВИА им. проф. Н.Е. Жуковского, Серия: Авиационные радиоэлектронные системы. М.: Радиотехника, 2007.
3. Левин Б.Р., Шинаков Ю.С. Совместно оптимальные алгоритмы обнаружения сигналов и оценивания их параметров (обзор) // Радиотехника и электроника. 1977. Т. 22. № 11. С. 2239–2256.
4. Мельников Ю.П. Воздушная радиотехническая разведка (методы оценки эффективности). М.: Радиотехника, 2005. 304 с.
5. Радзиевский В.Г. Сирота А.А. Теоретические основы радиоэлектронной разведки. 2-е изд., исп. и доп. М.: Радиотехника, 2004. 432 с.
6. Репин В.Г, Тарковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. М.: Сов. радио, 1977.
7. Тихонов В.И. Статистическая радиотехника. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Радио и связь, 1982. 624 с.
8. Тихонов В.И. Оптимальный прием сигналов. М.: Радио и связь, 1983.
9. Тихонов В.И., Харисов В.Н. Статистический анализ и синтез радиотехнических устройств и систем. М.: Радио и связь, 1991.
10. Трифонов А.П., Шинаков Ю.С. Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех. М.: Радио и связь, 1986. 264 с.

Фадеев Евгений Васильевич,
инженер АО «Центрального научно-исследовательского
радиотехнического института им. академика А.И. Берга»

✉ 107078, г. Москва, ул. Новая Басманная, д. 20, стр. 9,
тел.: +7 (499) 267-43-93, e-mail: ds4@cnirti.ru