

Бимодальная система мониторинга протяженных объектов

Денисов В.М., Тимофеев А.В.

Аннотация: в статье представлено реализованное на практике решение для удаленного мониторинга протяженных объектов (нефтепроводов, газопроводов, государственной границы, железнодорожных путей и проч.). В основу предлагаемого решения положен принцип одновременного мониторинга физических полей двух типов: сейсмоакустического и оптического. Сам принцип использования информации от этих источников не является новым. Особенностью найденного решения является возможность эффективно контролировать объекты сверхбольшого масштаба при ограниченных затратах. Фактор издержек является весьма существенным при реализации таких проектов, как, например, мониторинг трассы пролегания нефтепроводов. В предлагаемом решении для контроля сейсмоакустического поля используется, так называемая, С-ОТДР (Coherent Optical Time Domain Reflectometer) система. Для контроля оптического поля применяются системы дальнего видеонаблюдения (СДВ) с автономным энергопитанием. Совместная обработка данных от этих систем позволяет эффективно решать задачи обнаружения и классификации целевых активностей, возникающих рядом с местом расположения объектов мониторинга. Первые результаты опытной эксплуатации системы, построенной на базе данного метода, показали высокую эффективность предложенного подхода.

Ключевые слова: мониторинг, протяженные объекты, угрозы, классификация, бимодальная система, оптическое волокно, видеонаблюдение, С-ОТДР

1. Введение

Задачи комплексного мониторинга протяженных объектов, таких как нефтегазопроводы, участки государственной границы, железные дороги и другие, всегда представляли высокий интерес для практики. В процессе комплексного мониторинга решаются задачи обнаружения запрещенных активностей в районе расположения объектов мониторинга, удаленного контроля состояния инженерных сооружений и технологических режимов работы оборудования, своевременного обнаружения техногенных и природных катастроф в местах расположения объектов мониторинга. Обнаружению подлежат: спонтанный разлив нефтесодержащей жидкости из трубопровода, попытки несанкционированной врезки в трубопровод, попытки преднамеренного или случайного разрушения железнодорожных путей, сход поезда с железнодорожных путей, разрушение балластной призмы паводковыми водами. Подлежащие обнаружению активности в дальнейшем будем называть целевыми активностями (ЦА).

2. CASE STUDY: мониторинг нефтегазопровода

Одной из наиболее актуальных областей применения бимодальной мониторинговой системы является задача мониторинга района расположения нефтегазопровода. Кратко перечислим угрозы нефтепроводу, признаки которых способна удаленно обнаружить и классифицировать бимодальная система мониторинга протяженных объектов.

- **Угроза 1. Разлив нефтесодержащей жидкости из нефтепровода**, произошедший вследствие влияния техногенного фактора (износ металла, механические повреждения металла трубы при использовании очищающего скребка и проч.).
 - Признаки угрозы 1.
 - **сейсмоакустические признаки:** звуки разлива жидкости на грунт под давлением;
 - **видимые признаки:** свободное извержение жидкости из нефтепровода.
- **Угроза 2. Нелегальные врезки в нефтепровод.**
 - Признаки угрозы 2:
 - **сейсмоакустические признаки:** звуки врезки в трубопровод, звуки пешеходной и автомобильной активности вблизи точки врезки;
 - **видимые признаки:** несанкционированная активность (пешеходная, автомобильная) на соответствующем участке пространства.
- **Угроза 3. Нелегальный отбор нефтесодержащей жидкости из нефтепровода с использованием заранее встроенных, скрытых недокументированных отводов.**
 - Признаки угрозы 3:

- **сейсмоакустические признаки:** звуки движения нефтесодержащей жидкости из нефтепровода в направлениях не совпадающих с магистральным;
- **видимые признаки:** отсутствуют.
- **Угроза 4. Нанесение непреднамеренного вреда нефтепроводу** при проведении несанкционированных земляных работ механическим способом.
 - Признаки угрозы 4:
 - **сейсмоакустические признаки:** звуки механического типа (удары, ручные земляные работы, экскаваторные работы) на фоне признаков переходной и автомобильной активности;
 - **видимые признаки:** наличие пешеходной, автомобильной активности или присутствие тяжелой экскаваторной техники в соответствующей точке пространства.
- **Угроза 5. Нанесение преднамеренного повреждения нефтепроводу** вследствие проведения террористического акта, а также попытки террористических атак на сопутствующую инфраструктуру.
 - Признаки угрозы 5:
 - **сейсмоакустические признаки:** прекурсор подготовки теракта - подозрительная пешеходная и автомобильная активности, звуки механического типа (удары, ручные земляные работы); в момент проведения теракта: звуки взрыва и последующие звуки разлива нефтесодержащей жидкости;
 - **видимые признаки:** необычная для конкретной точки пешеходная или автомобильная активность; в момент проведения теракта: вспышка, разлив нефтесодержащей жидкости.

3. Идея решения, лежащая в основе системы бимодального мониторинга

В последние годы, одним из наиболее эффективных способов контроля распределенных объектов было признано использование С-OTDR систем. Принцип работы этих систем основан на виброчувствительных свойствах инфракрасного потока, закачанного в обычное оптическое волокно при помощи полупроводникового лазера. Оптическое волокно прокладывается вблизи объекта мониторинга, на глубину 50-100 см. Полупроводниковый лазер закачивает в это оптическое волокно инфракрасную энергию на длине волны 1550 нм в виде импульсов длительностью 10 нс. Целевую информацию о сейсмоакустических событиях, произошедших вблизи пролегания оптического волокна, несет обратный поток инфракрасной энергии, отраженный от микроскопических неоднородностей оптического волокна по принципу рассеяния релеевского типа.

Под воздействием сейсмоакустической вибрации, источником которой является событие целевого типа, изменяется локальный коэффициент преломления оптического волокна. Именно это изменение кардинально изменяет структуру обратно отраженных сигналов, которые называются спекл-структурами и строго соответствуют конкретному участку оптоволоконного сенсора, длительность которого равна разрешению системы С-OTDR (на практике: 5-10 м). В дальнейшем, такие участки будем называть С-OTDR-каналами.

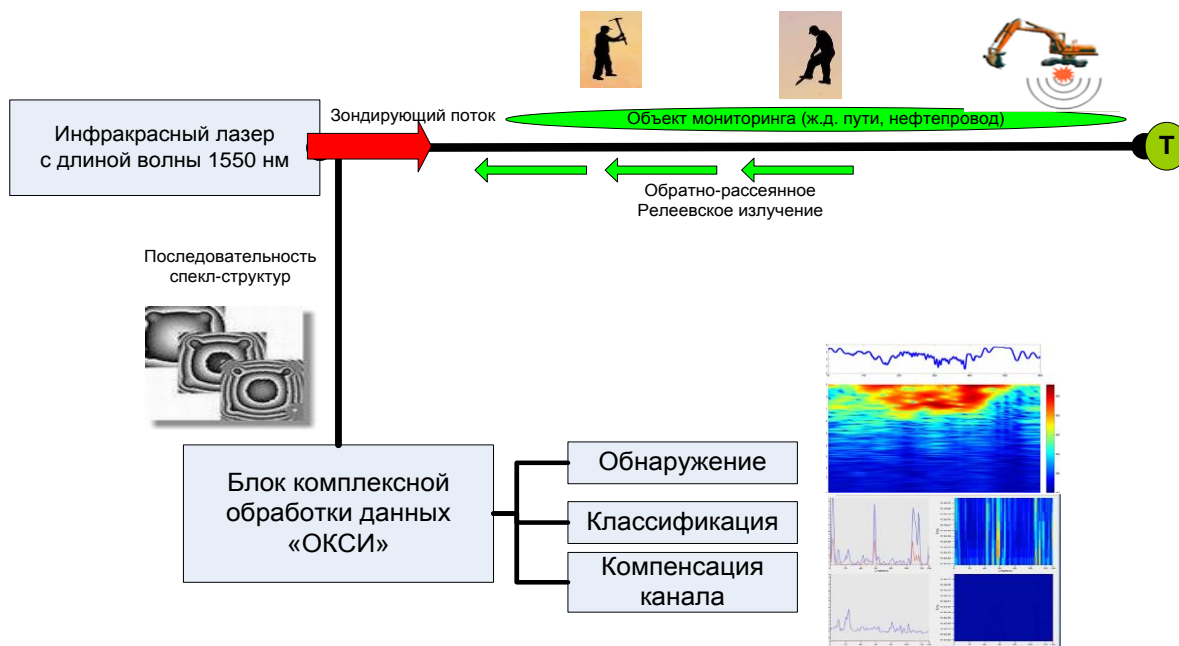


Рис. 1. Возникновение угрозы и схема анализа информации для определения типа обнаруженного события

Произошедшие изменения спекл-структуры анализируются в блоке аналитики, на основании этого анализа делается вывод о типе обнаруженного события (рис.1). Место возникновения сейсмоакустического события определяется с точностью до виртуального эллипсоида с длинами осей 10 м и 15-50 м (в зависимости от типа цели) (рис.2). Этот эллипсоид в дальнейшем будем называть эллипсоидом целеуказания (ЭЦ).

Один лазер способен обслуживать оптический кабель длиной до 50 км, что делает С-OTDR системы самыми дешевыми в классе систем, использующих информацию от сейсмоакустического поля земли. При этом в качестве сейсмоакустического сенсора используются обычные, мономодовые волоконно-оптические кабели типа SMF28 (или ITU-TG.652, ITU-TG.654, ITU-TG.655).

Однако, в тех местах, где почва имеет высокий сейсмоакустический импеданс (песок, щебень) или в местах, где присутствуют сопутствующие энергетически мощные шумы сейсмоакустического типа (подводные реки, автострады), С-OTDR системы резко теряют свою эффективность. Именно в таких местах, а также в местах повышенного риска, дополнительно к С-OTDR к мониторингу подключают энергетически автономные системы дальнего видеонаблюдения (СДВ).

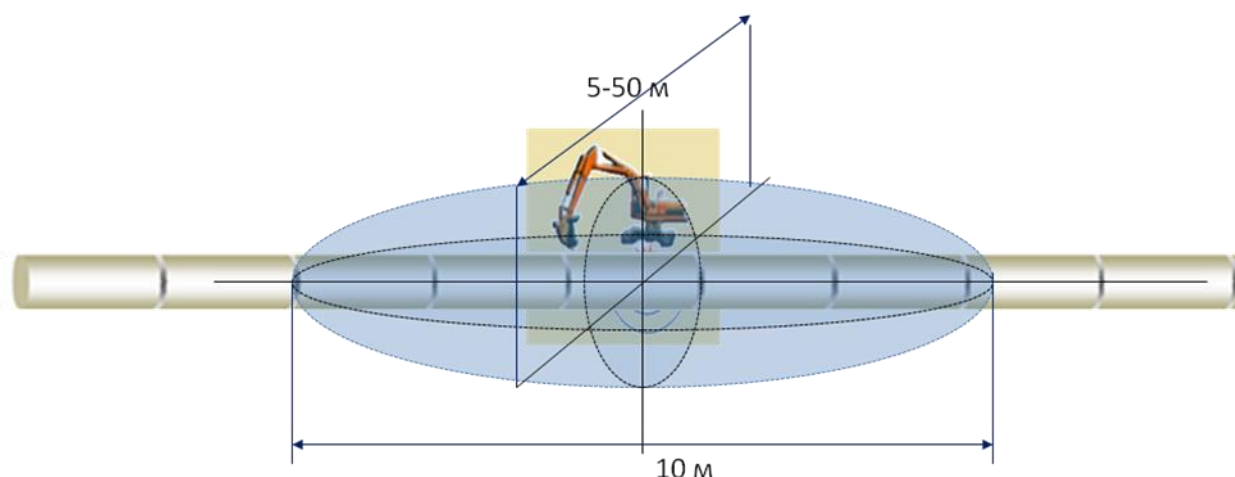


Рис. 2. Зона возникновения сейсмоакустического события

СДВ обеспечивают получение высококачественной картинки в оптическом и тепловом диапазонах, на расстоянии до 4-4.5 км. При совместной работе, С-OTDR система является источником первичного целеуказания: на вход СДВ подаются координаты центра ЭЦ и размеры его осей. На основании этих данных, СДВ фокусирует камеры дальнего обзора именно на этом участке, рис.3.

Далее, в полностью автоматическом режиме, реализуется процедура экспресс-анализа полученного изображения, выделяются первичные признаки для классификации типа цели. После этого первичные признаки, а также признаки, поступившие от системы С-OTDR, подвергаются совместной обработке с целью решения задачи бимодальной классификации типа предварительно обнаруженного целевого события. На рис. 4 схематически отображен принцип обработки информации в бимодальной системе.

Параметры бимодальной системы выбираются таким образом, что совместная (бимодальная) обработка информации резко повышает точностные характеристики системы мониторинга в следующем смысле: целевые события будут обнаруживаться и классифицироваться с более высокими параметрами надежности (более низкими показателями для ошибок первого и второго родов). Другими словами, использование бимодального принципа обработки понижает величину ошибок при обнаружении и классификации целевых событий. В настоящей работе будет описан принцип совместной обработки информации в системах данного типа.

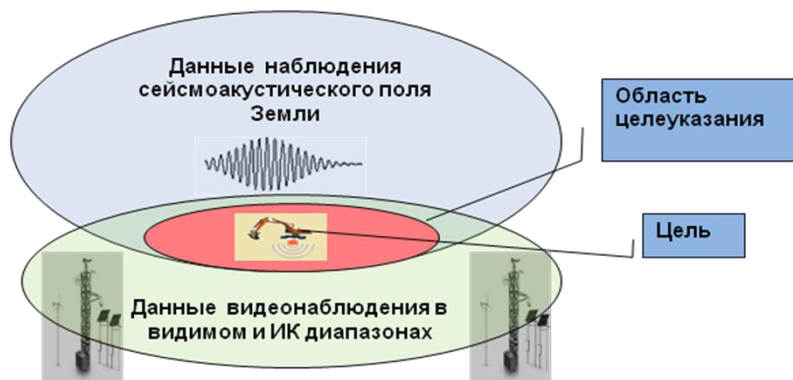


Рис.3 Формирование целеуказания по данным двух полей Земли

Рис. 4. Бимодальная классификация типа обнаруженного целевого события

4. Принципы обнаружения и классификации целевых активностей

Протяженные объекты мониторинга, такие как газонефтепроводы, железнодорожные пути, участки государственной границы, как правило, имеют длину, превышающую тысячи километров. При этом многие участки этих объектов находятся в безлюдной местности с плохо развитой транспортной и связной инфраструктурой. В этой связи, каждый выезд оперативных бригад, реагирующих на тревожную информацию от системы мониторинга, сопряжен с немалыми затратами ресурсов.

В перечень этих ресурсов входят затраты на топливо, рабочее время сотрудников, амортизация транспортных средств и оборудования. Оперативное реагирование на каждую ложную тревогу, в этом случае, обходится достаточно дорого. В том числе и по этой причине, критическим параметром для системы мониторинга протяженных объектов является величина ошибки второго рода при обнаружении целевой активности (ложная тревога).

При проектировании системы используется известный принцип Неймана-Пирсона: параметры системы обнаружения ЦА выбираются таким образом, чтобы гарантировать верхнюю границу для величины ошибки второго рода, минимизируя при этом величину ошибки первого рода.

Система спроектирована для работы в двух базовых режимах:

- **«режим А»:** - контроль участка производится только на основании информации от С-OTDR системы;

- **«режим В»:** - контроль участка основан на совместной обработке информации от С-OTDR и СДВ комплексов.

В первом случае (**режим А**), задачи обнаружения и классификации решаются в рамках системы С-OTDR, на основании мониторинга сейсмоакустического поля земли в области залегания сейсмоакустического сенсора системы. Характерными особенностями системы С-OTDR является очень высокая надежность обнаружения целевых активностей в области объекта мониторинга при сравнительно невысокой точности идентификации типа обнаруженной активности. При этом, система С-OTDR способна контролировать сверхдлинные объекты при минимальных затратах ресурсов и минимальной стоимости владения. С другой стороны, - СДВ высокоэффективны, в первую очередь, при анализе локальных участков поверхности, когда имеется возможность использовать всю мощь методов интеллектуального анализа сцен. Именно по этой причине, СДВ нуждаются в надежном целеуказании, которое содержит информацию о координатах локального участка пространства.

В бимодальном режиме работы (**режим В**), СДВ получает от системы С-OTDR координаты участка местности, на котором этой системой были обнаружены признаки ЦА (целеуказание). В этом случае, совместная обработка данных позволяет более эффективно решать задачи обнаружения и классификации ЦА.

5. Первичные признаки для классификации ЦА

В практически важных случаях, ЦА оставляют информационные следы, как в сейсмоакустическом, так и в оптическом (тепловом) полях земли. При формировании структуры системы СДВ, учитывалось, что для систем наблюдения, согласно [1], первичные признаки, основанные на форме и цвете, оказываются существенно более эффективными, по сравнению с первичными признаками, основанными на динамике.

Примерами первичных признаков, основанных на форме и цвете, являются следующие, широко распространенные функции: Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [2], Color SIFT [3,5], Histogram of Oriented Gradient (HOG) [13], Shape Context (SC) [11], PCA-SIFT [12], RGB-SIFT и HSV-SIFT [4]. Примерами динамических признаков являются

Space-Time Interest Points (STIP) [6], Dense Trajectories [7]. Кроме того, на сверхдальних расстояниях обзора (более 500 м), динамические признаки теряют свое значение еще и потому, что радиальная скорость движущихся ЦА стремится к нулю по мере увеличения дальности до ЦА.

С другой стороны, при построении С-OTDR системы, нами было выявлено, что наиболее эффективным является тандем из LFCC (Linear-Frequency Spaced Filterbank Cepstrum Coefficients, [8]) - GMM (Gaussian mixture model, [9,10]), выделенными из спекл-структуры, соответствующей конкретному С-OTDR каналу. В итоге, в качестве С-OTDR признаков использовались LFCC-GMM-вектора с размерностью 1024.

Таким образом, в бимодальной системе были использованы следующие первичные признаки для классификации ЦА (здесь и далее j – индекс признака):

- φ_{SIFT} - SIFT (размерность - 128, длина кодовой книги - 250); $j=1$;
- φ_{HOG} - HOG (размерность - 3780, длина кодовой книги - 2000); $j=2$.
- $\varphi_{LFCC-GMM}$ - LFCC-GMM (размерность GMM вектора - 1024), $j=3$.

6. Алгоритм классификации ЦА и обучение системы

Для обеспечения функционирования системы в режиме В, на этапе обучения, системы С-OTDR и СДВ обучались совместно как несколько независимых классификаторов, на одних и тех же, помеченных данных. Обучающая выборка включала в себя данные для следующих классов ЦА: 1) пешеход; 2) группа пешеходов; 3) легковой автомобиль; 4) грузовой автомобиль; 5) земляные работы, производимые вручную; 6) земляные работы, производимые при помощи экскаваторной техники. Таким образом, общее число целевых классов равнялось шести, индексы этих классов образуют множество \mathbf{I} . Каждый класс был представлен N образцами видео и С-OTDR данных. Данные были получены в двух географически разнесенных точках при $N=10$. В первой точке почва была глинистая, а видеoinформация была получена в условиях ограниченной видимости (день, ветер с пылью). Во второй точке почва была песчаная, а видеoinформация была получена в условиях хорошей видимости (день, безветрие, небольшая дымка). Обозначим x^I – изображение, поступившее из СДВ системы, x^S – наблюдения сейсмического поля, поступившие из С-OTDR системы. Обозначим

$\{(x_k^I, y_k) | k = 1, \dots, N\}$ - обучающее множество для СДВ системы, а символом $\{(x_k^S, y_k) | k = 1, \dots, N\}$ - обучающее множество для С-OTDR системы. Здесь, $y_k \in \mathbf{I}$.

Следуя выводам работы [14], в качестве алгоритма классификации типа ЦА по данным С-OTDR и СДВ систем, был использован, так называемый, мультиклассовый v -LPBoost [15], построенный в виде линейной выпуклой оболочки липшицевых классификаторов. Этот метод устойчиво работает даже при сравнительно малом объеме обучающей выборки [14]. В качестве липшицевых классификаторов использовались обычные SVM [16]. Для решения задачи в мультиклассовой постановке, каждый из этих SVM классификаторов обучался по схеме one-against-all в соответствующем пространстве первичных признаков. То есть, для СДВ системы были использованы пространства SIFT и HOG признаков, в соответствующих $f_{1,i}(\cdot | \alpha_{1,i}, b_{1,i}) \equiv f_{1,i}(\cdot)$ и $f_{2,i}(\cdot | \alpha_{2,i}, b_{2,i}) \equiv f_{2,i}(\cdot)$ SVM-классификаторах. Для С-OTDR системы был использован SVM-классификатор $f_{i,3}(\cdot | \alpha_{i,3}, b_{i,3}) \equiv f_{i,3}(\cdot)$. Здесь i - номер целевого класса, $i \in \mathbf{I}$; $(\alpha_{i,j}, b_{i,j})$ - параметры j -го классификатора, подлежащие настройке на этапе его обучения. Каждый класс i , согласно концепции one-against-all, отделяется от остальных классов

соответствующим классификатором $f_{i,j}(\cdot | \alpha_{i,j}, b_{i,j})$, в соответствующем пространстве признаков. Все SVM-классификаторы построены на основе произведения ядер Бхаттачария [17], а оптимизация их параметров производилась по обычной схеме кросс-валидации [18]. Дискриминирующая функция бимодального ν -LPBoost-классификатора [15], имеет следующую простую форму:

$$F(x^I, x^S) = \arg \max_{i \in I} (\beta_1 f_{i,1}(x^I) + \beta_2 f_{i,2}(x^I) + \beta_3 f_{i,3}(x^S)).$$

Этап обучения сводится к оптимальному выбору параметров $\{\beta_j\}$, который реализуется с использованием стандартной оптимизации по **методу линейного программирования** согласно следующей схеме:

$$\min_{\beta, \xi, \rho} \left(-\rho + \frac{1}{\nu N} \left(\sum_{k=1}^N \xi_k \right) \right),$$

при условии:

$$y_k \left(\beta_1 f_{y_k,1}(x_k^I) + \beta_2 f_{y_k,2}(x_k^I) + \beta_3 f_{y_k,3}(x_k^S) \right) - \arg \max_{y_p \neq y_k} \left(\beta_1 f_{y_p,1}(x_k^I) + \beta_2 f_{y_p,2}(x_k^I) + \beta_3 f_{y_p,3}(x_k^S) \right) + \xi_k \geq \rho,$$

$$k = 1, \dots, N, \quad \sum_{j=1}^3 \beta_j = 1, \beta_j \geq 0, j = 1, \dots, 3.$$

Здесь ξ - вспомогательные переменные, ν - регуляризирующая константа, которая выбирается на этапе обучения системы. Как уже упоминалось, в режиме «А» используются данные только от С-OTDR системы. Поэтому классификатор в этом случае выглядит следующим образом: $F(x^S) = \arg \max_{i \in I} (f_{i,3}(x^S))$, где $f_{i,3}(x^S)$ - обычный SVM-классификатор в пространстве первичных признаков $\varphi_{LFCC-GMM}$.

7. Точностные характеристики системы

В Таблицу 1 сведены результаты численного моделирования, которые в определенной мере характеризуют качество функционирования алгоритмического комплекса системы. Исходными данными для численных экспериментов стали реальные данные, полученные от систем С-OTDR и СДВ. В эксперименте, блок управления С-OTDR системой располагался на расстоянии 20 км от места реализации ЦА, то есть, сейсмоакустическая обстановка подвергалась детальному мониторингу на расстоянии 20 км.

Сенсоры СДВ находились на расстоянии 2000 и 3000 м от места возникновения ЦА. Информация, которую поступала от этих сенсоров, также использовалась в численном исследовании качества работы алгоритмического обеспечения системы. Символом $\alpha(2)$ обозначена величина ошибок первого рода (пропуск цели), а символом $\beta(2)$ – величина ошибок второго рода (ложная тревога), полученные для режима «В». Соответственно, символами $\alpha(1)$ и $\beta(1)$ обозначены вероятности ошибок первого и второго родов для режима «А». Величины $\alpha(1)$, $\beta(1)$, $\alpha(2)$, $\beta(2)$ были получены экспериментально для различных типов ЦА.

Полученные данные демонстрируют приемлемую точность классификации ЦА. Ожидаемо, в режиме «В», точность работы системы существенно выше, по сравнению с режимом «А». Необходимо отметить, что энергетически слабые события, генерируемые малыми объектами и происходящие на больших удалениях от сенсоров,

классифицируются ожидаемо хуже. Рассмотрим точностные характеристики бимодальной системы мониторинга для ЦА — «пешеход».

Таблица 1. Точностные характеристики бимодальной системы мониторинга

Тип ЦА	Расстояние от сенсоров СДВ (м)	$\alpha(2)$	$\beta(2)$	$\alpha(1)$	$\beta(1)$
Ручная копка грунта	2000	0.02	0.04	0.1	0.12
	3000	0.03	0.04		
Группа пешеходов	2000	0.15	0.01	0.13	0.11
	3000	0.21	0.02		
Пешеход	2000	0.07	0.04	0.16	0.1
	3000	0.1	0.05		
Легковой автомобиль	2000	0.06	0.03	0.09	0.1
	3000	0.1	0.04		
Грузовой автомобиль	2000	0.07	0.01	0.07	0.08
	3000	0.23	0.02		
«копка грунта тяжелым экскаватором»	2000	0.02	0.01	0.06	0.09
	3000	0.11	0.01		

8. Заключение

Комплексный мониторинг состояния опасных протяженных объектов, таких как нефтепроводы и газопроводы, железная дорога, участки государственной границы становится все более актуальной задачей, которая требует применения современных методов съема и обработки информации. Высокая эффективность решения задачи мониторинга подобных объектов была подтверждена в ходе опытной эксплуатации мониторинговой системы, в основу которой положен бимодальный принцип.

Данная бимодальная система использует два типа физических полей, отображающих состояние одного и того же объекта: сейсмоакустическое и оптическое поля.

Для получения сейсмоакустических данных используются виброчувствительные свойства инфракрасного потока, закаченного в оптическое волокно при помощи полупроводникового лазера. Волокно прокладывается вблизи объекта мониторинга на глубине 50-100 см. Анализ обратно отраженного потока позволяет с высокой точностью идентифицировать и локализовать факт угрозы. В общем случае контроль состояния объекта может осуществляться только на основе этой информации.

Однако в тех случаях, когда ущерб от возможных угроз весьма значителен или когда по ряду других причин эффективность обработки сейсмоакустической информации может

оказаться недостаточной, используется дополнительный источник информации. Таким источником является информация, полученная от системы дальнего видеонаблюдения. Такая система обеспечивает получение высококачественной картинки в оптическом и тепловом диапазоне на расстоянии до 4 - 4.5 км от камеры.

Проведенные испытания и результаты опытной эксплуатации подтвердили высокую эффективность бимодального режима мониторинга. При этом удалось обеспечить высокую вероятность правильного распознавания при сравнительно невысокой стоимости всего программно – аппаратного комплекса.

Литература

1. Mohamed Elhoseiny, Amr Bakry, and Ahmed Elgammal. 2013. MultiClass Object Classification in Video Surveillance Systems - Experimental Study. In *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW '13)*. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, pp. 788-793.
2. D. G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant key-points. *IJCV*, 60(2), pp.91–110, 2004.
3. M. Tan, L. Wang, and I. W. Tsang. Learning sparse svm for feature selection on very high dimensional datasets. In *ICML 2010*.
4. A. Bosch, A. Zisserman, and X. Muoz. “Scene classification using a hybrid generative/discriminative approach,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intell.*, 30(04), pp.712-727, 2008.
5. A.E. Abdel-Hakim and A.A. Farag “CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics,” *Computer Vision and Image Processing Laboratory. (CVPR'06)*, pp.1978-1983, 2006.
6. I. Laptev. On space-time interest points. *IJCV*, 64(2-3), pp.107–123, 2005.
7. H. Wang, A. Klaser, C. Schmid, and C.-L. Liu. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition. *IJCV*, 103(1), pp.60–79, 2013.
8. Merlmestein P. and Davis S., —Comparison of Parametric Representations for Monosyllabic Word Recognition in Continuously Spoken Sentences, *IEEE Trans. On ASSP*, Aug, 1980. pp. 357-366.
9. Titterton, D.; Smith, A.; Makov, U., *Statistical Analysis of Finite Mixture Distributions*. Wiley. ISBN 0-471-90763-4, 1985.
10. Figueiredo, M.A.T.; Jain, A.K. (March 2002). "Unsupervised Learning of Finite Mixture Models". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (3), pp.381–396.
11. S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha. Matching shapes. *The 8th ICCV, Vancouver, Canada*, pp. 454-461, 2001.
12. Y. Ke and R. Sukthankar. Pca-sift: A more distinctive representation for local image descriptors. *CVPR, Washington, DC, USA*, pp. 66-75, 2004.
13. Navneet Dalal, Bill Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1, pp.886-893, 2005.
14. V. Gehler, and Sebastian Nowozin, On feature combination for multiclass object classification. *Peter. ICCV, IEEE*, pp. 221-228, 2009.
15. G. Ratsch, B. Scholkopf, A.J. Smola, S. Mika, T. Onoda, and K-R. Muller. Robust ensemble learning. In A.J. Smola, P. L. Bartlett, B. Scholkopf, and D. Schuurmans, editors, *Advances in Large Margin Classifiers*, MIT Press, pp. 208–222, 1999.
16. M.A. Hears, S.T. Dumais, E. Osman, J. Platt, and B. Scholkopf, *Support Vector Machines*, *IEEE Intelligent Systems*, vol. 13(4), pp.18-28, 1998.
17. T. Jebara and R. Kondor, Bhattacharyya and expected likelihood kernels. In *Proc.16th Annual Conference on Learning Theory (COLT 2003)*, 2003.

18. M. Stone, Asymptotics for and against cross-validation, *Biometrika*, 64 (1), pp. 29–35, 1977.