



МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ УТЕЧЕК

Г.П. ТЕРЕХОВ, А.В. ХАРИТОНОВ, М.В. ХАРИТОНОВ
(ЗАО "АтлантикТрансгазСистема")



Современные реалии вынуждают компании газовой отрасли уделять особое внимание нештатным ситуациям на газопроводе. В связи с этим крайне актуальна проблема мониторинга магистральных газопроводов. Для данной задачи разрабатываются системы, получившие название – системы мониторинга протяженных объектов (СМПО). Один из возможных способов построения СМПО – способ построения на базе сосредоточенных датчиков. В статье приведены математические методы анализа сигнала от сосредоточенных оптоволоконных датчиков.

С возрастанием выплат за экологический и материальный ущерб предприятия газовой отрасли уделяют повышенное внимание мониторингу технического состояния газопроводов. Одним из направлений по мониторингу магистральных газопроводов (МГ) является разработка автоматизированных систем непрерывного мониторинга, получившие название – системы мониторинга протяженных объектов (СМПО).

Перспективным направлением при создании СМПО является использование распределенных и сосредоточенных волоконно-оптических датчиков (ВОД). Распределенные датчики упрощают обработку и распознавание сигнала, однако зачастую их применение нецелесообразно по следующим причинам:

- Технологические трудности монтажа ВОД, особенно для многониточных участков.
- Необходимость проведения ремонтных работ на МГ с вероятностью повреждения ВОД.
- Высокая стоимость СМПО при использовании на коротких критических участках трубопровода.

ЗАО АТГС с 2008 года ведет разработку СМПО на базе сосредоточенных волоконно-оптических датчиков [1], [2]. Предполагается, что новая СМПО должна выделять и идентифицировать события, вызывающие акустическую эмиссию в трубопроводе:

- Утечки газа (в дальнейшем свищи).
- Движения по автотранспортным и железнодорожным переездам через магистральный газопровод.

- Движение третьих лиц в охранной зоне.
- Прохождение измерительного или очистного устройства.

- Переключение кранов и запорной арматуры.

С 2012 года совместно с ОАО "ПИНПК" (Пермь) проводятся активные и пассивные испытания элементов системы. Испытания системы проводились на участке магистрального газопровода "Ямбург – Тула-1". По результатам проведенных испытаний были получены обширные массивы данных для имитируемых событий.

Для определения характерных признаков событий был проведен анализ исходных данных, в ходе которого разработан и опробован математический аппарат первичной обработки информации. Анализ результатов обработки позволил сделать предположения о строении модели по распознаванию образов.

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ПЕРВИЧНОЙ ОБРАБОТКИ

Рассматривается непрерывный процесс $z(t)$, который представляет собой амплитудно-временную характеристику звуковой волны. Дискретные измерения разбивают сигнал равномерной сеткой с шагом 0,0004 с. Для дальнейших расчетов дискретные измерения отождествляются с непрерывным сигналом $z(t)$.

Первичная обработка сигналов проходит в несколько этапов:

1. Выборка данных и калибровка сигнала.
2. Построение автокорреляционной функции.
3. Построение спектральных плотностей.

Выборка данных и калибровка

Для анализа сигнала выбирались участки, заведомо содержащие искомое событие. Длина анализируемой выборки составляла 12 500 измерений. Строилось новое семейство функций $z_i(t)$, которые на промежутке времени соответствующему i -ому участку совпадали с функцией $z(t)$, а вне его были тождественно равны "0".

Для визуального удобства работы с данными выполняется калибровка. Она осуществляется по формуле:

$$X = 10^4(Y - \text{const}), \quad (1)$$

где Y – входящий сигнал, X – полученный сигнал, const – эмпирическая величина, определяемая отдельно для каждого датчика и являющаяся его опорной частотой.

Построение автокорреляционной функции

Для каждого анализируемого участка вычислялась автокорреляционная функция по следующей формуле:

$$R_i(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} z_i(t)z_i(t-\tau)dt = \int_{t_1}^{t_2} z_i(t)z_i(t-\tau)dt, \quad (2)$$

где R – автокорреляционная функция, t – время, τ – сдвиг по времени, $[t_1; t_2]$ – отрезок времени, соответствующий анализируемому участку.

При вычислении интеграла (2) использовался "метод трапеций":

$$\begin{aligned} & \int_{t_1}^{t_2} z_i(t)z_i(t-\tau)dt = \\ & = \frac{t_2-t_1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} \frac{z_i(t_j)z_i(t_j-\tau) + z_i(t_{j+1})z_i(t_{j+1}-\tau)}{2}, \end{aligned} \quad (3)$$

где n – количество измерений на промежутке (размерность участка), а все $z_i(t_j)$ суть j -ые элементы i -ого участка.

В дальнейшем, в связи с особенностью программной реализации, будем использовать

функцию $R'_i(\tau) = R_i(\tau - T)$, где $T = \frac{t_2 - t_1}{2}$.

Вычисление спектральной плотности.

Спектральная плотность определялась как преобразование Фурье от корреляционной функции:

$$S_i(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} R'_i(\tau) e^{-i\omega\tau} d\tau. \quad (4)$$

В дальнейшем, будем рассматривать ограничение всех функций, зависящих от ω на множество $\omega \in (0; \Omega)$.

Так как в вычислениях используется функция R' , то ей в соответствие можно поставить функцию $S'(\omega)$, которая удовлетворяет следующим равенствам:

$$S'(\omega) = F[R'_i(\tau)] = e^{-i\omega T} F[R_i(\tau)] = e^{-i\omega T} S(\omega),$$

где $F[]$ – преобразование Фурье.

Из последнего соотношения функция $S'(\omega)$ удовлетворяет следующим свойствам:

$$|S'(\omega)| = |S(\omega)|,$$

$$\arg S'(\omega) = \omega \frac{t_1 - t_2}{2}.$$

Так как для анализа интересен только модуль функции $S'(\omega)$, то вещественнозначную функцию $|S'(\omega)|$ можно использовать в дальнейшем, отождествив со спектральной плотностью $S(\omega)$.

Для вычисления преобразования Фурье возможно воспользоваться как "методом трапеций", описанным выше, так и быстрым преобразованием Фурье [3].

При вычислениях предполагалось, что шум и полезный сигнал статистически независимы. Тогда в силу линейности преобразования Фурье, спектральную плотность сигнала можно определить как разность спектральных плотностей.

Далее, на основе функций $|S'(\omega)|$, построим новые функции $Q(\omega)$, получаемые из исходных путём применения метода скользящего среднего по нижеприведённым формулам:

$$Q(\omega) = \frac{1}{2\Delta} \int_{\omega-\Delta}^{\omega+\Delta} |S'(\omega)| d\omega, \quad (5)$$

где Δ – половина промежутка осреднения. Заметим, что функции Q определены для тех частот, для которых выполнены неравенства:

$$\begin{cases} \omega < \Delta \\ \omega > \Omega - \Delta. \end{cases}$$

После анализа характерных пиков функций $Q(\omega)$, их частоты и характерного размера выделяются характерные особенности для идентифицируемых событий.

АНАЛИЗ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ

В работе приведены результаты анализа акустических экспериментов двух типов событий: свища и проезда машины по автотрассе, а также при их отсутствии ("шум").

Анализируются и сравниваются отдельно графики функции $Q(\omega)\psi_i$. В дальнейшем, в силу этого, индекс i будет опущен.

Свищ

Эксперимент по имитированию утечек (свища) проводился в апреле 2013 года. Он состоял в выпуске газа из трубы магистрального газопровода (диаметр 1400 мм) через свечной кран в течение одной минуты. Свечной кран находился на расстоянии 110 метров от датчика.

На рис. 1 представлен график функции $Q(\omega)$ (зависимость амплитуды от частоты) двух свищ различной интенсивности (синим обозначен свищ с большим проходным сечением, красным — с меньшим).

Проезд машины

Эксперимент по проезду машины проводился в апреле 2013 года. Движение автотранспорта осуществлялось по трассе "Пермь-Березники". Датчик был установлен в 50 метрах от автомагистрали.

На рис. 2 представлен график функции для проезда двух разных машин по трассе.

Вывод по практической части

Анализ данных позволяет сделать вывод, что свищ и проезд автотранспорта по автомагистрали имеют характерные виды функций $Q(\omega)$. Характерное отличие для разных типов событий выражается в частоте, на которой наблюдается максимальный пик ($\text{argmax}(Q(\omega))$).

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗА

Характеристики, определенные с помощью экспериментальных данных и выделенные после первого этапа обработки, могут быть использованы для распознавания образов.

Для распознавания образов предлагается применить алгоритмы нейронных сетей (НС). Этот метод стал популярен в последнее время в связи с высокой эффективностью и адаптивностью.

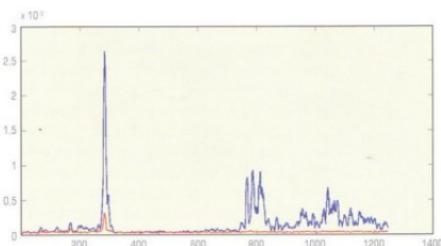


Рис. 1. График функции $Q(\omega)$ (зависимость амплитуды от частоты) двух свищ различной интенсивности (синим обозначен свищ с большим проходным сечением, красным — с меньшим)

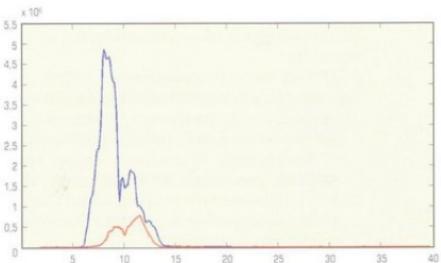


Рис. 2. График функции $Q(\omega)$ для проезда двух разных машин по трассе

НС представляют собой сложные структуры, состоящие из множества простых вычислительных элементов (нейронов). В состав нейрона входят (рис. 3):

- Умножители (синапсы) — осуществляют связь между нейронами и умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи, — вес синапса.
- Сумматор — выполняет сложение сигналов, поступающих по синоптическим связям от других нейронов, и внешних входных сигналов.
- Нелинейный преобразователь — реализует нелинейную функцию одного аргумента — выхода сумматора. Эта функция называется "активационной функцией".

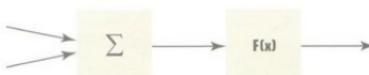


Рис. 3. Модель нейрона

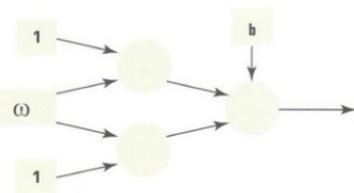


Рис. 4. Топология первой сети

В данной работе рассматривается простейшая нейронная сеть, позволяющая проводить идентификацию события типа "свищ". В дальнейшем, функциональность этой сети может быть расширена для других событий. НС для идентификации свища состоит из трёх подсетей:

- Первая подсеть представляет собой сеть с одним скрытым слоем. (рис. 4). Сеть получает на вход значение $\omega = \text{argmax}(Q(\omega))$, на выходе же выдаёт либо 1, либо 0.

Квадратами обозначены входы сети, кругами – вычислительные нейроны; $b = 1,5$; функция активации во всех слоях, кроме входного, есть функция Хевисайда (пороговая функция):

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}.$$

- Вторая и третья сети имеют одинаковую топологическую структуру (рис. 5).

Квадратами обозначены входы сети, кругами – вычислительные нейроны.

На вход 1 подаётся во второй сети вели-

$$\frac{A(\omega)}{M(Q(\omega))} \quad (\text{в числителе – величина ам-$$

плитуды, в знаменателе величина мат. ожидания), на вход 2-0, а в третьей на входы подаются выходы первой и второй сетей.

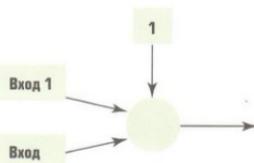


Рис. 5. Топология второй и третьей сетей

Для обучения будет использоваться один из алгоритмов обучения с учителем [4, 5] – алгоритм обратного распространения ошибки. Он имеет следующий вид:

- Подать на входы сети один из возможных образов и в режиме обычного функционирования НС, когда сигналы распространяются от входов к выходам, рассчитать значение последних, при этом выход сети $s_j^{(n)}$:

$$s_j^{(n)} = \sum_{i=0}^M y_i^{(n-1)} w_{ij}^{(n)}, \quad (8)$$

где M – число нейронов в слое $n-1$ с учетом нейрона с постоянным выходным состоянием +1, задающего смещение;

$w_{ij}^{(n)}$ – весовой коэффициент между i -ым нейроном $n-1$ слоя и j -ым нейроном n -ого слоя;

$y_i^{(n)}$ – выход i -ого нейрона;

$y_i^{(n-1)} = X_i^{(n)}$ – i -ый вход нейрона j слоя n ;

$y_i^{(n)} = f(s_i^{(n)})$, где $f()$ – логистическая функция;

$y_q^{(0)} = l_q$, где l_q – q -ая компонента вектора входного образа.

- Рассчитать для выходного слоя величину ошибки $\delta_j^{(N)}$ по формуле:

$$\delta_j^{(N)} = (y_j^{(N)} - d_j) \frac{dy_j}{ds_j}, \quad (9)$$

где d_j – желаемый выход.

Рассчитать изменения $\Delta w_{ij}^{(N)}$ весов слоя N по формуле:

$$\Delta w_{ij}^{(N)} = -\eta \delta_j^{(N)} y_i^{(N-1)}, \quad (10)$$

где η – скорость обучения.

- Рассчитать для всех остальных слоев $\Delta w_{ij}^{(n)}$ и $\delta_j^{(n)}$ ($n = N-1, \dots, 1$) по формулам:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \delta_j^{(n)} y_i^{(n-1)}, \quad (11)$$

$$\delta_j^{(n)} = \left[\sum_k \delta_k^{(n+1)} w_{kj}^{(n+1)} \right] \frac{dy_j}{ds_j}. \quad (12)$$

- Скорректировать все веса в НС по формуле:

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t), \quad (13)$$

где t – номер шага обучения

- Если ошибка сети существенна, перейти на шаг 1. В противном случае – конец.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Математические методы анализа экспериментальных данных активного эксперимента по моделированию событий типа “свищ” и “проезд машины по автомагистрали” показали возможность идентификации этих событий по характерным признакам.

Предложена нейронная сеть, позволяющая решить задачу идентификации утечек. В дальнейшем, сеть может быть расширена для идентификации других событий после анализа их характерных признаков.

Список литературы

1. Бернер Л.И., Загорянский А.В. “Перспективы применения систем обнаружения уте-

чек и мониторинга протяженных объектов на магистральных трубопроводах”, Автоматизация & IT в нефтегазовой области, 2012, № 3(9).

2. Бернер Л.И., Загорянский А.В., Мостовой А.В., Корелин Н.А. “Разработка и испытание системы мониторинга протяженных объектов на магистральных газопроводах”, Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности, 2013, № 1(1).
3. Бахалов Н.С., Жидков Н.П., Кобельков Г.М. “Численные методы”, МГУ, 2003.
4. Саймон Хайкин “Нейронные Сети”, изд. дом. Вильямс, 2006.
5. Сайт об искусственном интеллекте <http://www.isknit.ru/>

ЗАО “АтлантикТрансгазСистема”.

Терехов Георгий Павлович – инженер, сектор Системной интеграции отдела Развития и реализации комплексных проектов,

Харитонов Андрей Владимирович – зав. сектором Реализации комплексных проектов отдела Развития и реализации комплексных проектов,

Харитонов Максим Владимирович – инженер, сектор Реализации комплексных проектов отдела Развития и реализации комплексных проектов.