

УДК 519.24

КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА СПЕКТРАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ОГИБАЮЩИХ СЕЙСМИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

Ю. В. Морозов, А. А. Спектор

*Новосибирский государственный технический университет,
630073, г. Новосибирск, просп. К. Маркса, 20
E-mail: spektor@corp.nstu.ru*

Предложен метод классификации движущихся объектов, производящих сейсмическое воздействие на поверхность грунта, основанный на статистическом анализе огибающих принятых сигналов. В качестве признаков классификации используются значения компонент амплитудного спектра огибающих, получаемых на основе преобразований Гильберта и Фурье. Для ансамбля объектов четырёх классов (человек, группа людей, крупное животное, автомобиль) приводятся примеры, иллюстрирующие статистические свойства спектров и работу сейсмического классификатора. Показано, что вычислительные процедуры по обработке сейсмических сигналов достаточно просты и это позволяет их использовать в системах реального времени при умеренных требованиях к ресурсам вычислительных средств.

Ключевые слова: классификация объектов, пассивная сейсмическая локация, спектральные признаки, метод максимального правдоподобия.

DOI: 10.15372/AUT20170606

Введение. Одна из причин, привлекающая внимание к сейсмическим средствам оперативного наблюдения, — их потенциальная способность решать без участия оператора разнообразные задачи анализа обстановки, такие как обнаружение объектов, создающих сейсмическое воздействие на грунт, оценка траектории движения, определение типа объекта (классификация). Состав этих задач свидетельствует о развитии новой локационной технологии — пассивной сейсмической локации (ПСЛ). Определяющими для эффективности систем ПСЛ являются математическое и программное обеспечение обработки сейсмических сигналов [1, 2]. Несмотря на наличие работ по классификации объектов [3–6], задача не может считаться решённой. Её сложность подтверждает, например, тот факт, что при составлении технических заданий на создание программного обеспечения требования к вероятности правильной классификации обычно не превышают значений 0,8–0,85. Поэтому поиск новых подходов к сейсмической классификации — актуальная задача.

В данном исследовании для её решения предлагается использовать статистический анализ спектральных компонент огибающих сейсмических сигналов. При построении алгоритмов классификации необходимо ориентироваться на работу в реальном времени. Практически применительно к ПСЛ это означает, что задержки в принятии решения не могут превышать единиц секунд. Учитывая, однако, что наблюдение может продолжаться в течение нескольких десятков секунд, пока движущийся объект остаётся в зоне чувствительности сейсмических датчиков, общее время наблюдения разбивают на временные отрезки (циклы) длительностью 1–2 с. Это создаёт предпосылки быстрого получения первых результатов обработки сигналов с последующим их уточнением на протяжении всего времени наблюдения.

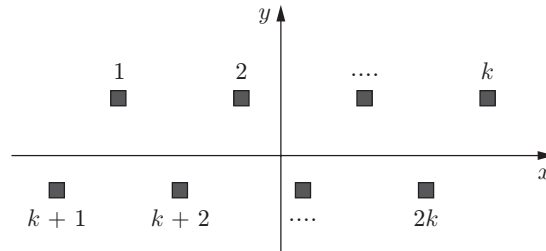


Рис. 1. Размещение сейсмических датчиков системы ПСЛ

Применение метода максимального правдоподобия для классификации объектов по спектральным компонентам огибающих сейсмических сигналов. Высокая эффективность ПСЛ достигается при использовании групп сейсмических приёмников, размещаемых в грунте на рабочей территории таким образом, чтобы исключить наличие неконтролируемых участков и минимизировать состав аппаратуры. Одной из схем является размещение сейсмических датчиков на двух параллельных линиях с относительным их смещением на половину расстояния между датчиками (рис. 1). Расстояния между линиями и между датчиками на них определяются сейсмическими свойствами грунтов и обычно находятся в пределах 10–15 м. Обычно сейсмические сигналы объектов, находящихся в рабочей зоне системы, возникают в нескольких датчиках, образующих рабочую (активную) группу. Для принятия решения система должна динамически настраиваться на реальную структуру активной группировки.

Приводимые в работе экспериментальные данные получены на сейсмическом полигоне Новосибирского государственного технического университета, где развёрнута система «Азимут 1», являющаяся совместной разработкой Университета и Производственного объединения «Север» (предприятие государственной корпорации «Росатом», г. Новосибирск). Сигналы геофонов, используемых в качестве сейсмических приёмников, усиливаются в полосе частот до 120 Гц, дискретизируются с частотой 600 Гц и подвергаются текущей буферизации в виде циклов по 1000 отсчётов, что соответствует длительности цикла 1,67 с.

Сейсмические сигналы (s_t) человека, группы людей (три человека), крупного животного (лошадь) и автомобиля приведены на рис. 2, где для удобства используется нумерация классов $k = \overline{1, 4}$. (Данная нумерация применяется далее.) Из рисунка очевидны характерные свойства огибающих. Сигналы человека образуют близкую к периодической импульсную последовательность. При движении группы количество импульсов увеличивается из-за отсутствия синхронности шагов. Движение крупного животного также порождает импульсный поток, частота импульсов которого выше, чем у сигнала человека, а характер потока отражает особенности чередования ног при движении. Сейсмический сигнал автомобиля представляет собой непрерывный случайный процесс.

Для использования этих свойств целесообразно в обработку сигналов включить операцию выделения огибающей (детектирования). Общая структурная схема сейсмического классификатора, основанного на статистическом анализе спектра огибающей, изображена на рис. 3. К анализу привлекаются сигналы активных датчиков, т. е. тех сейсмических приёмников, в которых обнаружители зафиксировали наличие сейсмически активного объекта. Множество активных датчиков образуется при работе системы динамически, их состав формируется в отдельных циклах обработки сигналов в процессе наблюдения объекта.

Первой операцией предварительной обработки сигналов является адаптивное выделение фона на основе модели предсказания [7–9]. Обратимая, в принципе, процедура, выполняемая на основе данной модели, приводит к существенному снижению уровня по-

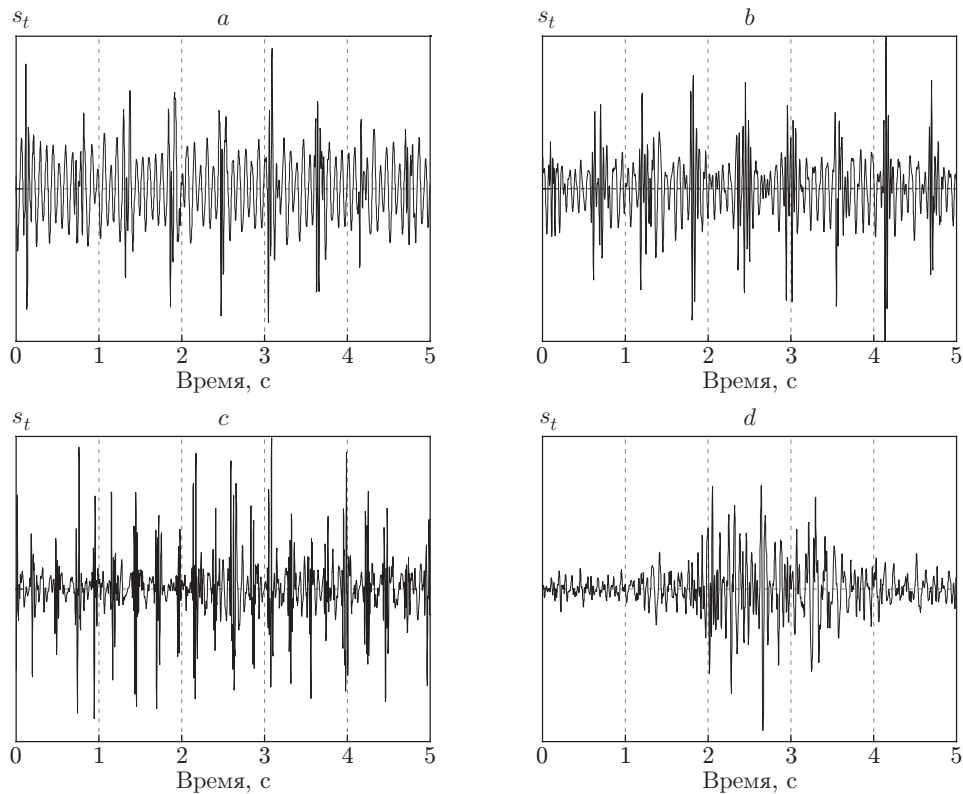


Рис. 2. Сейсмические сигналы: *a* — человека, *b* — группы людей, *c* — крупного животного, *d* — автомобиля

мехи (сейсмического фона) и его преобразованию в белый гауссовский шум. Спектральные свойства полезных сигналов также изменяются, однако отмеченные особенности огибающих сохраняются. Вторая операция предварительной обработки состоит в формировании огибающей каждого сигнала с применением преобразования Гильберта и её сглаживании в скользящем окне для устранения быстрых флуктуаций. Подготовленный таким образом сигнал подвергается преобразованию Фурье, и формируется амплитудный спектр огибающей (АСО).

На рис. 4 представлены пучки АСО (x_j) для тех же четырёх классов объектов, сигналы которых показаны на рис. 2. Данные соответствуют 20 циклам наблюдения объектов каждого из классов. Относительные частоты j , в которых приведены АСО, связаны

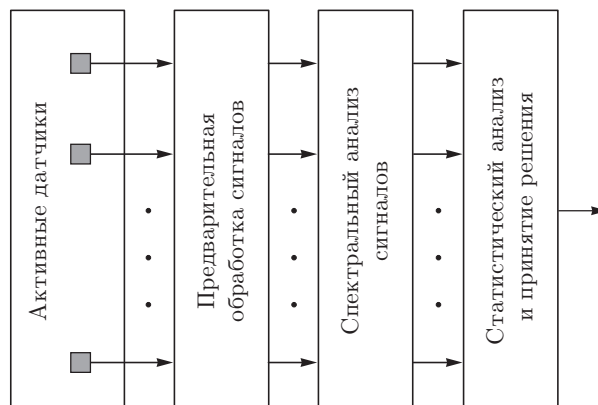


Рис. 3. Структурная схема алгоритма классификации

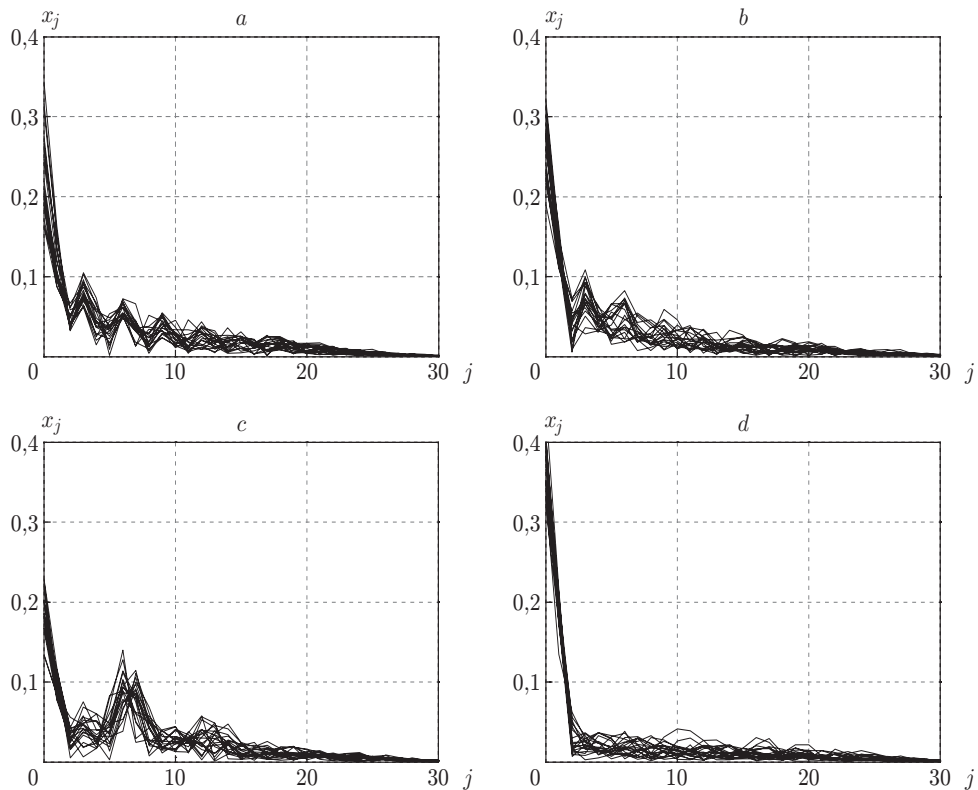


Рис. 4. Амплитудные спектры огибающих сейсмических сигналов: *a* — человека, *b* — группы людей, *c* — крупного животного, *d* — автомобиля

с абсолютными значениями f применительно к параметрам эксперимента соотношением $f = 0,6j$ Гц. Типичные особенности спектров находятся в низкочастотной области: $j \leq J = 15-20$. Спектр сигнала человека имеет ярко выраженный характер периодических спектральных зон, повторяющихся с шагом $\Delta j = 3$. Положение спектральных пиков является устойчивым, фиксированным при изменении в широких пределах частоты шагов, что обусловлено относительно невысоким спектральным разрешением: $\Delta f = 0,6$ Гц. Признаки периодичности с тем же частотным шагом наблюдаются и у АСО группы людей, однако они выражены заметно слабее. Характерные частоты свойственны и АСО крупного животного, однако в целом спектральная картина существенно отличается от предыдущих. Амплитудный спектр огибающей транспортного средства представляет собой в среднем монотонно убывающую функцию, чем значительно отличается от всех остальных классов.

В качестве признаков для классификации использовались значения нормированных АСО x_j , полученных из ненормированных \hat{x}_j (т. е. результатов преобразования Фурье) нормировкой $x_j = \hat{x}_j / \sum_{i=0}^{J_{\max}} \hat{x}_i$, $0 \leq j \leq J$, сохраняющей соотношения спектральных компонент. Здесь J_{\max} — полное число спектральных отсчетов, равное половине длительности цикла (в условиях эксперимента $J_{\max} = 500$). Нормировка направлена на нейтрализацию факторов, влияющих на энергетику сигналов (например, дальности объектов).

Рассматривая x_j , $0 \leq j \leq J$, как случайные величины, используем для их описания плотности распределения вероятностей (ПРВ) $p_k(x_j)$, $0 \leq j \leq J$, $k = \overline{1,4}$. Известно [10, § 41], что элементы спектра Фурье стационарных процессов (в пределах интервала анализа, определяемого длительностью цикла, к ним можно отнести сигналы сейсмического фона и транспортного средства) образуют некоррелированное множество.

Воспользуемся далее предположением о некоррелированности спектральных компонент также и в наблюдениях, содержащих импульсные сигналы. Это допущение может быть приемлемым, если получаемые в итоге характеристики качества являются достаточно высокими и, следовательно, развиваемый подход представляет практический интерес. Бесспорным технологическим достоинством является простота, во-первых, алгоритма классификации и, во-вторых, процедур обучения из-за отсутствия необходимости оценивать корреляционные характеристики спектральных компонент.

Далее полагаем элементы спектра Фурье независимыми величинами, при этом совместное распределение $(J + 1)$ -элементного вектора для всех классов определяется произведением одномерных ПРВ. Если для анализа используются временные циклы $m = \overline{1, M}$ и датчики сигналов с номерами $n = \overline{1, N}$, то классификатор располагает при принятии решения векторами данных $X^{(m,n)} = \|x_j^{(m,n)}\|, 0 \leq j \leq J$, $m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$, для которых совместное распределение вероятностей каждого из классов имеет вид

$$P_k(X) = \prod_{m,n,j} p_k(x_j^{(m,n)}), \quad k = \overline{1, 4}.$$

Здесь вектор X представляет собой объединение определённых векторов $X^{(m,n)}$, а вид локальных распределений $p_k(x_j^{(m,n)})$ не зависит от номеров цикла и датчика m и n . Согласно принципу максимального правдоподобия на каждом шаге анализа m вычисляются меры правдоподобия $P_k(X)$, $k = \overline{1, 4}$, и выносится текущее решение в соответствии с максимальной из этих мер.

Результаты экспериментального исследования алгоритма классификации.

В экспериментах использовались аппроксимирующие модели усечённых гауссовских распределений

$$p_k(x_j^{(m,n)}) = G(x_j^{(m,n)}, m_{k,j}, \sigma_{k,j}^2) / \Phi(m_{k,j} / \sigma_{k,j}), \quad x_j^{(m,n)} \geq 0,$$

для получения которых при обучении достаточно оценивания математических ожиданий и среднеквадратичных значений случайных величин x_j , $0 \leq j \leq J$. Здесь $G(x_j^{(m,n)}, m_{k,j}, \sigma_{k,j}^2)$ — гауссовская плотность вероятности с математическим ожиданием $m_{k,j}$ и дисперсией $\sigma_{k,j}^2$, а $\Phi(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^y e^{-t^2/2} dt$ — интеграл вероятности. В качестве

примера на рис. 5, *a* показаны гистограмма распределения (получена при наблюдении в 100 циклах) и аппроксимирующая её ПРВ признака x_3 для объекта «человек» ($k = 1$; спектральная компонента имеет, как видно из рис. 4, *a*, отчётливо выраженный пик). Можно отметить хорошее соответствие принятой аппроксимации экспериментальным данным. На рис. 5, *b* приведены аппроксимирующие ПРВ признака x_3 для всех четырёх рассматриваемых классов. Различие распределений качественно иллюстрирует информативность признаков, используемых для классификации.

Иллюстрацией работы статистического классификатора является рис. 6. Здесь представлены зависимости $l_k = \ln P_k(X)$, $k = \overline{1, 4}$, от числа рабочих циклов M при функционировании одного датчика ($N = 1$) и наблюдении объектов различных классов ($k = \overline{1, 4}$). Монотонное увеличение или уменьшение этих зависимостей характеризует накопительный характер обработки. Практически во всех точках зависимостей максимальное значение имеет статистика, соответствующая классу входного сигнала, что означает принятие классификатором правильного решения. При достаточно высокой разделимости сигналов всех классов можно заметить относительно близкий характер статистик для сигналов одного человека и группы людей.

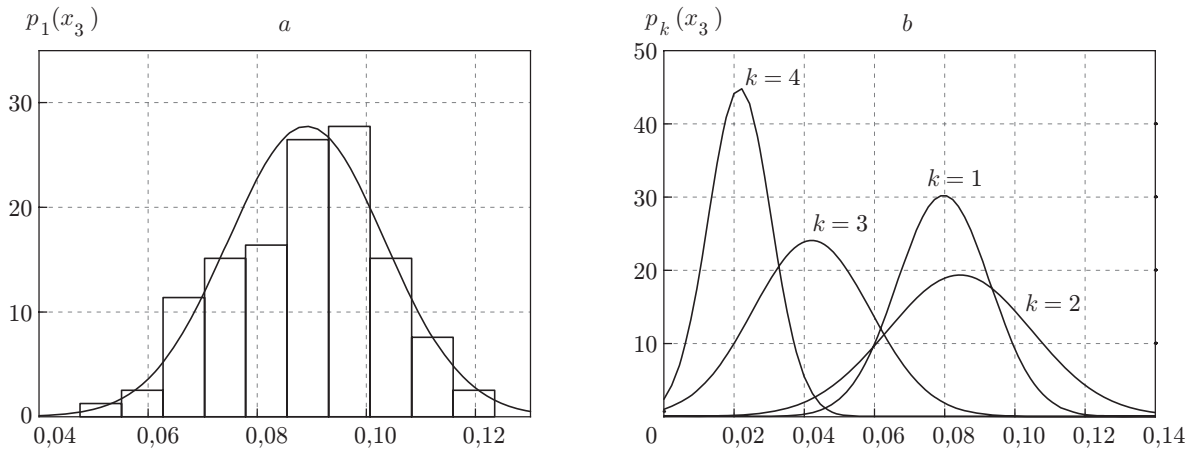


Рис. 5. Гауссовская аппроксимация ПРВ $p_k(x_j)$: a — для компоненты x_3 , $k = 1$ (сравнение с гистограммой); b — для компоненты x_3 , $k = \overline{1, 4}$

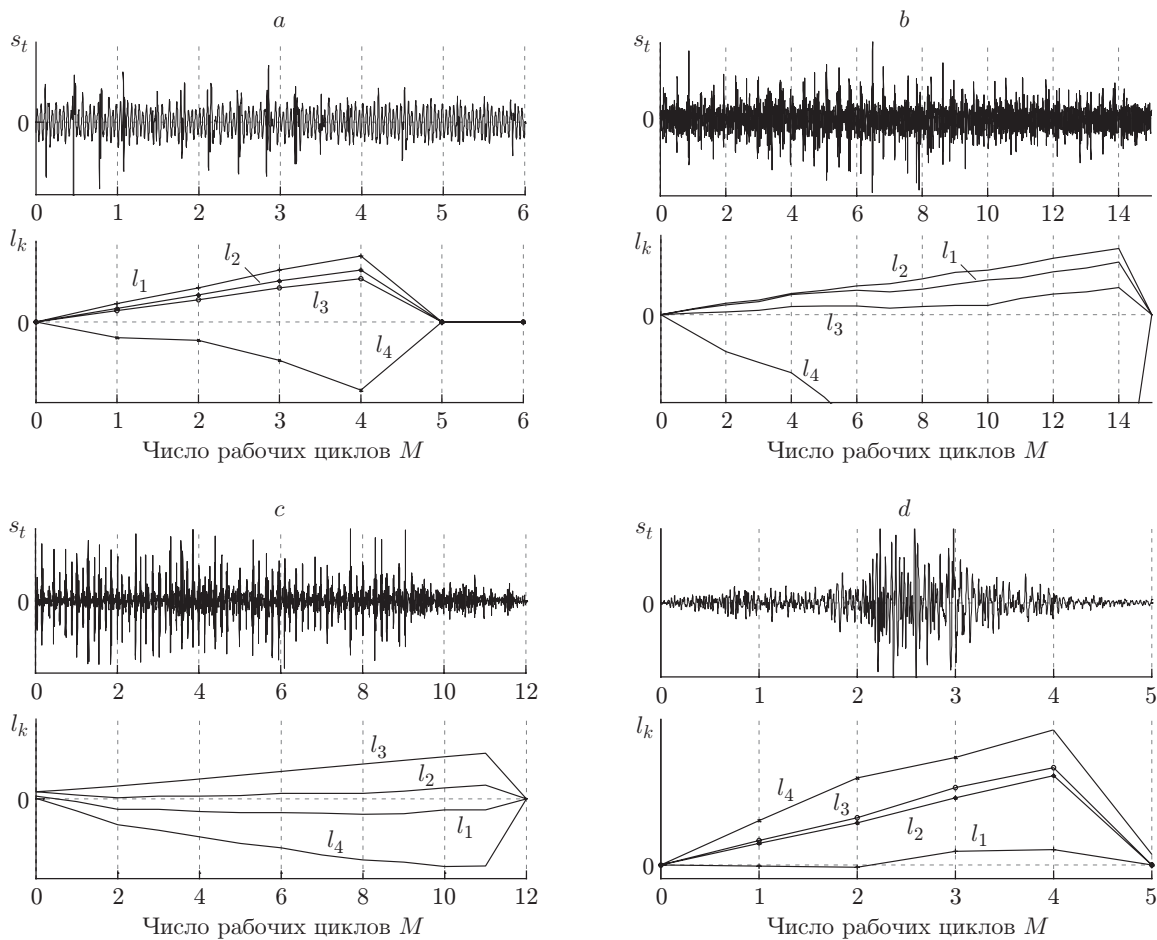


Рис. 6. Диаграммы принятия решения при наблюдении: a — человека, b — группы людей, c — крупного животного, d — автомобиля

Эксперименты по интегральной оценке качества классификации, выполненные на основе предложенного алгоритма, дают значения числа ошибочных решений v в общем числе w для следующих классов объектов:

$$\begin{aligned}v/w = 0/36 \quad \text{для } k = 1, & \quad v/w = 0/56 \quad \text{для } k = 2 \\v/w = 1/51 \quad \text{для } k = 3, & \quad v/w = 0/46 \quad \text{для } k = 4.\end{aligned}$$

В качестве исходных данных использовались записи сейсмических сигналов системы ПСЛ «Азимут 1», сделанные в виде нескольких серий на разных территориях с различными сейсмическими условиями эксплуатации. Сравнение с экспериментальными результатами [7], которые были получены аналогичным способом, свидетельствует о существенно более высоком качестве классификации, основанной на анализе спектральных характеристик огибающих сейсмических сигналов.

Главная причина более высокой эффективности состоит, по-видимому, в том, что огибающие сигналов (а не сами сейсмические сигналы) содержат в себе основные особенности классов. Улучшению эффективности способствует также параметрическая устойчивость спектральных признаков. Легко убедиться, что при вариации в широких пределах частоты шагов человека положение частотных максимумов в спектре огибающей остаётся неизменным, происходит лишь сравнительно небольшое перераспределение интенсивностей между соседними элементами спектра. Причиной является относительно невысокая разрешающая способность спектров Фурье, составляющая для изделия «Азимут 1» около 0,6 Гц/отсчёт. Благодаря этому спектральная структура (положение максимумов, минимумов и т. п.) остаётся стабильной при изменениях условий проводимых экспериментов. Применяемые статистические эталоны $P_k(X)$ строятся по большим объёмам исходных данных, где, в частности, присутствует естественный разброс скоростей движения. В итоге это отражается в значениях параметров эталонных распределений, что существенно снижает зависимость от неконтролируемых параметров.

Заключение. Предложенный в данной работе метод классификации объектов, производящих сейсмическое воздействие, основан на статистическом анализе амплитудных спектров огибающих сейсмических сигналов. Проводимые при обработке вычислительные процедуры достаточно просты, включая такие операции, как адаптивное выбеливание, выделение и сглаживание огибающих, быстрое преобразование Фурье, большинство из которых приходится выполнять в системах ПСЛ для решения и других задач получения информации [7–9]. Следствием является вполне достижимая возможность реализации обработки в системах реального времени при весьма умеренных требованиях к ресурсам вычислительных средств. Качество классификации приемлемо для удовлетворения требований, предъявляемых к изделиям ПСЛ в настоящее время. Вместе с тем необходимо отметить, что разделение классов «человек» и «группа людей» в рамках предложенного подхода (как, впрочем, и при других известных методах [9]) представляется задачей не до конца решённой, исследования в этом направлении должны быть продолжены. Улучшения сейсмической чувствительности, возможно, следует ожидать при использовании комплексных подходов, присоединив к предложенным в данной работе спектральным признакам дополнительные, свойственные сигналам группы людей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Магауенов Р. Системы охранной сигнализации: основы теории и принципы построения. М.: Горячая линия-Телеком, 2008. 497 с.
2. Красовский А. А. Цифровая обработка в ZETLAB при идентификации параметров сейсмического сигнала // Цифровая обработка сигналов. 2010. № 3. С. 70–76.

3. **Фукунага К.** Введение в статистическую теорию распознавания образов. М.: Наука, 1979. 368 с.
4. **Козлов Э. В., Левковская Т. В.** Выделение информативных признаков сигналов сейсмических сенсоров пассивной локации // Науч.-техн. вестн. информационных технологий, механики и оптики. 2010. № 6. С. 36–41.
5. **Нереина К.** Automatic post processing algorithm for passive seismic monitoring data // Journ. Phys.: Conf. Ser. 2014. **510**. 01207. URL: <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/510/1/012007/meta> (дата обращения: 14.04.2017).
6. **Matias L., Harris D.** A single station method for the detection, classification and location of fin whale using ocean-bottom seismic stations // Journ. Acous. Soc. Amer. 2015. **138**. P. 504–520.
7. **Соколова Д. О., Спектор А. А.** Классификация движущихся объектов по спектральным признакам сейсмических сигналов // Автометрия. 2012. **48**, № 5. С. 112–119.
8. **Мархакшинов А. Л., Спектор А. А.** Оценивание локальных характеристик движения объекта в сейсмической системе охраны // Автометрия. 2009. **45**, № 5. С. 48–53.
9. **Райфельд М. А.** Квазиоптимальный алгоритм классификации «одиночный человек/группа людей» в сейсмической системе охраны периметров // Радиотехника. 2012. № 1. С. 17–20.
10. **Рытов С. М.** Введение в статистическую радиофизику. М.: Наука, 1976. Ч. 1. 494 с.

Поступила в редакцию 14 апреля 2017 г.
