

## ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

УДК 621.376.3

### АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В СИСТЕМАХ ПОДПОВЕРХНОСТНОЙ РАДИОЛОКАЦИИ

© 2015 г. Л. В. Лабунец<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана,  
Российская Федерация, 105005 Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5

<sup>2</sup>НОУ ВПО “Российский новый университет”,  
Российская Федерация, 105005 Москва, ул. Радио, д. 22

E-mail: labunets@bmstu.ru

Поступила в редакцию 25.09.2014 г.

Представлена методика автоматизированной цифровой обработки радарограмм ледовых покровов на основе рациональной последовательности современных методов интеллектуального анализа данных. Продемонстрирована эффективность структурного анализа георадиолокационных изменений для выделения информативного сигнала, исследования его кластерной структуры и последующей оценки толщины речного льда с помощью моделей локально взвешенной полиномиальной регрессии и EM-алгоритма.

DOI: 10.7868/S0033849415030122

#### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время подповерхностное радиолокационное зондирование среды видеоимпульсами длительностью порядка нескольких сотен пикосекунд нашло широкое применение в геофизике, в инженерно-геологических и геотехнических исследованиях. В частности, георадары успешно применяют при мониторинге толщины ледовых покровов с целью контроля за состоянием автомобильных ледовых переправ [1, 2]. Характерной особенностью такого рода системы дистанционного зондирования пресных речных льдов является проблема выделения слабого высокочастотного информативного сигнала на фоне мощной низкочастотной помехи. В работе [2] было показано, что рациональное решение этой задачи основано на структурном анализе радарограммы. В частности, эффективным методом является кратномасштабный анализ сигналов или изображений в базисе дискретного вейвлет-преобразования.

Не менее важным результатом применения вейвлет-анализа является обнаружение кластерной структуры низкоамплитудных высокочастотных составляющих георадиолокационных сигналов. Исследование кластерной структуры этих информативных компонент позволяет, в свою очередь, идентифицировать количество слоев зондируемой среды и оценивать ее практически важные геофизические параметры. Аналогичный подход рационален при мониторинге качества железнодорожного полотна и многослойных дорожных покрытий [3], а также при формировании геофи-

зических разрезов и картировании границ тонко-слоистых геологических сред [4, 5].

В данной работе рассмотрена методика автоматизированной цифровой обработки георадарных данных на примере анализа результатов зондирования “водного” речного льда видеоимпульсами длительностью 500 пс. Измерения проводились георадаром серии “ПИКОР” (ООО КБОР, Москва) [2, 6]. Методику удобно представить в виде следующих этапов интеллектуального анализа данных (ИАД):

1. Структурный анализ радарограммы с целью выделения информативных компонент георадиолокационных сигналов. Содержание этого этапа предварительной обработки данных представлено в работе [2].

2. Кластерный анализ ансамбля информативных компонент георадиолокационных сигналов для идентификации количества слоев зондируемой среды и предварительной оценки глубин их залегания.

3. Пространственно-временное сглаживание ансамбля информативных компонент с помощью медианной цифровой фильтрации и моделей локально взвешенной полиномиальной регрессии. На этом этапе получают импульсную модель среды (ИМС) и альтернативные оценки глубин залегания ее слоев.

4. Параметрическое описание ИМС конечной смесью стандартных импульсов и оценка ее параметров с помощью EM-алгоритма.

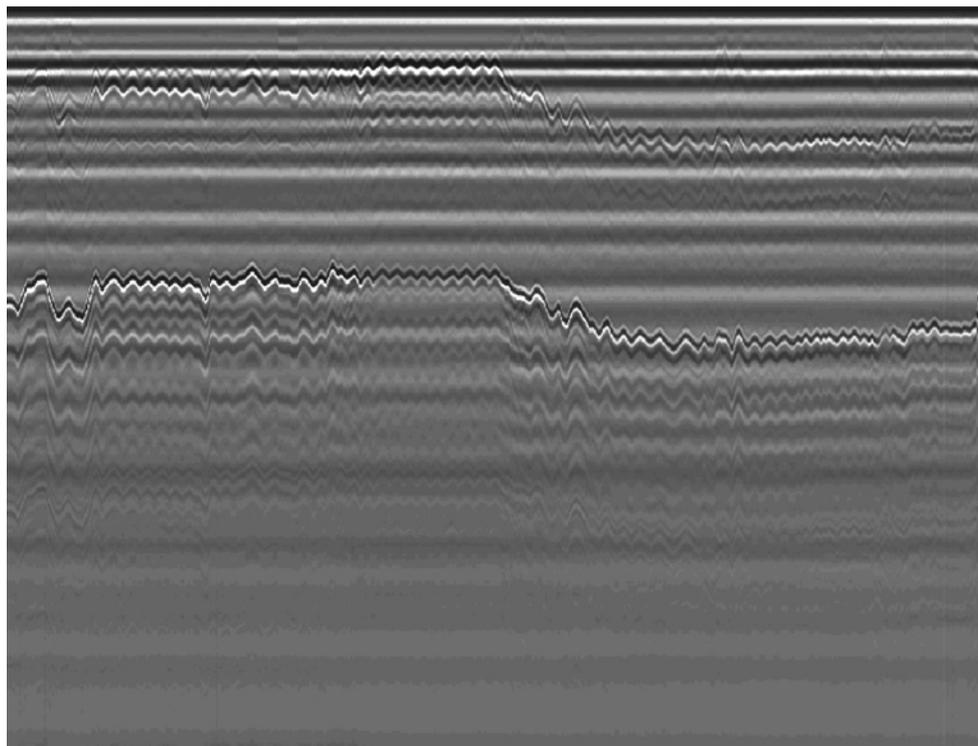


Рис. 1. Радарограмма ледовой переправы Ванавара.

5. Геофизическая интерпретация конечной смеси стандартных импульсов ИМС и формирование робастных оценок глубин залегания ее слоев.

Рассмотрим подробнее каждый из этих этапов ИАД.

### 1. СТРУКТУРНЫЙ АНАЛИЗ РАДАРОГРАММЫ

Натурные измерения выполняли с помощью однопозиционного георадара, излучатель и приемник которого практически совмещены в пространстве. Регистрируемый массив данных описывает рассеянное средой трехмерное волновое поле  $f(t, x, z)$ , где  $t$  – время,  $x$  и  $z$  – пространственные координаты, направленные вдоль и в глубину исследуемой поверхности. Соответствующую дискретную модель поля, заданного на ортогональном растре, удобно представить в виде трехмерной матрицы

$$f(n_1, n_2, n_3) = f(n_1 \Delta t, n_2 \Delta x, n_3 \Delta z),$$

$$0 \leq n_j \leq N_j - 1, \quad j = 1, 2, 3.$$

Здесь  $\Delta t$  и  $\Delta x, \Delta z$  – интервалы временной и пространственной дискретизации, согласованные по теореме отсчетов Котельникова–Шеннона.

В качестве примера на рис. 1 изображена радарограмма, измеренная георадаром серии “ПИКОР” в процессе мониторинга ледовой автомобильной переправы Ванавара (р. Подкаменная Тунгуска,

Красноярский край). Георадар находился на высоте 0.5 м над поверхностью “водного” речного льда толщиной 75 см. Экспериментальные данные содержат  $N_2 = 1318$  реализаций сигналов по  $N_1 = 512$  отсчетов. Шаг временной дискретизации составил  $\Delta t = 63.2924$  пс.

В рамках структурного анализа дискретную модель радарограммы  $r(n_1, n_2)$   $0 \leq n_j \leq N_j - 1, j = 1, 2$ , удобно представить в виде блочной матрицы

$$\mathbf{S} = (\tilde{\mathbf{S}}_0 \cdots \tilde{\mathbf{S}}_{N_2-1}).$$

Текущий вектор-столбец

$$\tilde{\mathbf{S}}_{n_2} = \{S_{n_2}(0), \dots, S_{n_2}(N_1 - 1)\}^T, \quad 0 \leq n_2 \leq N_2 - 1,$$

матрицы рассматривают как временной ряд (ВР), отсчеты которого  $S_{n_2}(n_1) = r(n_1, n_2)$ ,  $0 \leq n_1 \leq N_1 - 1$ , представляют собой результаты измерения временного профиля радарограммы для дискретного значения пространственной координаты  $x = n_2 \Delta x$ .

В общем случае георадиолокационный сигнал  $\tilde{\mathbf{S}}_{n_2}$ ,  $0 \leq n_2 \leq N_2 - 1$  представляет собой сумму трех составляющих. Это мощная низкочастотная помеха  $\tilde{\mathbf{S}}_{n_2}^{(1)}$ , маломощный информативный сигнал  $\tilde{\mathbf{S}}_{n_2}^{(2)}$  и шумы измерений  $\tilde{\mathbf{S}}_{n_2}^{(3)}$ . Иными словами, матрицу  $\mathbf{S}$  рационально представить суммой трех компонент

$$\mathbf{S} = \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 + \mathbf{S}_3.$$

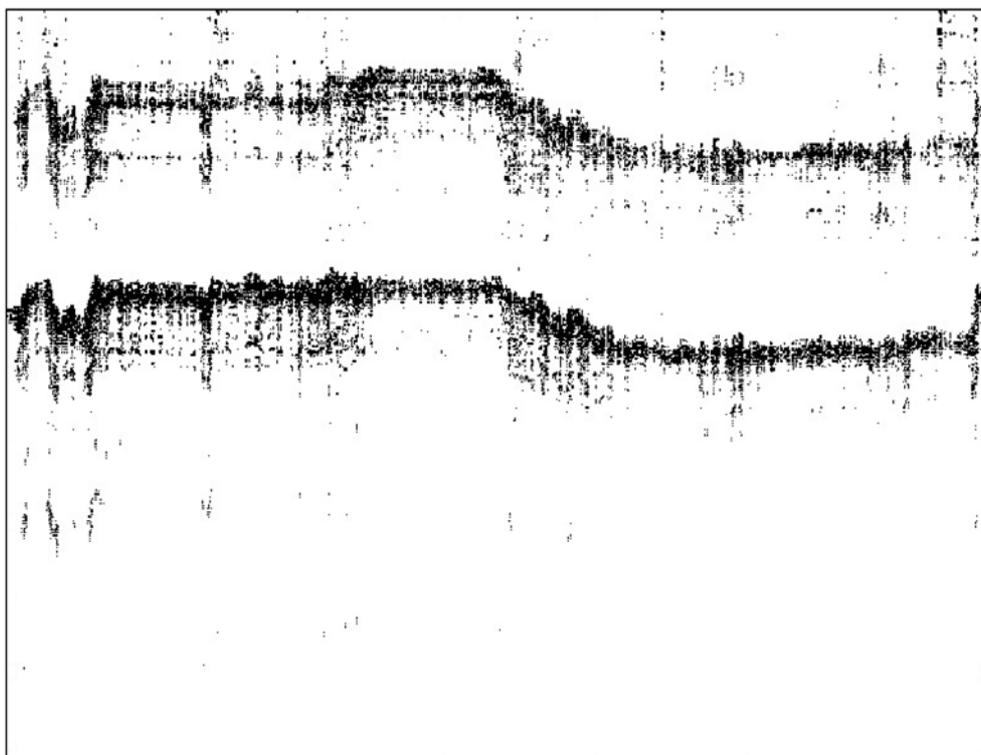


Рис. 2. Диагональные детали первого уровня КМА радарограммы ледовой переправы Ванавара.

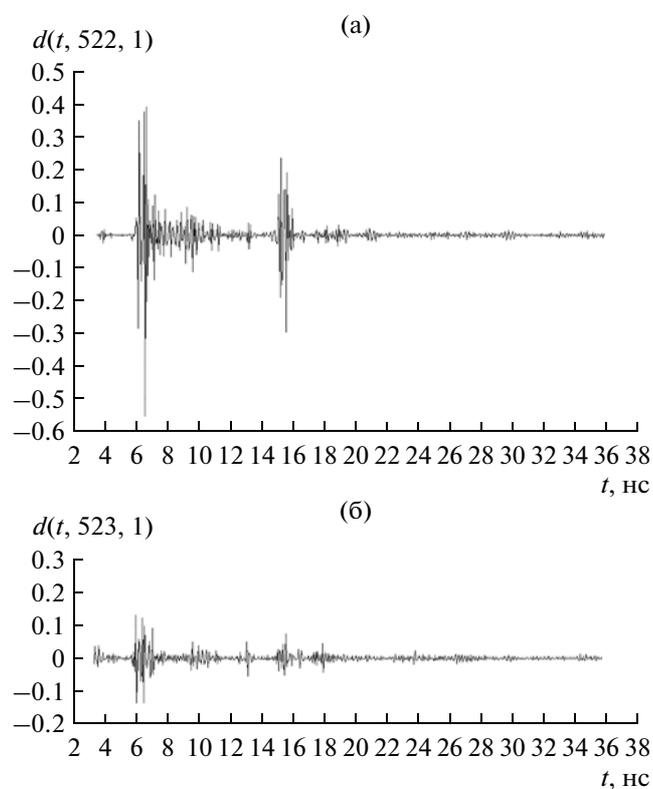


Рис. 3. Сечения диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы ледовой переправы Ванавара при  $n_2 = 522$  (а) и  $523$  (б).

Эффективность выделения зашумленной информативной компоненты ( $S_2 + S_3$ ) радарограммы ледовой переправы Ванавара с помощью двумерного кратномасштабного анализа (КМА) в базе вейвлета Дебеша 7-го порядка демонстрирует рис. 2. На этом рисунке представлено инвертированное изображение диагональных деталей  $d(n_1, n_2, 1)$ ,  $0 \leq n_j \leq N_j - 1, j = 1, 2$ , первого уровня КМА [2] для дискретных значений временной  $t = n_1 \Delta t$  и пространственной  $x = n_2 \Delta x$  координат. Сравнение рис. 1 и 2 наглядно показывает подавление мощной низкочастотной помеховой компоненты  $S_1$  радарограммы. Отчетливо идентифицирована однослойная структура льда.

Вместе с тем количественные оценки затруднены за счет размытости границ и нечеткости кластерной структуры ледового покрова. Эту проблему иллюстрирует рис. 3, на котором представлены соседние сечения диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы. Сигнал  $d(n_1, 522, 1)$  содержит явно выраженные кластеры границ ледового покрова. Напротив, такого рода информация практически утрачена в случае сигнала  $d(n_1, 523, 1)$ . Скользящий кластерный анализ ансамбля из нескольких соседних информативных компонент радарограммы решает, на наш взгляд, указанную выше проблему.

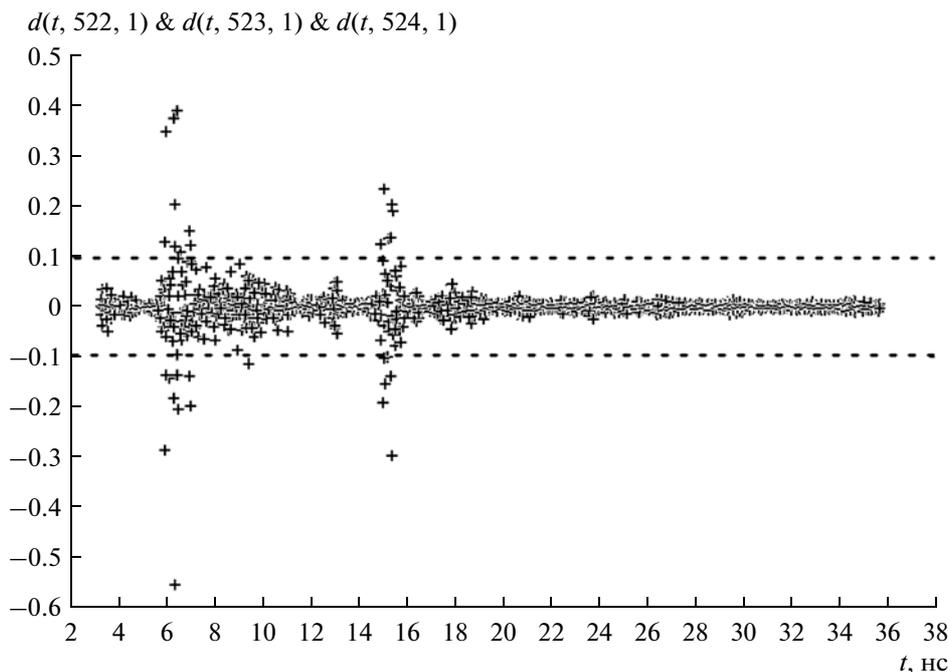


Рис. 4. Ансамбль диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы ледовой переправы Ванавара в форме диаграммы рассеяния.

## 2. КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ИНФОРМАТИВНЫХ КОМПОНЕНТ

Вычислительные эксперименты показали, что для надежного обнаружения кластеров границ многослойной среды необходимо запоминать несколько соседних информативных структурных компонент радарограммы. В случае ледовой переправы Ванавара объем памяти составил три реализации ВР. Кроме того, ансамбль ВР рационально представить в виде двумерной диаграммы рассеяния (рис. 4). Такая форма представления данных является естественной для кластерного анализа.

Исследование структуры диаграммы рассеяния (ДР) позволяет разделить информативную  $S_2$  и шумовую  $S_3$  компоненты радарограммы. Очевидно, что этим составляющим сигналов соответствуют anomalно большие выбросы и типичные значения ДР. Дискриминантные границы в подобных случаях формируют на основе анализа засорений с помощью экспоненциально взвешенных оценок характеристик положения и масштаба выборочных данных [7].

Наша практика ИАД в технических [8] и экономических [9] приложениях показала, что простым и надежным методом анализа засорений также является расчет доверительного интервала по заданной экспертом доверительной вероятности, с помощью гистограммы, сглаженной сдвигом (Average Shifted Histogram – ASH) [10]. Выбросам ДР отвечают толстые хвосты ASH-оценки плотности распределения вероятности (ПРВ).

Рис. 5 иллюстрирует такую оценку для трижды взвешенного окна Епанечникова. Кластер шумовых значений локализован в доверительном интервале, соответствующем значимой доверительной вероятности. Для ледовой переправы Ванавара выбирался интервал вероятностей от 0.01 до 0.99. Соответствующие квантили для дискриминантных границ шумовой компоненты (см. штриховые линии на рис. 4) приняли значения от  $-0.0952$  до  $+0.0946$ .

Результаты анализа временного положения центров кластеров аномальных значений ансамбля из трех реализаций диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы ледовой переправы Ванавара с помощью простейшего алгоритма  $K$ -внутригрупповых средних [11, с. 109] представлены на рис. 6 и в табл. 1.

В случае  $K = 3$  (рис. 6а) первый и третий кластеры являются значимыми по обоим критериям среднего квадратичного отклонения (СКО) и количества членов класса. Второй кластер является шумовым, поскольку содержит лишь одно выборочное значение. Иными словами, первый и третий кластеры идентифицируют границы одного слоя ледового покрова, а их математические ожидания (МО) по временной координате позволяют получить предварительную оценку толщины льда. При скорости распространения электромагнитной волны внутри льда  $17.3$  см/нс оценка толщины льда составит величину  $(15.250 - 6.488) \times 17.3/2 = 75.79$  см.

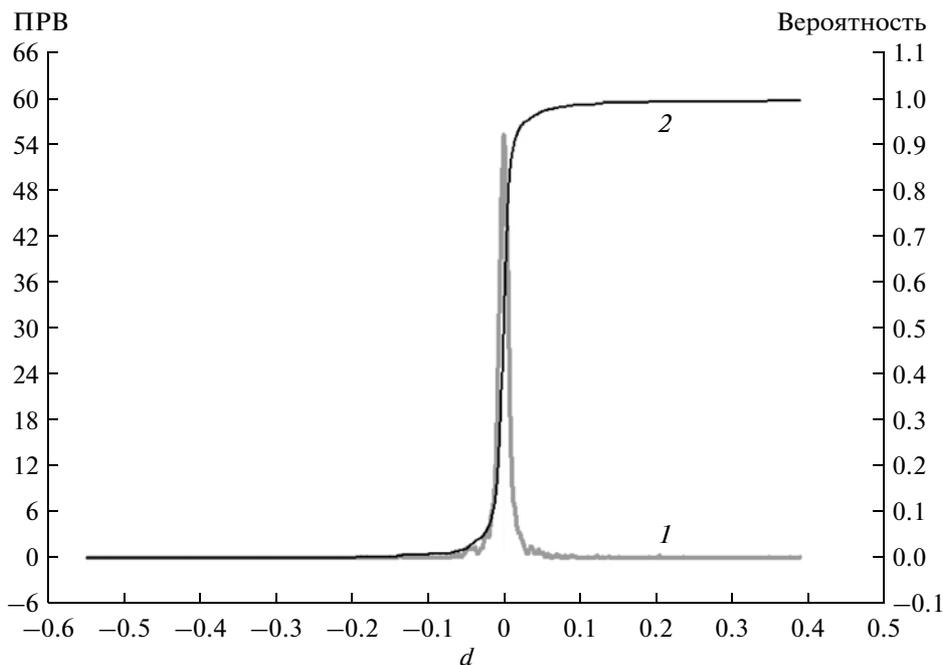


Рис. 5. ASH-оценка распределения ансамбля диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы: 1 – ПРВ; 2 – вероятность.

В случае избыточного количества классов  $K = 9$  (рис. 6б) шумовым является шестой кластер. Напротив, кластеры с первого по пятый, а также с седьмого по девятый идентифицируют границы ледового покрова. Вместе с тем, по указанным выше критериям кластеризации эти классы являются мелкими и подлежат консолидации в два крупных кластера. Коррекция их МО по вре-

менной координате дает предварительную оценку толщины льда, аналогичную указанной выше.

Таким образом, применение алгоритмов автоматического выявления кластеров по временной координате в ансамбле аномальных значений структурных компонент георадиолокационных сигналов позволяет достаточно надежно идентифицировать количество слоев зондируемой среды и предварительно оценить глубины их залегания.

Таблица 1. Центры кластеров аномальных значений ансамбля диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы

Номер класса	МО класса, нс	СКО класса, нс	Кол-во членов
Количество классов 3			
1	6.488	0.343	20
2	<b>9.475</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
3	15.250	0.167	12
Количество классов 9			
1	6.026	0.045	2
2	6.078	0.097	3
3	6.475	0.072	5
4	6.490	0.093	6
5	7.038	0.037	4
6	<b>9.475</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
7	15.045	0.090	2
8	15.224	0.147	6
9	15.393	0.082	4

### 3. ИМПУЛЬСНАЯ МОДЕЛЬ ЗОНДИРУЕМОЙ СРЕДЫ

Аддитивную импульсную модель зондируемой среды формируют на основе пространственно-временного рекуррентного сглаживания структурных информативных компонент радарограммы. В качестве объекта цифровой обработки на этом этапе ИАД целесообразно выбрать абсолютные величины информативных компонент георадиолокационных сигналов, в частности диагональные детали первого уровня КМА

$$a_0(n_1, n_2) = |d(n_1, n_2, 1)|, \quad 0 \leq n_j \leq N_j - 1, \quad j = 1, 2.$$

Для выявления скрытых закономерностей, характеризующих многослойную структуру среды, в соответствии с рекомендациями Тьюки [12] полученные сигналы предварительно подвергают трехкратной медианной фильтрации

$$a_i(n_1, n_2) = \text{Median} \{a_{i-1}(n_1 - k_1, n_2 - k_2)\}, \quad i = 1, 2, 3, \quad -1 \leq k_{1,2} \leq 1$$

как по временной  $t = n_1 \Delta t$ , так и по пространственной  $x = n_2 \Delta x$  координатам, а также финнированию по времени

$$a(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \{ a_3(n_1 - 1, n_2) + 2a_3(n_1, n_2) + a_3(n_1 + 1, n_2) \}.$$

График временного ряда  $a(n_1, 523)$ , полученного в результате такой обработки в сечении  $n_2 = 523$  радарограммы ледовой переправы Ванавара, соответствует кривой 1 на рис. 7.

Надежной методической основой формирования ИМС является применение алгоритмов рекуррентного сглаживания нестационарных ВР [13] с помощью моделей локально взвешенной полиномиальной регрессии. В частности, для выявления импульсов на фоне шумов рационально, на наш взгляд, применять модель Мак'Лейна наименьших квадратов, взвешенных "расстоянием" (Distance Weighted Least Squares – DWLS) [14].

В алгоритме рекуррентного сглаживания начальную ( $i = 1$ ) и остаточные ( $i = 2, 3, \dots$ ) оценки ИМС аппроксимируют квадратичной зависимостью  $r_i(n_1 - k) = c_0^{(i)}(k) + kc_1^{(i)}(k) + k^2c_2^{(i)}(k)$  для отсчета относительного времени  $k$ . Выбор  $k = n_1 - m - (sN_1 - 1)/2$  отвечает "центрированной" оценке ИМС, поскольку в этом случае  $|k| \leq (sN_1 - 1)/2$  и начало отсчета  $k = 0$  соответствует середине  $m = n_1 - (sN_1 - 1)/2$  интервала сглаживания. Здесь  $m$  – абсолютный временной отсчет в пределах интервала сглаживания  $n_1 - sN_1 + 1 \leq m \leq n_1$ , для которого оценивают значение начальной или остаточной ИМС, а  $0.2 \leq s \leq 0.8$  – доля наблюдений, по которым выполняют сглаживание на  $i$ -ой итерации [13].

Вектор  $\vec{C}_i(k) = \{c_0^{(i)}(k), c_1^{(i)}(k), c_2^{(i)}(k)\}$  оптимальных коэффициентов полинома на  $i$ -ой итерации выбирают из условия

$$\vec{C}_i(k)|_{\text{опт}} = \underset{\vec{C}_i(k)}{\text{argmin}} \left\{ \sum_{j=0}^{J-1} w(k-j) R_i^2(n_1 - j) \right\},$$

$$J = sN_1,$$

минимума взвешенного квадрата текущего остатка [13, 14]

$$R_i(n_1) = R_{i-1}(n_1) - r_i(n_1), \quad i = 1, 2, \dots,$$

где  $w(k)$  – его локальный вес [14]. Временной ряд  $R_0(n_1) = a(n_1, n_2)$  инициализирует алгоритм рекуррентного оценивания. (Здесь и далее, там, где нет необходимости, зависимость от номера  $n_2$  пространственного сечения радарограммы не приводим.)

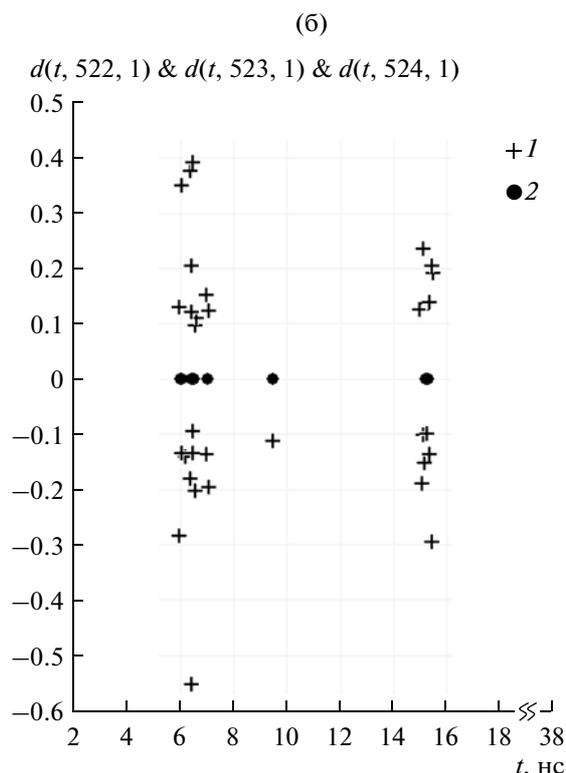
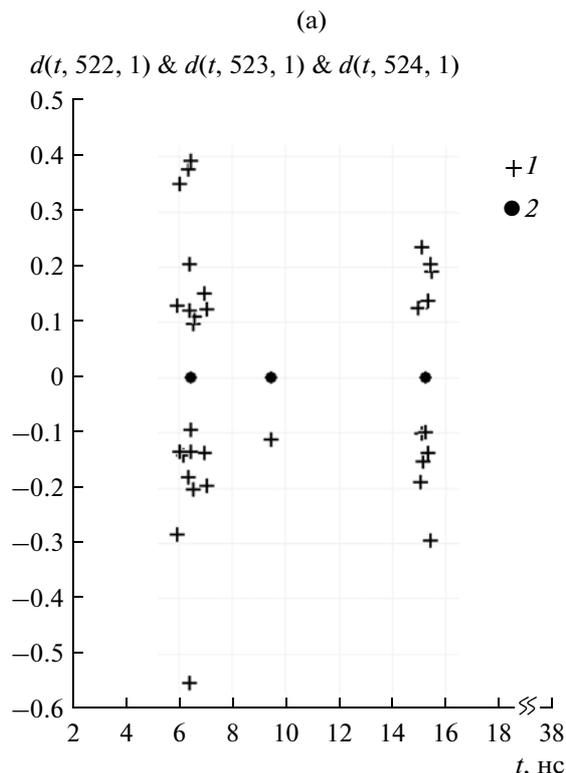


Рис. 6. Кластеры аномальных значений ансамбля диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы при  $k = 3$  (а) и 9 (б): 1 – отсчеты; 2 – МО кластеров.

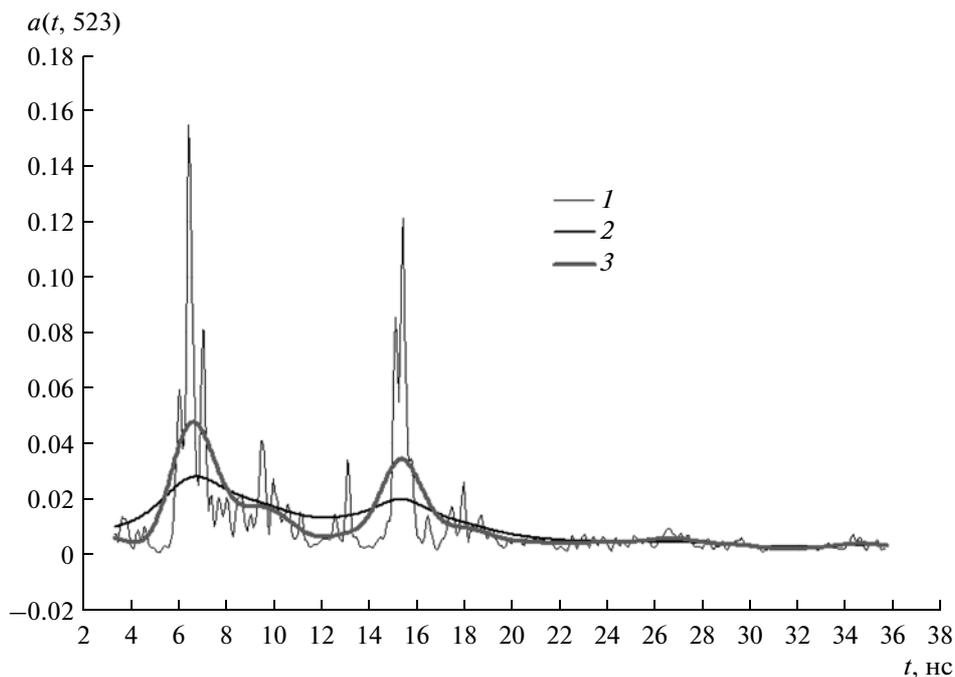


Рис. 7. Сечение ИМС ледовой переправы Ванавара: 1 – ВР  $a(t, 523)$ ; 2 – ИМС после первой итерации; 3 – ИМС после восьмой итерации.

Рациональными критериями завершения итераций являются сходимость средней энергии текущих оценок к нулевому уровню

$$e_i = \sqrt{\frac{1}{N_1} \sum_{n_1=1}^{N_1} r_i^2(n_1)} \leq \varepsilon_1, \quad i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

или незначительное относительное изменение

$$|e_{i+1} - e_i| \leq \varepsilon_2 e_{i+1}, \quad i = 2, 3, \dots \quad (2)$$

средней энергии остаточных ИМС за одну итерацию, где  $\varepsilon_1 > 0$  и  $\varepsilon_2 > 0$  – выбранные пользователем достаточно малые уровни значимости критериев. Критерий окончания итераций  $i \leq I_{\text{макс}}$  страхует неудачный выбор допусков.

Финальную аддитивную оценку ИМС рассчитывают по формуле

$$r(n_1) = R_0(n_1) - R_I(n_1),$$

где  $I \leq I_{\text{макс}}$  – номер заключительной итерации, а  $R_I(n_1)$  – оценка шума.

Локальный вес  $w(k-j)$  текущего остатка  $R_i(n_1-j)$  обратно пропорционален временному интервалу между отсчетами  $k$  и  $j$  относительного времени. Поэтому значимый вклад в оценку параметров  $\vec{C}_i(k)$  квадратичной регрессии  $r_i(n_1-k)$  вносят лишь те наблюдения  $R_{i-1}(n_1-j)$ , для которых отсчеты  $j$  близки к отсчету  $k$  по критерию веса  $w(k-j)$ . С этой точки зрения масштаб  $s$  весовой

функции удобно интерпретировать как параметр сглаживания данных.

Локальный вес в модели DWLS удобно, на наш взгляд, вычислять с помощью формулы  $w(k) = sN_1 / \{v(s)k^2 + sN_1\}$ , где  $v(s)$  – скорость убывания веса в виде полинома, степень и коэффициенты которого выбирают эмпирически. В наших вычислительных экспериментах выбран полином пятой степени следующего вида:

$$v(s) = 3.9301 - 33.9621s + 122.1792s^2 - 221.3187s^3 + 198.7453s^4 - 70.3125s^5.$$

Результаты оценивания ИМС в сечении  $n_2 = 523$  радарограммы ледовой переправы Ванавара представлены на рис. 7. Оценкам  $r_1(n_1)$  после первой итерации и  $r_8(n_1)$  после восьмой соответствуют кривые 2 и 3. Рекуррентное сглаживание ВР  $a(n_1, 523)$  выполнялось для уровня значимости  $\varepsilon_2 = 0.0001$  критерия (2). Процесс сходимости алгоритма по критерию (1) СКО  $e_i$  остаточных ИМС иллюстрирует рис. 8.

Аппроксимация ИМС локально взвешенной квадратичной регрессией  $r(n_1)$  позволяет получить предварительные оценки глубин залегания границ слоистых сред. В частности, границы одного слоя ледового покрова переправы Ванавара идентифицируют первые два главных локальных максимума ВР  $r(n_1)$  (рис. 9). Временные координаты

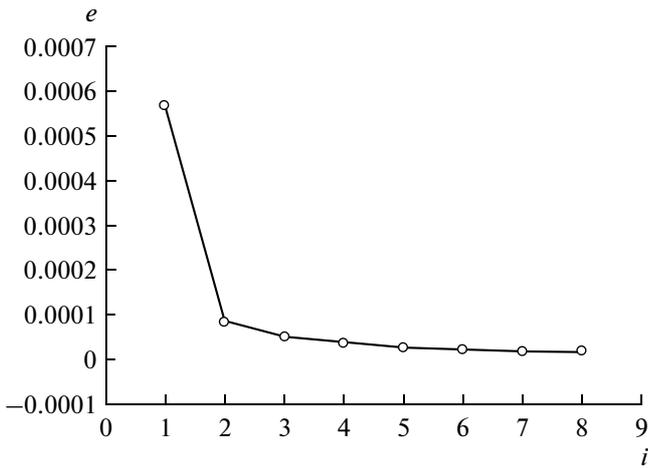


Рис. 8. Зависимость СКО остаточных ИМС от итераций рекуррентного сглаживания.

наты  $n_1$  этих экстремумов удобно определять по критерию

$$r(n_1 - 1) - r(n_1 - 2) > 0 \wedge |r(n_1) - r(n_1 - 1)| \leq \epsilon_3 \wedge r(n_1 + 1) - r(n_1) < 0,$$

где  $\epsilon_3 > 0$  – заданный пользователем уровень практически нулевых значений первой разности ряда  $r(n_1)$ . На рис. 9 в масштабе правой шкалы представлен сигнал  $g(n_1)$ , который равен единице, если указанный выше критерий выполняется для значения  $\epsilon_3 = 0.0001$ , и равен нулю в противном случае. Оценка толщины льда по такому пра-

вилу составила величину  $(15.4245 - 6.6268) \times \times 17.3/2 = 76.1$  см.

#### 4. ПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ИМПУЛЬСНАЯ МОДЕЛЬ СРЕДЫ

Для последующего интеллектуального анализа структуры слоистой среды рационально, на наш взгляд, аппроксимировать локально взвешенную полиномиальную регрессию  $r(t) = r(n_1 \Delta t)$  ИМС конечной смесью стандартных импульсов

$$\tilde{r}(t|\vec{p}) = w_0 \sum_{k=1}^K W_k \tilde{r}_k(t|T_k, s_k), \tag{3}$$

$$w_0 = \int_0^{(N_1-1)\Delta t} r(t)(dt), \quad \sum_{k=1}^K W_k = 1,$$

где  $\vec{p} = (W_1, \dots, W_K, T_1, \dots, T_K, \dots, s_1, \dots, s_K)$  – вектор параметров модели. Веса  $W_k$ , а также характеристики положения  $T_k$  и масштаба  $s_k$ ,  $1 \leq k \leq K$ , парциальных импульсов удобно оценивать с помощью модифицированного ЕМ-алгоритма [15]. В рамках такого подхода целью обучения модели (3) является максимизация функционала правдоподобия Фишера

$$\vec{p}|_{\text{опт}} = \underset{\vec{p}}{\operatorname{argmax}} \{L(\vec{p})\},$$

$$L(\vec{p}) = \int_0^{(N_1-1)\Delta t} \ln \{ \tilde{r}(t|\vec{p}) \} r(t) dt$$

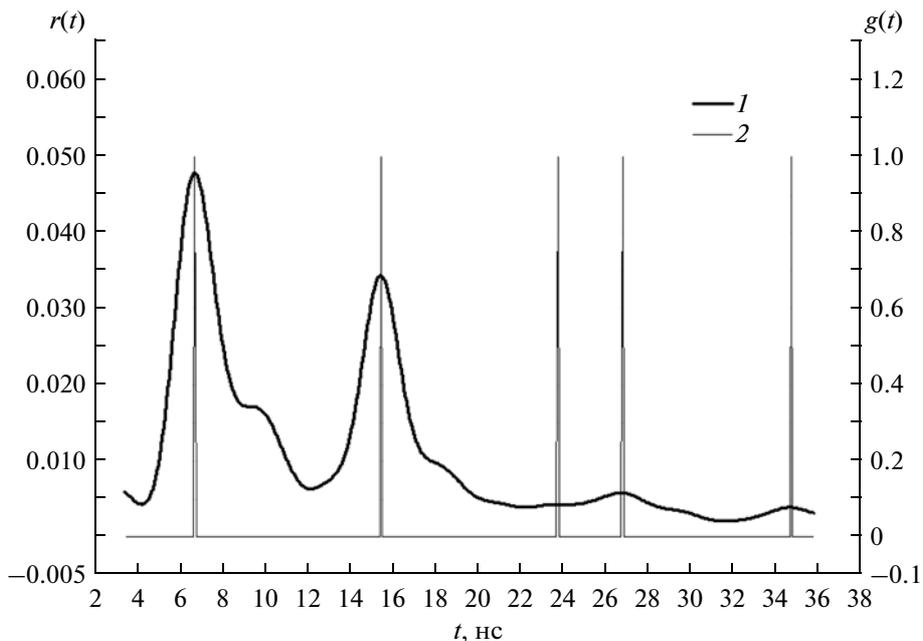


Рис. 9. Локально взвешенная квадратичная регрессия ИМС и ее максимумы по критерию первой разности: 1 –  $r(t)$ ; 2 –  $g(t)$ .

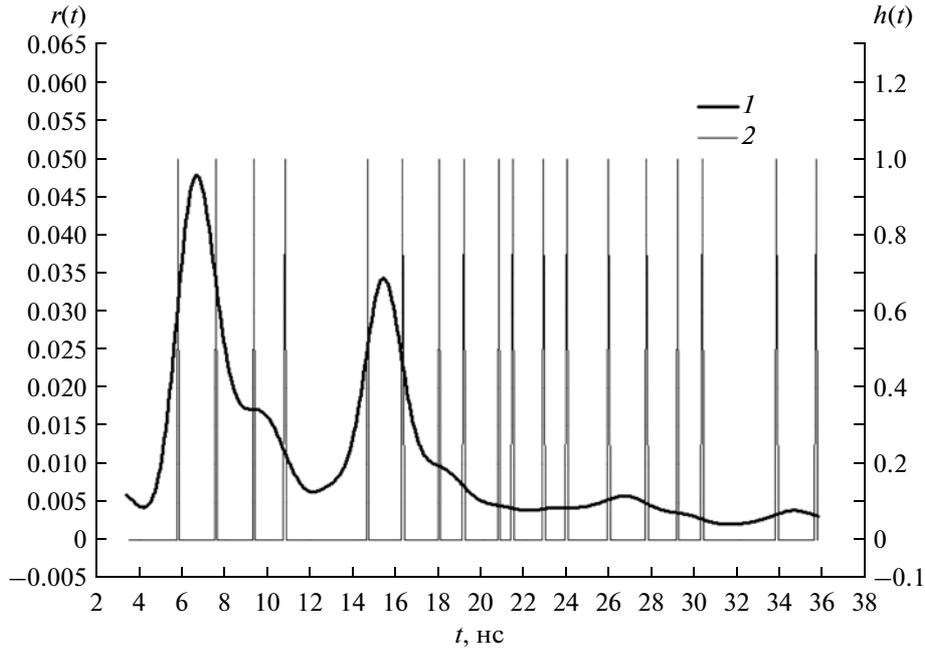


Рис. 10. Локально взвешенная квадратичная регрессия ИМС и ее точки перегиба по критерию второй разности: 1 –  $r(t)$ ; 2 –  $h(t)$ .

или функционала расстояния Бхатачария

$$\vec{p}|_{\text{опт}} = \underset{\vec{p}}{\operatorname{argmin}} \{D(\vec{p})\},$$

$$D(\vec{p}) = -\ln \left\{ \int_0^{(N_1-1)\Delta t} \sqrt{\tilde{r}(t|\vec{p})} r(t) dt \right\}.$$

$$W_0(\vec{p}) = \int_0^{(N_1-1)\Delta t} \tilde{r}(t|\vec{p}) dt;$$

Решение этих задач условной оптимизации дает систему нелинейных уравнений [15] относительно параметров  $\vec{p}$  ИМС (1)

$$\begin{cases} W_k = \frac{1}{W_0(\vec{p})} \int_0^{(N_1-1)\Delta t} B(k|t, \vec{p}) w(t|\vec{p}) dt, \\ T_k = \frac{1}{W_k W_0(\vec{p})} \int_0^{(N_1-1)\Delta t} t B(k|t, \vec{p}) w(t|\vec{p}) dt, \quad 1 \leq k \leq K, \\ s_k^2 = \frac{1}{W_k W_0(\vec{p})} \int_0^{(N_1-1)\Delta t} t^2 B(k|t, \vec{p}) w(t|\vec{p}) dt - T_k^2. \end{cases} \quad (4)$$

Здесь  $w(t|\vec{p})$  – весовая функция, определяемая целью обучения смеси

$$w(t|\vec{p}) = \begin{cases} r(t), & \text{для правдоподобия,} \\ \sqrt{\tilde{r}(t|\vec{p})} r(t), & \text{для расстояния,} \end{cases}$$

$B(k|t, \vec{p}) = W_k \tilde{r}_k(t|T_k, s_k) / \tilde{r}(t|\vec{p})$  – байесовский вес (надежность) ассоциации текущего отсчета  $r(t)$  ИМС с  $k$ -м частичным импульсом.

Каноническая форма системы уравнений (4) позволяет решать ее с помощью простейшего численного метода последовательных приближений. Соответствующий пошаговый алгоритм представлен в работе [16].

В режиме автоматизированной обработки радарограммы количество  $K$  частичных импульсов модели (3) и начальное приближение для вектора  $\vec{p}$  ее параметров удобно получать на основе анализа временного положения точек перегиба локально взвешенной полиномиальной регрессии  $r(n_1)$  ИМС. Временные координаты  $n_1$  этих отсчетов определяют по критерию

$$|r(n_1 - 1) - 2r(n_1) + r(n_1 + 1)| \leq \varepsilon_4,$$

где  $\varepsilon_4 > 0$  – заданный пользователем уровень практически нулевых значений второй разности ряда  $r(n_1)$ . На рис. 10 в масштабе правой шкалы представлен сигнал  $h(n_1)$ , который равен единице, если указанный выше критерий выполняется для значения  $\varepsilon_4 = 0.00001$ , и равен нулю в противном случае.

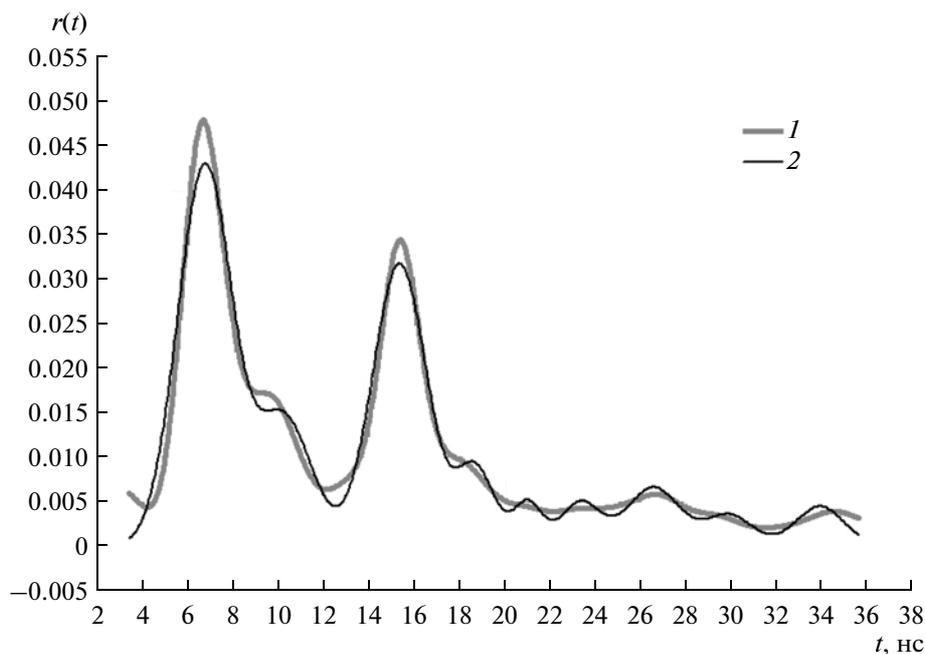


Рис. 11. Аппроксимация локально взвешенной квадратичной регрессии ИМС полигауссовской моделью: 1 –  $r(t)$ ; 2 –  $\tilde{r}(t)$ .

Ясно, что количество пар точек перегиба определяет число парциальных импульсов ИМС. Для параметрической модели (3) ледовой переправы Ванавара  $K = 9$  (рис. 10). Границы временных интервалов  $[\tau_{2k-1}; \tau_{2k}]$ ,  $1 \leq k \leq K$ , характеризующих такие пары, позволяют рассчитывать начальные приближения характеристик положения и масштаба

$T_k [0] = (\tau_{2k-1} + \tau_{2k})/2$ ;  $s_k [0] = (\tau_{2k} - \tau_{2k-1})/2$ ,  
а также весов импульсов

$$W_k [0] = w_{0k} / \sum_{j=1}^K w_{0j}; \quad w_{0k} = \int_{T_k[0]-3s_k[0]}^{T_k[0]+3s_k[0]} r(t) dt.$$

В вычислительных экспериментах локально взвешенную квадратичную регрессию ИМС ап-

проксимировали конечной смесью гауссовских импульсов

$$\tilde{r}_k(t|T_k, s_k) = \frac{1}{s_k \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{D_k^2(t)}{2}\right\},$$

$$D_k(t) = \frac{t - T_k}{s_k}, \quad 1 \leq k \leq K.$$

Точность описания ИМС полигауссовской моделью в пространственном сечении  $n_2 = 523$  радарограммы ледовой переправы Ванавара демонстрирует рис. 11, соответствующие парциальные импульсы этой модели представлены на рис. 12. Начальные приближения параметров ИМС и их оценки после десятой итерации EM-алгоритма приведены в табл. 2. Сходимость процесса обуче-

Таблица 2. Оптимальные оценки параметров полигауссовой модели ИМС

k	$L(\check{p}[0]) = -3.284720, D(\check{p}[0]) = 0.037212$			$L(\check{p}[0]) = -3.110127, D(\check{p}[0]) = 0.006562$		
	$W_k [0]$	$T_k [0]$	$s_k [0]$	$W_k [10]$	$T_k [10]$	$s_k [10]$
1	0.3725	6.6268	0.8861	0.3709	6.6979	1.2069
2	0.1228	10.0130	0.7279	0.1278	10.1959	1.2283
3	0.2670	15.4245	0.8228	0.2735	15.3227	1.1995
4	0.0682	18.5258	0.5696	0.0525	18.6745	0.8339
5	0.0344	21.0575	0.3165	0.0227	20.9917	0.6451
6	0.0334	23.3677	0.5380	0.0311	23.3393	0.8781
7	0.0454	26.7538	0.8861	0.0563	26.5680	1.1841
8	0.0259	29.6653	0.5696	0.0259	29.9294	1.0338
9	0.0305	34.6337	0.9177	0.0349	33.9437	1.0862

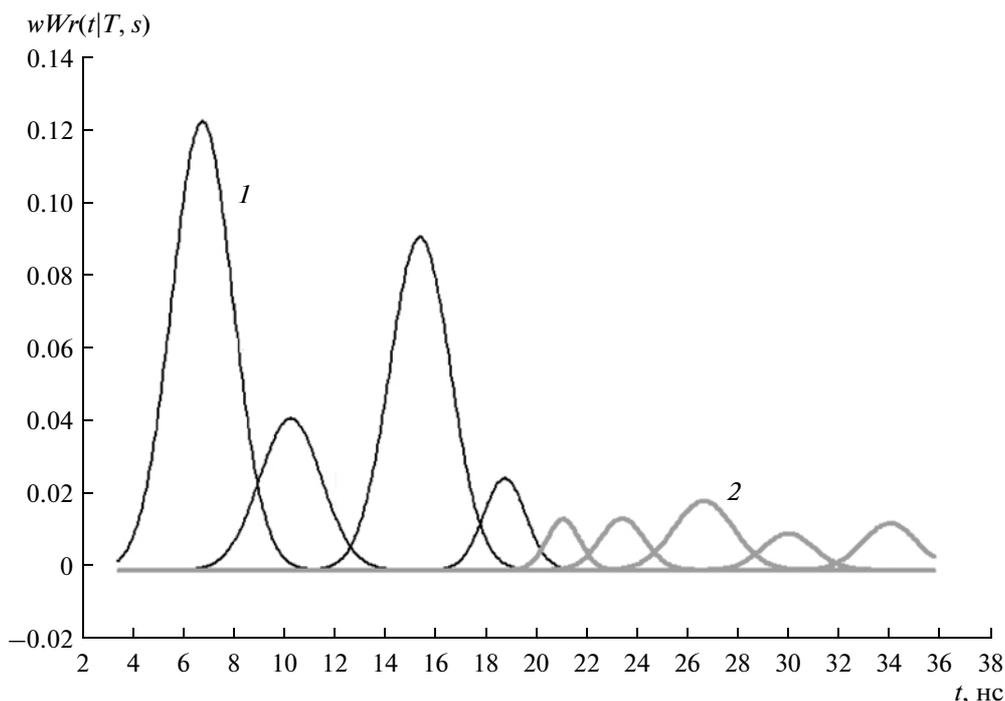


Рис. 12. Парциальные импульсы полигауссовской аппроксимации ИМС ледовой переправы Ванавара (1) и шум (2).

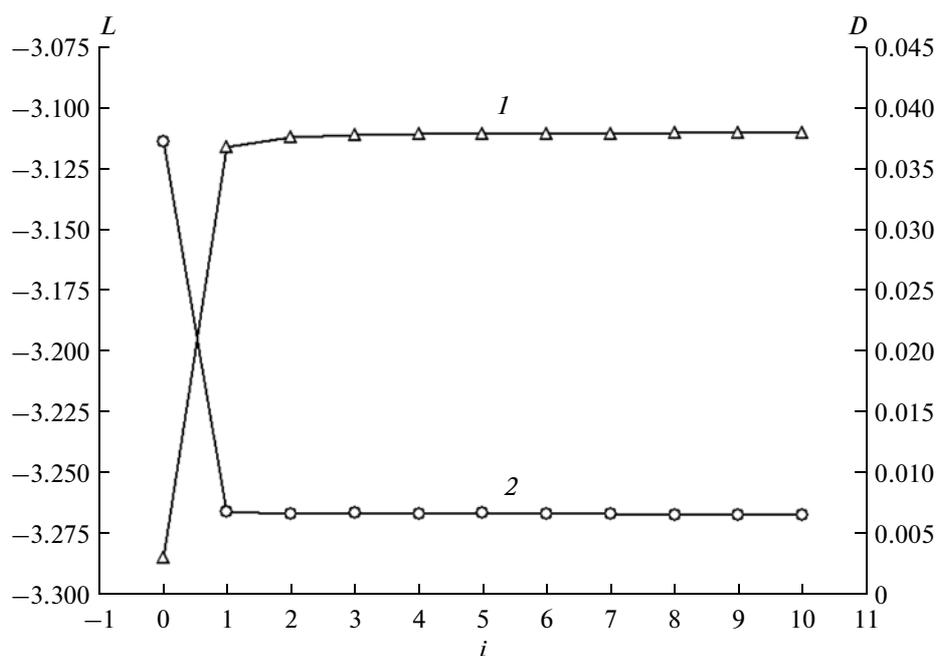


Рис. 13. Сходимость процесса обучения полигауссовской ИМС: 1 – правдоподобие Фишера,  $L$ ; 2 – расстояние Бхаттария,  $D$ .

ния полигауссовской модели по критерию правдоподобия Фишера иллюстрирует рис. 13.

## 5. ИНТЕРПРЕТАЦИЯ ИМПУЛЬСНОЙ МОДЕЛИ СРЕДЫ

Заключительный этап интеллектуального анализа радарограммы многослойной среды

предполагает геофизическую трактовку ИМС с целью получения робастных оценок для глубин залегания слоев. В указанном смысле параметрическая ИМС в виде конечной смеси парциальных импульсов является хорошо интерпретируемой и удобной для формирования расчетных правил.

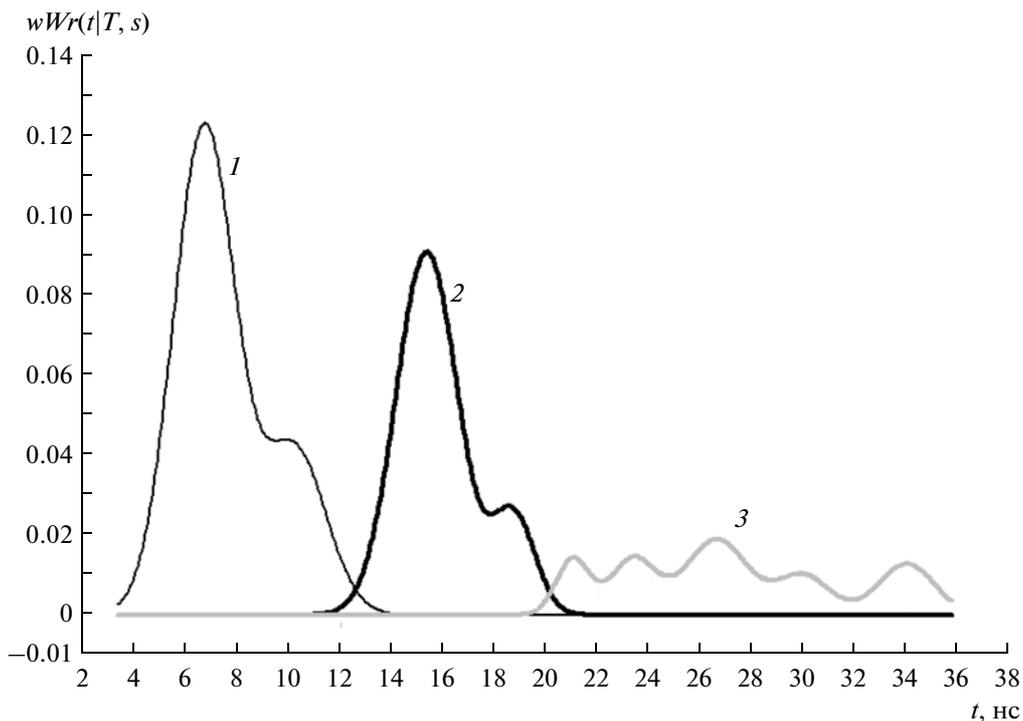


Рис. 14. Полигауссовская ИМС ледовой переправы Ванавара: импульсы верхней (1) и нижней (2) границ льда; шум (3).

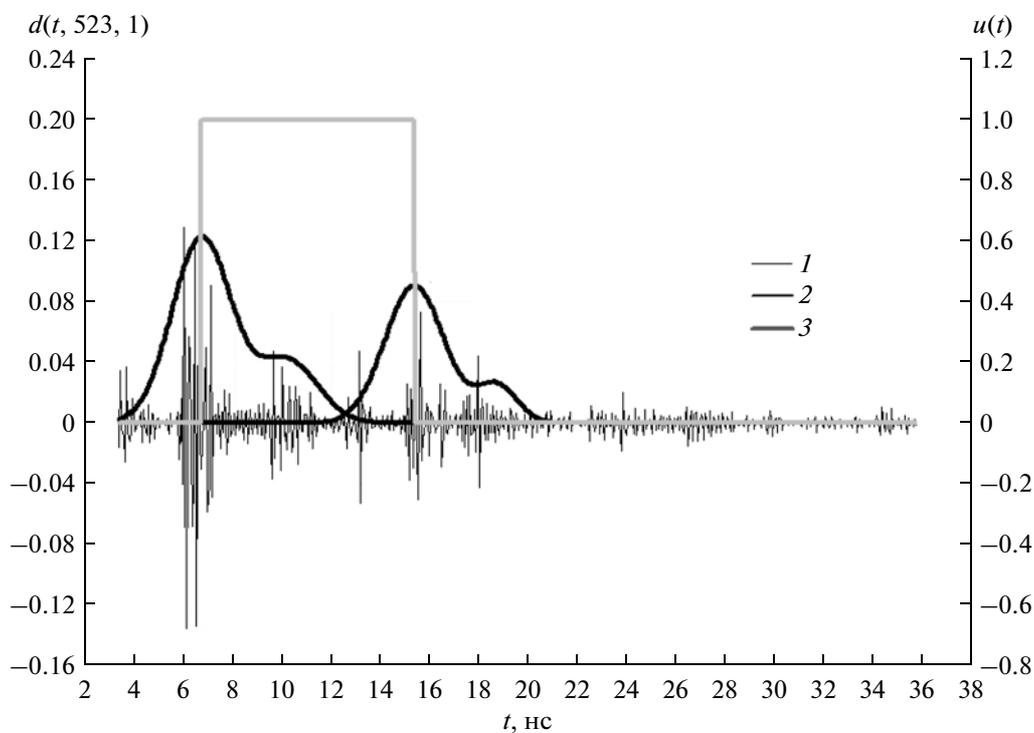


Рис. 15. Оценка толщины льда: 1 – информативная структурная компонента радарограммы; 2 – ИМС; 3 – индикатор ледового покрова  $u(t)$ .

В качестве примера рассмотрим один из возможных вариантов трактовки полигауссовской ИМС переправы Ванавара. Значимые по амплитуде  $w_0 W_k$ ,  $1 \leq k \leq K$ , парциальные импульсы модели (3) естественно ассоциировать с границами одного слоя ледового покрова. В частности, по критерию  $W_k \geq 0.05$  сумму первого и второго импульсов разумно соотносить с верхней границей льда, а сумму третьего и четвертого импульсов – с нижней границей (рис. 14). Остальные пять импульсов характеризуют шумовую компоненту (см. табл. 2).

Временной интервал между максимумами импульсов (ассоциированных с верхней и нижней границами покрова), дает оценку толщины льда  $(15.2979 - 6.6903) \times 17.3/2 = 74.46$  см (рис. 15). На рисунке представлена структурная информативная компонента радарограммы (в виде пространственного сечения  $n_2 = 523$  диагональных деталей первого уровня КМА радарограммы), а также полигауссовская ИМС ледового покрова и его индикаторная функция  $u(t)$ , полученная по указанному выше правилу.

В ходе рассмотренных выше этапов ИАД был получен следующий вариационный ряд оценок толщины льда переправы Ванавара: 74.46; 75.79; 76.1, медиана которого 75.79 см может рассматриваться как робастная оценка.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлена методика интеллектуальной обработки сигналов в системе подповерхностной радиолокации для анализа структуры и оценки параметров слоистой среды. Методика содержит логически обоснованную последовательность этапов цифровой обработки данных, в значительной мере инвариантную к геофизическому содержанию радарограммы. Практически важным результатом обработки является ИМС, представленная в двух формах: непараметрической и параметрической. Такое дублирование позволяет, на наш взгляд, реализовать как автоматический, так и экспертный режимы трактовки полученных оценок. В дополнение к этому, реализация различных методов структурной обработки радарограммы или их комбинации на начальном этапе ИАД позволяет сформировать вариационный ряд оценок и получить их робастные значения.

Следует также отметить, что аналогичный подход к формированию ИМС может с успехом применяться при диагностике ионосферной плазмы [17] и иных сред средствами сверхширокополосной радиолокации.

Автор выражает благодарность Д.С. Лукину за внимание к работе и сделанные им ценные замечания, способствовавшие улучшению статьи.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Семейкин Н.П., Монахов В.В., Зверев Е.О., Еременко А.В. // Тез. докл. 4-й Междун. науч.-практич. конф. по георадиолокации "Георадар-2004". М.: МГУ, 2004.
2. Лабунец Л.В. Симаков В.В. // Электромагнитные волны и электронные системы. 2013. Т. 18. № 8. С. 49.
3. Семейкин Н.П., Помозов В.В. // URL: <http://www.geotech.ru/about/stati>.
4. Соколов К.О., Федорова Л.Л., Омеляненко А.В. // Горный информ.-аналит. бюл. (науч.-техн. журн.). 2009. № 7. С. 147.
5. Федорова Л.Л., Соколов К.О. // Горный информ.-аналит. бюл. (науч.-техн. журн.). 2011. № 8. С. 310.
6. Топольский Н.Г., Симаков В.В., Серегин Г.М. и др. // Технологии техноферной безопасности: интернет-журнал. 2012. Вып. 1. 5 с. // URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2012-1/20-01-12.ttb.pdf>.
7. Шурыгин А.М. Прикладная стохастика: робастность, оценивание, прогноз. М.: Финансы и статистика, 2002.
8. Лабунец Л.В., Анищенко Н.Н. // РЭ. 2011. Т. 56. № 2. С. 163.
9. Лабунец Л.В., Лебедева Н.Л., Чижов М.Ю. // Аудит и финансовый анализ. 2014. № 2. С. 139.
10. Scott D.W. Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, Visualization. N.Y.: John Wiley & Sons, Inc., 1992.
11. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978.
12. Тьюки Дж. Анализ результатов наблюдений. Разведочный анализ / М.: Мир, 1981.
13. Лабунец Л.В., Лабунец Н.Л., Чижов М.Ю. // РЭ. 2011. Т. 56. № 12. С. 1468.
14. McLain D.H. // Computer J. 1974. V. 17. № 4. P. 318.
15. Лабунец Л.В. // РЭ. 2000. Т. 45. № 10. С. 1214.
16. Лабунец Л.В., Лукин Д.С., Червяков А.А. // РЭ. 2012. Т. 57. № 12. С. 1289.
17. Аллин И.В., Крюковский А.С., Лукин Д.С., Растягев Д.В. // Нелинейный мир. 2009. Т. 7. № 10. С. 727.