

A. A. Vladimirova, T. G. Fomicheva
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

SYSTEM OF PROGRAM SUPPORT FOR MANAGEMENT OF THE EDUCATIONAL PROCESS AT THE DEPARTMENT

The computer-aided system developed at the Department of Computer Engineering is described, which provides support for the teaching and organizational and methodological activity of the department. It is the first of the three planned subsystems of the computer-aided system, which is being developed at the Department of Computer Engineering. The subsystem allows to simplify the work with documents to the head of the department and his deputy on educational work, as well as to teachers and students, to reduce the time and improve the quality of decision-making related to the management of the educational process. Despite the fact that the system was developed for the Department of Computer Engineering, it can serve as a basis for creating similar systems for other departments of the university. The system is implemented as a web application based on the Content Management System (CMS) Drupal, the database management system (DBMS) MariaDB is used for data storage. The following roles are used to ensure the delineation of user access rights to the system: database administrator, deputy head of the department for educational work, teacher and student.

Computer-aided system, database, database management system, web-application, content management system

УДК 621.391

А. Б. Тристанов, О. О. Луковенкова
Институт космофизических исследований
и распространения радиоволн ДВО РАН

Д. М. Клионский
Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Адаптивный подход к анализу сигналов (на примере геоакустической эмиссии)

Представлены некоторые результаты, полученные авторами в ходе разработки комплексного подхода к анализу одномерных геофизических сигналов. Комплексный подход включает в себя все этапы обработки – от регистрации исходных данных до получения новых знаний об объекте исследования. Для иллюстрации предлагаемого подхода используются сигналы геоакустической эмиссии, состоящие из последовательности релаксационных импульсов с коротким передним фронтом и длительным периодом затухания. Изложены основные подходы к построению признакового пространства на базе разреженного представления сегментов сигнала. Для построения разреженных представлений авторами на основе алгоритма классического согласованного преследования разработана его адаптивная модификация, суть которой заключается в применении оптимизационных методов для итерационного уточнения параметров функций, на которые раскладывается сигнал. Приведены результаты статистического анализа результатов разложения реальных геоакустических импульсов. Предложен подход к классификации сегментов сигнала на основе выделенных признаков.

Геоакустическая эмиссия, интеллектуальный анализ сигналов, разреженная аппроксимация

Интеллектуальные методы в геофизике. Обработка геофизических временных рядов в настоящее время ориентирована в большей степени на разработку новых методов предобработ-

ки данных, позволяющих проводить дальнейшую экспертную оценку. Внедрение современных многоканальных средств регистрации, характеризующихся высокой точностью и частотой выборки,

привело к тому, что со временем накапливаются огромные массивы данных, не позволяющие проводить их ручную обработку и анализ. Процесс накопления данных идет значительно быстрее их анализа, формулирования выводов и рекомендаций. Таким образом, именно обработка накопленных экспериментальных данных стала критическим направлением развития математической геофизики. Этим фактом объясняется потребность в создании автоматизированных систем, берущих на себя функцию предобработки, первичного анализа и адекватного представления результатов в удобной для исследователя форме, т. е. реализующих комплексный подход к обработке данных.

Из опыта наблюдения за различными геофизическими полями следует их значительная вариативность во времени. Ключевой момент изучения наблюдаемых вариаций заключается в установлении характера отклика среды на изменение внешних воздействий. К настоящему времени сложилась классическая идеология, заключающаяся в том, что отклик среды должен быть пропорционален внешнему воздействию. В связи с этим поиск потенциальных предвестников катастрофических событий заключается в поиске «аномалий» во временных реализациях сигналов геофизических полей. При этом считается, что основная проблема такого подхода – выделение аномалии на фоне шума. Предполагается, что данная проблема может быть решена за счет получения качественного экспериментального материала и разработки надежных статистических критериев выделения «полезного сигнала» в процессе обучения на длительных временных реализациях.

Одним из основных практических приложений геофизической науки является прогноз катастрофических сейсмических событий [1]–[3]. На сегодняшний день основным организационным подходом к анализу сигналов геофизических полей считается информационно-статистический подход. Его суть заключается в отслеживании информации о развитии обстановки в сейсмоактивных регионах, ее сборе, визуализации и дальнейшем обсуждении собранной информации некоторой экспертной группой. В данную группу входят специалисты со значительным опытом в оценке сейсмической обстановки, у которых уже имеются некоторые интуитивные правила, позволяющие сделать вывод о предстоящей сейсмической активности в регионе. Основная сложность и слабое место данного подхода – субъективность

оценок экспертов, а также ограниченное число специалистов, способных выступать в этой роли.

Таким образом, оправданность сделанного прогноза о сейсмической обстановке напрямую зависит от качества материала, предоставленного экспертной группе. Под качеством в данном случае следует понимать не только наглядность и достоверность приведенных результатов анализа и обработки сигналов, но и разнообразие исследуемых свойств сигналов.

В связи со слабой изученностью процессов генерации сигналов геофизических полей и отсутствием четких общепринятых моделей таких сигналов наиболее широко распространено применение статистических методов анализа, минимизирующие потребность в априорной информации о свойствах исследуемого сигнала [1].

Из функциональных методов широкое распространение в геофизике (с точки зрения обработки и анализа сигналов) нашли спектральный и частотно-временной анализ, включая различные варианты вейвлет-анализа [1], [4]. Каждый из этих методов характеризуется своей областью применения.

При регистрации заведомо нестационарных сигналов, к которым относятся сигналы геофизических полей, нельзя утверждать, что состояние исследуемой системы не изменялось либо изменялось по единому простому закону. Для нестационарных сигналов характерно наличие разной информации в разнесенных по времени частях сигнала.

К проблемам исследования сигналов геофизических полей для выявления аномалий, предшествующих повышению сейсмической активности, относится формирование компактного признакового описания сигналов. Широкое применение находят методы построения экспертом такого описания по визуальному анализу временной реализации сигнала. Данные методы обладают рядом преимуществ и недостатков. К преимуществам можно отнести относительную ясность результатов анализа (аномалию в сигнале «видно»). Применяемый в процессе анализа опыт эксперта позволяет классифицировать аномалии по видам («интересные/неинтересные», помехи/особенности и т. д.). Недостатки данного подхода вытекают именно из эмпиричности и субъективности мнения эксперта, а также из невозможности отследить скрытые особенности (например, аномалии в частотной области).

Большинство систем обработки и анализа данных, применяемых в геофизике, действуют на основании предварительно сформулированной гипотезы о виде аномалии, которую требуется обнаружить. Зачастую, особенно на начальных этапах наблюдений, невозможно сказать, как будет выглядеть аномалия сигнала, предшествующая сейсмической активности. В связи с этим применение таких систем малоэффективно.

С одной стороны, огромный объем регистрируемых данных, с другой – нечеткость постановки задач исследования требуют применения в автоматизированных системах методов, позволяющих работать в условиях неопределенности.

Традиционно считается, что работа интеллектуальных систем извлечения знаний должна приводить к получению знаний, характеризующих новизной, нетривиальностью, полезностью, интерпретируемостью. Для геофизических исследований следует добавить еще одну характеристику – физическую обоснованность. Данная характеристика накладывает ряд ограничений на применяемые в геофизике методы. Перемазывание данных через «мясорубку» методов обработки и анализа зачастую приводит к результатам, не дающим пользы с точки зрения понимания физики процессов, протекающих в анализируемых системах.

Ключевой задачей настоящего исследования служит создание методов, обеспечивающих адекватную с точки зрения физики процессов последовательность преобразований от исходного сигнала (волновых форм) через физически интерпретируемую модель к представлению сигнала, порождающему новые знания о генерирующей его системе. Авторы предлагают строить модель на базе разреженной аппроксимации, исследовать ее статистическими методами, а также методами интеллектуального анализа (DataMining).

Комплексный подход к анализу сигналов геоакустической эмиссии. Данный подход включает в себя все этапы обработки – от регистрации исходных данных до получения новых знаний об объекте исследования. Реализация комплексного подхода включает: регистрируемые и обрабатываемые данные, концепцию и методы их обработки и анализа, накопленные и новые знания.

Теоретическую основу комплексного подхода к обработке сигналов геоакустической эмиссии (ГАЭ) [5] образует многомерная иерархическая модель временного ряда [6]. Данная модель включает все этапы извлечения полезных знаний.

Под моделью сигнала понимается информационная структура, содержащая сведения о конкретном сигнале на разных уровнях его представления – от конкретного (непосредственно отсчетов сигнала) до абстрактного (продукционных правил, отражающих типовые формы поведения с привязкой к событиям).

Модель включает в себя следующие уровни: L0 – исходные сигналы, полученные непосредственно с систем регистрации; L1 – преобразованные сигналы; L2 – сегментированные сигналы; L3 – классы состояний исследуемой системы и допустимые переходы (типовые формы поведения, шаблоны); L4 – связь шаблонов с событиями. Переход между уровнями осуществляется набором специфических методов (S0–S4).

Переход с уровня L0 к L1 осуществляется базовыми операциями цифровой обработки сигналов (группа методов S0), в частности: приведением значений сигнала к измеряемым физическим величинам, шумоподавлением и фильтрацией.

Сегментация сигнала (группа методов S1, переход с L1 на L2) предполагает разделение сигнала на фрагменты (сегменты), обладающие одинаковыми свойствами. При обработке ГАЭ применяется сегментация двух видов: равномерная и адаптивная. Равномерная сегментация выделяет в сигнале равные участки, адаптивная осуществляется по принципу скользящего окна и предполагает использование различных пороговых методов, позволяющих, в частности, сегментировать сигналы по принципу импульс/шум.

Построение классов состояний (группа методов S2, переход на уровень L3) заключается в применении методов кластеризации к выделенным фрагментам, т. е. группировании сегментов по некоторому критерию, формировании классов, в которых может находиться система, генерирующая сигнал, а также набора допустимых переходов между сегментами. Классы состояний позволяют описать типовые формы поведения конкретного сигнала.

Привязка сегментов к классам осуществляется выбором подходящей системы признаков – признакового пространства. При этом используется набор методов: вейвлет-преобразование, оконное преобразование Фурье, метод согласованного преследования базиса. В качестве алгоритма кластеризации используются стандартный алгоритм K-means, агломеративные алгоритмы, а также технология нейронных сетей Кохонена.

Заключительный этап обработки – построение модели зависимости типовых форм поведения сигнала и дискретных событий, сопровождающих регистрацию (группа методов S3). Под событиями понимают либо реальные природные аномалии, реакцию на которые исследователь ищет в сигнале, либо искусственные временные отметки.

Также следует отметить группу методов, напрямую не осуществляющих переходы между уровнями, но обеспечивающих когнитивную поддержку модели, – методы визуализации (группа методов S4).

Применение комплексного подхода с использованием технологии TimeSeriesDataMining позволяет обеспечить адекватную обработку данных и накопление знаний для понимания процессов, происходящих при подготовке землетрясений. Такой подход реализован при комплексной обработке геоакустических сигналов, деформаций земной поверхности и сопутствующих этому данных. Универсальность подхода позволяет использовать его для обработки любых геофизических данных.

Разреженная аппроксимация в построении признаков пространства. Разреженная аппроксимация в избыточных словарях представляет одно из наиболее перспективных направлений развития теории частотно-временного представления сигналов [4], [7]–[9]. Очевидным видится тот факт, что использование жестких схем аппроксимации, скажем, с фиксированным набором базисных функций не всегда адекватно при анализе реальных сигналов. Построение модели природного временного ряда требует обширного набора «конструктивных элементов» сигнала, не ограниченных, например, ортогональным тригонометрическим базисом Фурье.

Разреженная аппроксимация в избыточных словарях находит широкое применение в задачах шумоочистки, сжатия сигналов, распознавания образов.

Будем считать, что дана функция $f(n)$ из конечномерного нормированного пространства H , называемая сигналом. Оговоримся, что здесь и далее будут рассматриваться дискретные сигналы, поскольку исследование непрерывных сигналов в настоящее время представляет в большей степени теоретический интерес.

Рассмотрим семейство нормированных функций

$$D = \{g_m(n) : m = 0..M-1, n = 0..N-1, \|g_m\| = 1\},$$

где D будем называть словарем, а его элементы $g_m(n)$ – частотно-временными атомами (или просто атомами); M – количество атомов в словаре; N – количество отсчетов в атоме.

В теории частотно-временного анализа рассматриваются различные словари, например словари Фурье, Габора, вейвлетов и т. д., при этом словари содержат атомы, описываемые функциями одного вида, но могут быть построены и комбинированные словари.

Как правило, словари состоят из атомов, полученных модуляцией, сдвигом и масштабированием некоторой функции. Хорошо изучены свойства словаря Габора. Далее для исследования сигналов импульсной природы авторами рассмотрен словарь Берлаге, а также смешанные словари [10]–[13].

Разреженная аппроксимация предполагает построение такой модели сигнала, которая содержит наименьшее число элементов, т. е.

$$f(n) = \sum_{m=0}^{M-1} a_m g_{\gamma_m}(n),$$

$$\|a\|_0 \rightarrow \min,$$

где $f(n)$ – сигнал; $g_{\gamma_m}(n)$ – атомы словаря; a_m – веса; $\|\cdot\|_0$ – l_0 -норма, т. е. псевдонорма, равная числу ненулевых элементов вектора.

Рассмотрим задачу разреженной аппроксимации с позиции линейной алгебры. Словарю D может быть поставлена в соответствие матрица Φ размером $M \times N$. В данном случае модель сигнала имеет вид

$$f = \Phi \mathbf{a},$$

где

$$\mathbf{a} = (a_0, a_1, \dots, a_{M-1})^T;$$

$$\mathbf{f} = (f(0), f(1), \dots, f(N-1))^T;$$

$$\Phi = \begin{pmatrix} g_{\gamma_0}(0) & g_{\gamma_1}(0) & \dots & g_{\gamma_{M-1}}(0) \\ \vdots & \ddots & & \\ g_{\gamma_0}(N-1) & & & g_{\gamma_{M-1}}(N-1) \end{pmatrix}.$$

Система генерирует различные сигналы, комбинируя столбцы матрицы Φ с различными весами \mathbf{a} ; соответственно, вектор \mathbf{a} описывает состояние модели системы. Ранг матрицы Φ – полный.

Таким образом, задача аппроксимации сводится к решению недоопределенной системы линейных алгебраических уравнений. Очевидно, что данная система имеет бесконечно много решений либо не имеет ни одного в зависимости от вида правой части. В первом случае для практических задач требуется выбрать одно решение, удовлетворяющее некоторому критерию.

С точки зрения разреженной аппроксимации требуется решить задачу нахождения вектора \mathbf{a} , удовлетворяющего системе приведенных ранее уравнений и минимизирующего количество ненулевых элементов этого вектора, т. е.

$$\mathbf{a} : f = \Phi \mathbf{a} \wedge \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{a}\|_0,$$

где f – исходный сигнал; Φ – матрица словаря; \mathbf{a} – вектор весов.

Преимущества разреженной аппроксимации по сравнению с традиционными подходами заключаются в следующем. Во-первых, поскольку количество ненулевых элементов аппроксимации невелико, то основное преимущество данного метода – сокращение размерности признакового представления сигнала. Данный факт становится особенно очевидным при сравнении разреженного представления, например с оконным преобразованием Фурье либо с непрерывным вейвлет-преобразованием, поскольку последние чрезвычайно избыточны. Избыточность представления есть важное ограничение при применении методов классификации и кластеризации. Применение физически обоснованных словарей базисных функций открывает пути к интерпретации результатов анализа сигналов на качественно новом уровне, а именно для задачи выделения источников сигнала и их характеристики.

Субоптимальное решение дает предложенный Mallat S. и Zhang Z. алгоритм согласованного преследования (MatchingPursuit, MP) [1]. Суть алгоритма сводится к итеративному процессу поиска элементов словаря, минимизирующих на каждом шаге ошибку аппроксимации:

$$\begin{cases} R^0 f = f; \\ R^n f = \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle g_{\gamma_n} + R^{n+1} f; \\ g_{\gamma_n} = \arg \max_{g_{\gamma_i} \in D} |\langle R^n f, g_{\gamma_i} \rangle|, \end{cases}$$

где f – исходный сигнал; $R^n f$ – невязка, пересчитываемая на каждом шаге, n – номер итерации алгоритма; g_{γ_n} – атом словаря D , имеющий максимальное скалярное произведение с $R^n f$.

Таким образом формируется вектор $\hat{\mathbf{a}}$ – оценка вектора \mathbf{a} .

Основная проблема метода согласованного преследования заключается в том, что алгоритм решает задачу «здесь и сейчас», не учитывая возможные будущие варианты выбора атомов:

$$f = \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{n=0}^{N-1} \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle g_{\gamma_n},$$

где N – количество атомов, включенных в аппроксимацию.

Алгоритм согласованного преследования позволяет выделить малое количество элементов с большой энергией – вносящих значительный вклад в сигнал. Для данного алгоритма важную роль играет качество словаря, поскольку выбор должен осуществляться из адекватного сигналу набора атомов.

Что касается ошибки аппроксимации, то в [4] показано, что она экспоненциально убывает:

$$\varepsilon = \left\| f(n) - \sum_{m=0}^{M-1} a_m g_{\gamma_m}(n) \right\|, \\ \|R^i f\| \leq 2^{-\lambda i} \|f\|,$$

где $f(n)$ – сигнал; $g_{\gamma_m}(n)$ – атомы словаря; a_m – веса; $R^i f$ – невязка, вычисленная на i -й итерации алгоритма; M – размер словаря; $\lambda > 0$, $\lambda \in \mathbb{R}$. Экспоненциальное убывание ошибки делает алгоритм согласованного преследования вкуче с адекватным словарем весьма эффективным методом аппроксимации сигналов.

На рис. 1 показан пример разложения импульсов ГАЭ (a, b) методом разреженной аппроксимации (ε, ε) в сравнении с оконным преобразованием Фурье того же импульса (d, e).

Самая затратная часть алгоритма согласованного преследования – вычисление на каждой итерации скалярных произведений атомов словаря с сигналом. Пусть имеется словарь, состоящий из M атомов длиной L_g отсчетов, и сигнал длиной L отсчетов, тогда вычисление всех скалярных произведений потребует выполнения $M \in L \in (L + L_g - 1)$ умножений; соответственно, объем вычислительных ресурсов, требуемых для выполнения алгоритма, прямо пропорционален размеру словаря.

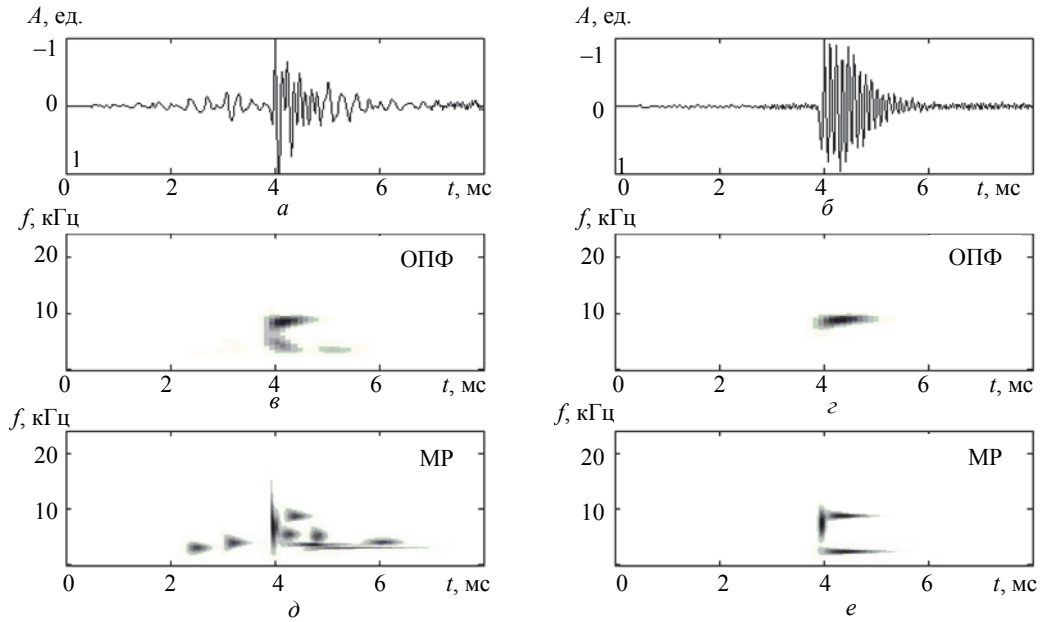


Рис. 1

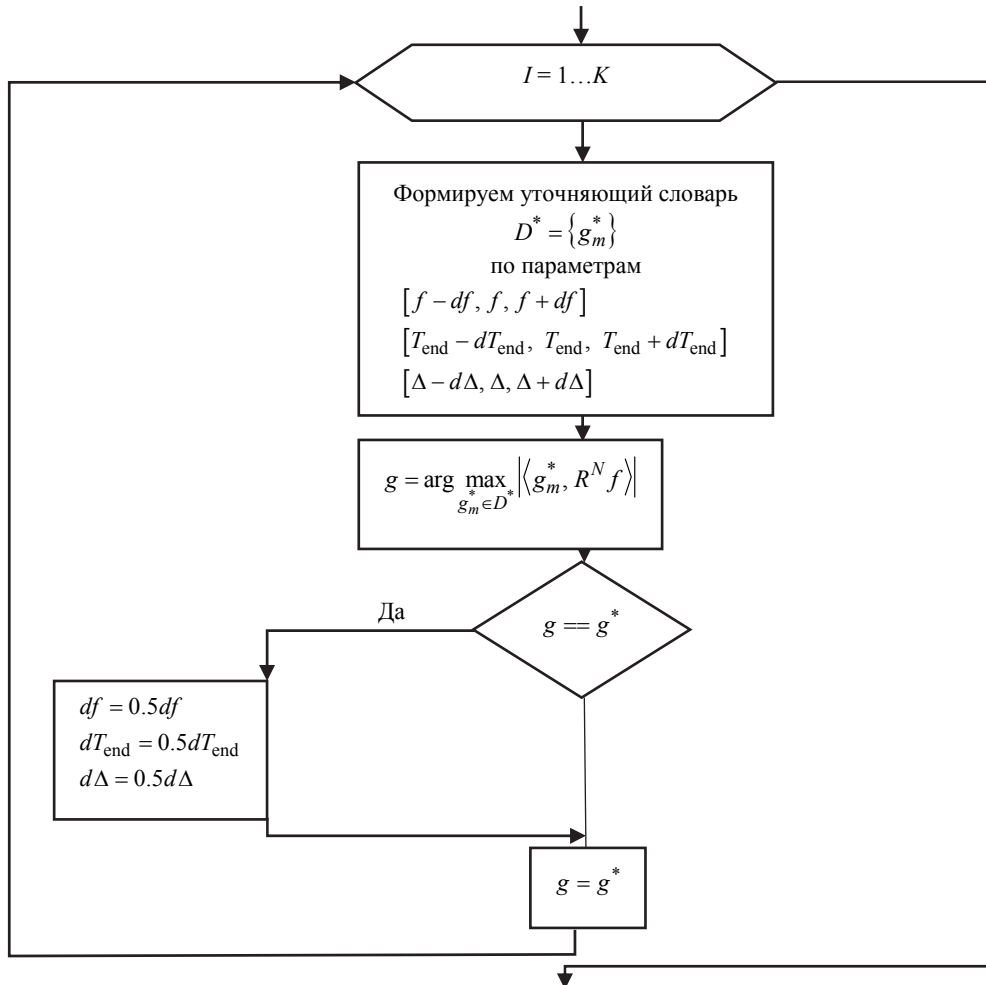


Рис. 2

С целью повышения качества аппроксимации в условиях ограниченных вычислительных ресурсов авторы предложили добавить к алгоритму процедуру уточнения в пространстве параметров

[13]. Пространством параметров монословаря будем называть n -мерное пространство, образованное всеми допустимыми значениями параметров атомов словаря. Адаптивный алгоритм согла-

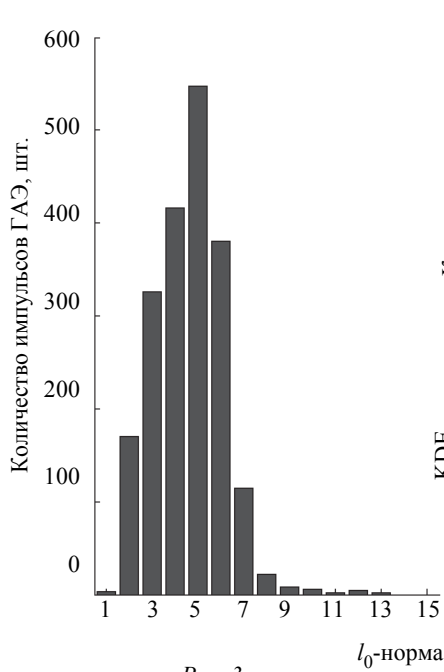


Рис. 3

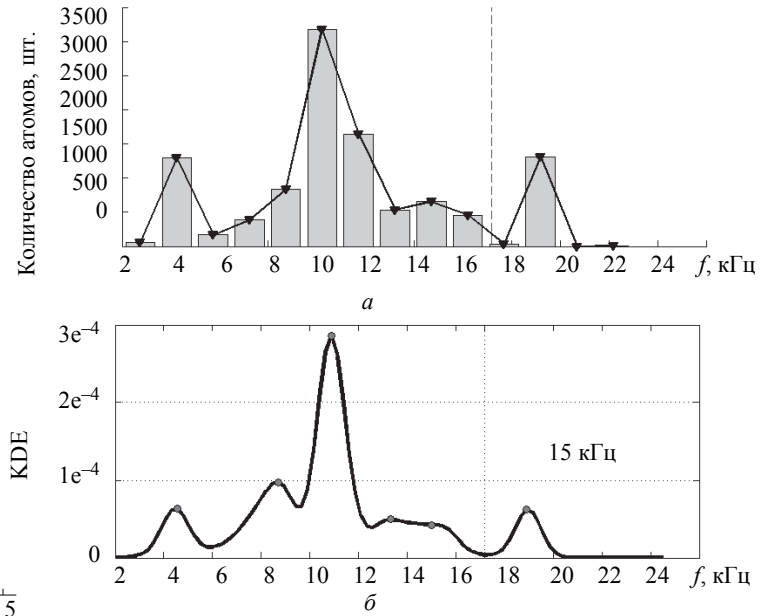


Рис. 4

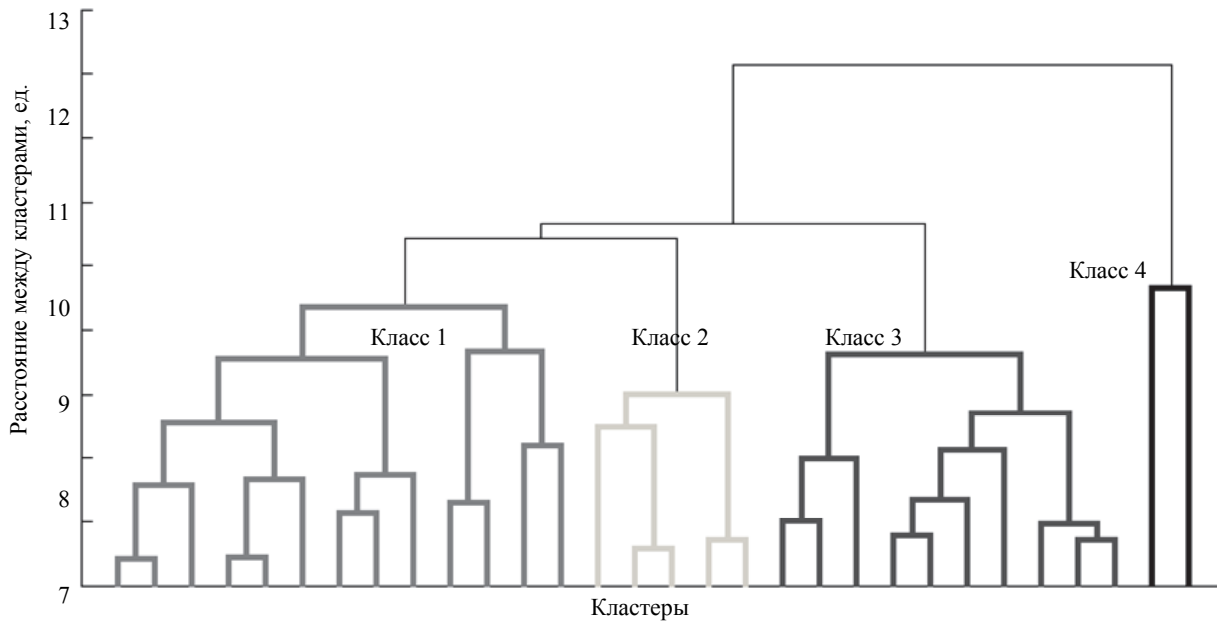


Рис. 5

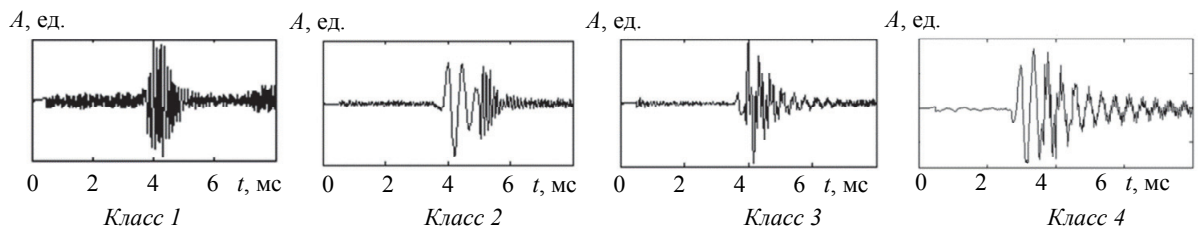


Рис. 6

сованного преследования с уточнением заключается в поиске нового, более весомого элемента разложения на каждой итерации алгоритма в окрестности найденного на текущей итерации атома. Найденный уточненный атом и все его

сдвиги добавляются в словарь, тем самым адаптируя словарь к конкретным особенностям сигнала. Блок-схема процесса уточнения на примере словаря Габора представлена на рис. 2.

Выявление закономерностей в структуре импульсов. Полученное разреженное представление импульса содержит информацию о процессе его генерации и требует дальнейшего изучения с точки зрения выделения закономерностей в его структуре, а также закономерностей в следовании отдельных импульсов. Авторы рассматривали несколько подходов к решению данной задачи, и разреженное представление исследовалось с разных сторон.

Установлено распределение числа атомов, обеспечивающих уровень ошибки 5 %. Показано, что для одиночного импульса достаточно 5 атомов. На рис. 3 представлена гистограмма распределения количества атомов.

По распределениям частот были выделены диапазоны частот наиболее характерные для геоакустических импульсов. Гистограмма и ядерная оценка плотности вероятности (KernelDensityEstimate, KDE) распределения частот приведены на рис. 4, а, б соответственно.

Оценивались также временные характеристики атомов в разложении [12].

Используя амплитуду, частоту и временное положение атомов, выделили кластеры характерных импульсов. На рис. 5 показана дендрограмма иерархической кластеризации центроидным методом [14], на рис. 6 изображены характерные представители каждого кластера импульсов. Дру-

гой подход на основе модификации символьной агрегированной аппроксимации предложен авторами в [15].

Применение интеллектуальных методов для обработки сигналов – не всегда простая задача, тем более если исследование относится к столь трудно формализуемым и имеющим существенную неопределенность областям, как анализ естественнонаучных или, как представлено в статье, геофизических сигналов. Для разрешения многих сложностей авторы предлагают комплексный подход к анализу сигналов.

В ходе разработки комплексного подхода получены следующие основные результаты: многоуровневая иерархическая модель временного ряда и методы ее идентификации, построенные на базе алгоритмов интеллектуального анализа; метод построения признакового пространства на базе разреженного представления сигналов и алгоритм, снижающий вычислительную сложность процесса; процедура выделения классов импульсов геоакустической эмиссии.

Авторы выражают благодарность и искреннюю признательность своим учителям – профессорам и преподавателям кафедры МО ЭВМ СПбГЭТУ «ЛЭТИ», за помощь и поддержку на пути профессионального становления. А. Б. Тристанов отдельно благодарит проф., д-ра техн. наук В. В. Геппенера и проф., д-ра техн. наук А. Р. Лисса.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Любушин А. А. Анализ данных систем геофизического и экологического мониторинга / отв. ред. Г. А. Соболев; Ин-т физики Земли им. О. Ю. Шмидта РАН. М.: Наука, 2007.
2. Соболев Г. А. Основы прогноза землетрясений. М.: Наука, 1993.
3. Соболев Г. А., Пономарев А. В. Физика землетрясений и предвестники. М.: Наука, 2003.
4. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов: учеб. пособие. 2-е изд. / пер. с англ. М.: Мир, 2005.
5. Марапулец Ю. В., Шевцов Б. М. Мезомасштабная акустическая эмиссия. Владивосток: Дальнаука, 2012.
6. Тристанов А. Б., Луковенкова О. О., Поляков Р. К. Модель временного ряда для задач анализа темпоральных объектов // Морские интеллектуальные технологии. 2016. Т. 2, № 4 (34). С. 46–50.
7. Mallat S., Zhang Z. Matching Pursuits with time-frequency dictionaries // IEEE Trans. on Signal Processing. 1993. Vol. 41, № 12. P. 3397–3415.
8. Sturm B. L., Daudet L. On similarity search in audio signals using adaptive sparse approximations // Proc. Intern. Workshop on Adaptive Multimedia Retrieval. St. Petersburg, 2009. P. 59–71.
9. Elad M. Sparse and redundant representations. From theory to applications in signal and image processing. Springer, 2010.
10. A new approach to study of geoacoustic emission signals / A. B. Tristanov, Yu. V. Marapulets, O. O. Lukovenkova, A. A. Kim // Advances in Mathematical Theory and Applications. 2016. Т. 26, № 1. С. 34–44.
11. Марапулец Ю. В., Тристанов А. Б., Шевцов Б. М. Анализ структуры сигналов акустической эмиссии звукового диапазона методом разреженной аппроксимации // Акуст. журн. 2014. Т. 60, № 4. С. 398–406.
12. Марапулец Ю. В., Тристанов А. Б., Шевцов Б. М. Частотно-временной анализ акустической эмиссии звукового диапазона методом разреженной // Докл. акад. наук. 2014. Т. 456, № 4. С. 481–484.
13. Луковенкова О. О., Тристанов А. Б. Адаптивный алгоритм согласованного преследования с уточнением на смешанных словарях в анализе сигналов геоакустической эмиссии // Цифр. обработка сигналов. 2014. № 2. С. 54–57.
14. Методы и модели анализа данных: OLAP и DataMining / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, В. В. Степаненко, И. И. Холод. СПб.: БХВ-Петербург, 2004.
15. Тристанов А. Б. Классификация импульсов акустической эмиссии звукового диапазона на базе символьного представления частотно-временной структуры // Цифровая обработка сигналов. 2015. № 2. С. 35–38.

A. B. Tristanov, O. O. Lukovenkova
Institute of Space Research and Radio Wave Propagation Feb RAS
 D. M. Klionsky
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

ADAPTIVE APPROACH TO SIGNAL ANALYSIS (THROUGH THE EXAMPLE OF GEOACOUSTIC EMISSION)

Introduces the results obtained by the authors during the development of an integrated approach to the analysis of one-dimensional geophysical signals. The approach is illustrated on geoaoustic signals. We illustrate the suggested approach using geoaoustic emission signals consisting of a sequence of relaxation impulses with a short front and long decay period. We discuss main approaches to constructing the feature space based on sparse representation of signal segments. Sparse representations are constructed using classical matching pursuit and its adaptive modification based on applying optimization techniques for iterative specification of the parameters of functions obtained as a result of signal decomposition. We provide the results of statistical analysis of decomposition results for real geoaoustic signals. We suggest an approach to segment classification based on extracted features.

Geoacoustic emission, signal data mining, sparse approximation

УДК-519.688

Ар. Ю. Филатов, Ан. Ю. Филатов, К. В. Кринкин
*Санкт-Петербургский государственный электротехнический
 университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)*

Б. Чен, Д. Молодан
Массачусетский технологический институт

Методы сравнения качества 2D-SLAM-алгоритмов

Представлен подход для сравнения алгоритмов SLAM, который позволяет найти наиболее точный из них. Акцент исследований сделан на 2D-SLAM-алгоритмах, рассматриваются также 2D-карты, строящиеся после выполнения алгоритма. Предложены три показателя для оценки карт. Цель данной статьи – представить методы количественной оценки качества 2D лазерного SLAM-алгоритма. Объектом рассмотрения служит результирующая карта, и по ее визуальной оценке можно выяснить, какой алгоритм создает лучшую карту, т. е. определить, какая карта содержит наименьшее количество шума, наиболее точно определяет стены, и имеет самое низкое количество артефактов и т. д. Представлены некоторые показатели количественной оценки, а также оценивающий карты фреймворк. Карты, построенные каждым рассмотренным алгоритмом, сравниваются с использованием нескольких показателей, и для каждого запуска назначается оценка. Таким образом, можно оценивать алгоритмы SLAM, даже если истинная карта или траектория не предусмотрены для рассматриваемых наборов данных.

Сравнение SLAM, карта, траектория, gmapping, Cartographer

SLAM определяет часть проблемы навигации для мобильных платформ, в которую входят сбор данных с датчиков, а затем одновременное создание карты и определение местоположения на ней. Задачи, включающие проблему SLAM, встречаются часто, и для их решения в настоящее время используется огромное количество алгоритмов.

Они различаются по типам датчиков, способам хранения данных, математическому устройству для обработки данных сканирования и т. д. Таким образом, появляется проблема сравнения доступных алгоритмов и выбора наиболее подходящего.

Чтобы оценить качество алгоритма SLAM, необходимо оценить точность его результатов,