

**Abstract**

On the basis of the equation of Muftahov Ahmet Zhelyaevich, a mathematical model was designed. It provided a solution of the problem of the change of ground water level under the influence of additional infiltration in closed analytic form (as a series). This made it possible to visualize the results and confirm previously obtained data as to the impact of additional infiltration on the level of ground water using the traditional engineering approach. The developed approach allows us to apply numerical methods for assessing the changes in the water level that is an advantage in relation to similar studies conducted earlier. For calculation and visualization the software package Maple was used. The suggested mathematical model allows predicting the process of changing of groundwater level on the built up areas

**Keywords:** additional infiltration, flooding of urban areas, mathematical model, Maple software package

*Досліджено можливість класифікації сигналів трубопроводів за допомогою штучних нейронних мереж з метою виявлення витоків. Проведено порівняльні дослідження ефективності методу Левенберга-Маркара і методу еластичного розповсюдження RPROP при навчанні мережі*

*Ключові слова: штучна нейронна мережа, класифікація, витoki трубопроводів*

*Исследована возможность классификации сигналов трубопроводов с помощью искусственных нейронных сетей с целью обнаружения утечек. Проведены сравнительные исследования эффективности метода Левенберга-Маркара и метода эластичного распространения RPROP при обучении сети*

*Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, классификация, утечки трубопроводов*

УДК 004.032.26

# КЛАССИФИКАЦИЯ СИГНАЛОВ УТЕЧЕК ПОДЗЕМНЫХ ТРУБОПРОВОДОВ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

**В. А. Строганов**

Старший преподаватель

Кафедра информационных систем

Севастопольский национальный технический университет  
ул. Университетская, 33, г. Севастополь, Украина, 99053

Контактный тел.: (0692) 23-53-64

E-mail: vstroganov@mail.ru

## 1. Введение

В данной статье речь пойдет о попытке создать метод, автоматизирующий поиск утечек воды из подземных трубопроводов. Очевидно, что актуальность решаемой задачи не может вызывать сомнений. Утечки воды имеются во всех, без исключения, водопроводных сетях.

В развитых странах на хорошо ухоженных водопроводах потери составляют до 10% от общего объема воды, подаваемого в городскую сеть. Например, среднегодовые потери воды в водопроводной сети Германии составляют до 8%. Потери в водопроводной сети г. Цюриха (Швейцария) с населением около 400 тыс. чел. составляют от 5,78 до 6,13 млн. м<sup>3</sup> в год, что составляет (7,7 – 8,3)% от годовой подачи воды потребителям и в денежном эквиваленте приводит к расходам около 4 млн. долларов США в год. В Украине потери воды за счет утечек достигают, по оптимистическим оценкам, 40% [1]. Наличие поврежденных трубопроводов приводит не только к материальным потерям. Имеется непосредственная опасность попадания

грунтовых вод и инородных тел в питьевую воду, что может вызвать массовые отравления населения. Таким образом, задача своевременного обнаружения и устранения утечек подземных трубопроводов имеет несомненную практическую ценность.

Существует несколько основных подходов к поиску утечек трубопроводов, наиболее перспективным из которых представляется анализ акустических сигналов, излучаемых движущейся по трубопроводу жидкостью. При возникновении утечки к фоновому сигналу трубопровода добавляется сигнал, обусловленный акустической эмиссией жидкости, вытекающей из отверстия.

Излучаемый акустический сигнал преобразуется в колебания грунта над местом прокладки трубопровода и может быть считан на поверхности при помощи специального датчика - геофона. По результатам анализа этого сигнала может быть принято решение о наличии или отсутствии утечки в данной точке трубопровода.

В настоящее время используются специализированные приборы – так называемые акустические те-

чеискатели, которые представляют собой усилитель с большим коэффициентом усиления, на вход которого подключен геофон. Выходной сигнал усилителя выводится на наушники, что позволяет оператору, основываясь на собственном опыте поиска утечек, анализировать сигнал и принимать решение о наличии утечки.

Очевидным недостатком такого подхода являются высокие требования к квалификации оператора течеискателя. Необходимые навыки нарабатываются у работника годами, что делает невозможным быструю подготовку персонала.

В то же время, как легко можно заметить, обнаружение утечки сводится к классической для систем искусственного интеллекта задаче классификации сигналов. В простейшем случае речь идет об отнесении акустического сигнала к одному из двух классов: наличие или отсутствие утечки.

## 2. Классификация сигналов утечек

Обобщенно схему обнаружения утечек подземных трубопроводов можно представить следующим образом:

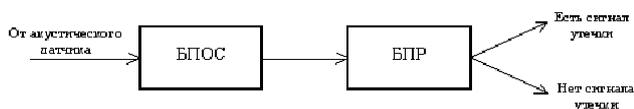


Рис. 1. Обобщенная схема акустического течеискателя

В состав системы входят два основных блока: блок предварительной обработки сигналов (БПОС) и блок принятия решения (БПР). На вход системы поступает сигнал с датчика (геофона), установленного на поверхности грунта.

БПОС предназначен для повышения информативности сигнала, поступающего с датчика. Здесь можно выделить две подзадачи. Во-первых, поскольку сигнал, воспринимаемый датчиком, содержит кроме полезной составляющей (собственно сигнала трубопровода) также помехи и фоновые составляющие (внешние шумы от проезжающего транспорта, работающих механизмов и т. п.), необходимо повысить отношение сигнал/шум. Во-вторых, необходимо решить задачу уменьшения размерности входных данных, которые затем поступят на вход БПР. Другими словами, необходимо найти способ описания входного сигнала, поступившего с датчика, по возможности малым числом параметров таким образом, чтобы параметры несли информацию, достаточную для принятия решения о наличии утечки.

Далее параметры, полученные в БПОС и характеризующие сигнал трубопровода, подаются на вход БПР. Задача этого блока состоит в отнесении полученного набора параметров к одному из двух классов: наличие или отсутствие утечки.

Целью данной работы является исследование возможности использования в качестве БПР искусственных нейронных сетей (ИНС).

### 2.1. Получение экспериментальных данных

В качестве сигналов, которые подвергались классификации, были использованы записи, полученные

в ходе экспериментального исследования сигналов утечек трубопроводов. Экспериментальная установка представляла собой участок трубопровода длиной 10 м, диаметром 50 мм. В трубопроводе были искусственно вырезаны отверстия различной формы и размера, имитирующие места утечек. Была предусмотрена возможность открытия и закрытия отверстий. Регулировалось давление и скорость движения жидкости в трубе. В качестве преобразователя колебаний трубы (или грунта) в электрический сигнал использовался акустический датчик АД-200. Для преобразования аналогового сигнала датчика в цифровой использовался АЦП звуковой карты компьютера. Подробно методика проведения эксперимента и параметры экспериментальной установки описаны в [1].

В результате эксперимента были получены записи сигналов трубопровода, как при наличии, так и при отсутствии утечки. На рис. 2 и 3 в качестве примера показана спектральная плотность мощности сигналов трубопровода без утечки при давлении воды в трубопроводе 2 и 1,8 атм соответственно.

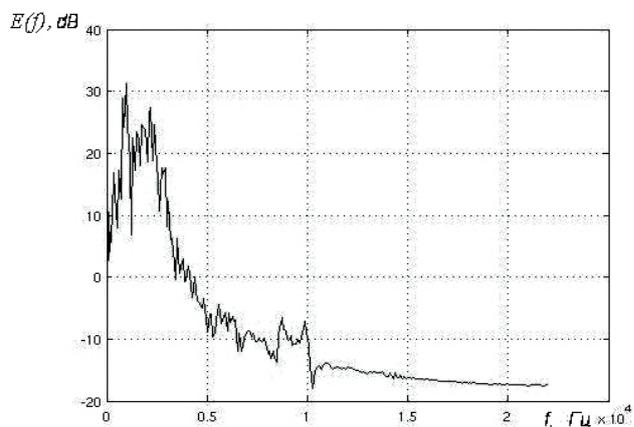


Рис. 2. СПМ сигнала трубопровода при давлении 2 атм

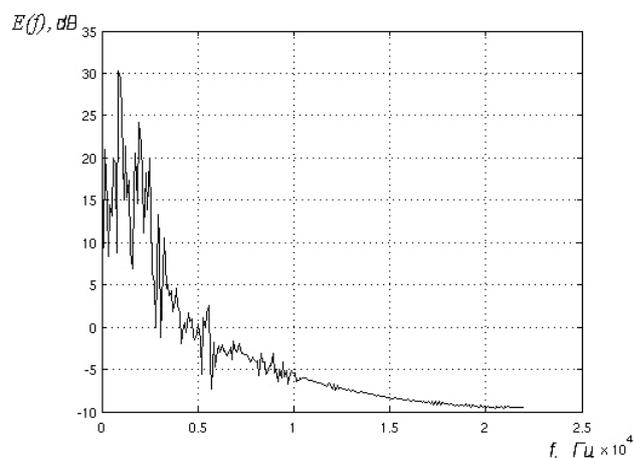


Рис. 3. СПМ сигнала трубопровода при давлении 1,8 атм

При возникновении утечки характер сигнала меняется. На рис. 4 и 5 показана спектральная плотность мощности сигналов при имитации утечки (открытом отверстии). Давление жидкости в трубопроводе составляет при этом 2 и 2,4 атм соответственно.

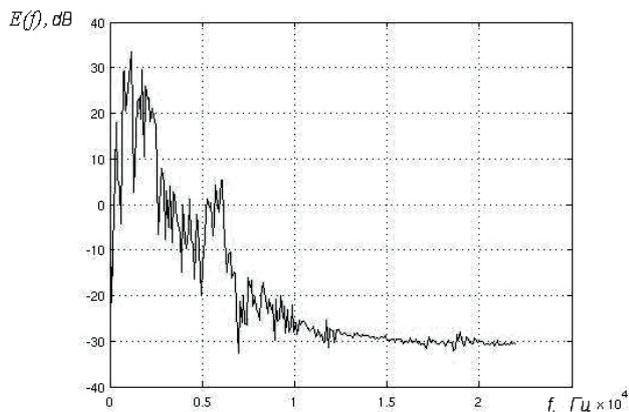


Рис. 4. СПМ сигнала трубопровода с утечкой при давлении 2 атм

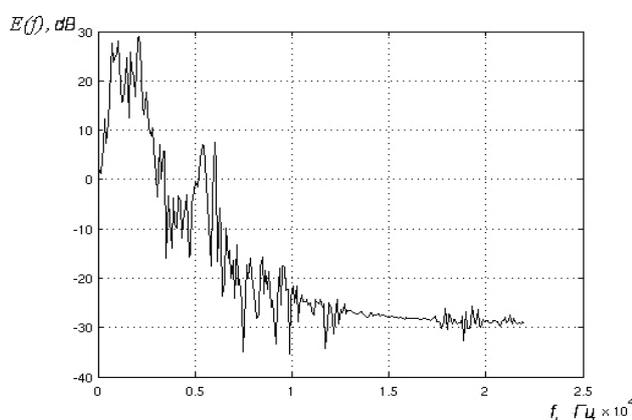


Рис. 5. СПМ сигнала трубопровода с утечкой при давлении 2,4 атм

Для классификации сигналов трубопроводов в качестве векторов признаков были использованы спектры сигналов.

### 2.2. Классификация сигналов трубопроводов с помощью ИНС

Для классификации сигналов была выбрана ИНС с прямым распространением сигналов (feedforward neural network), включающая один скрытый слой нейронов. Структура сети показана на рис. 6.

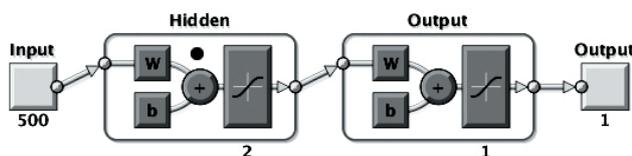


Рис. 6. Структура ИНС

Для исследований использовались блоки сигнала, состоящие из 500 отсчетов (что соответствует длительность около 11 мс). На вход ИНС подаются вектора, содержащие по 500 отсчетов спектра сигнала. Скрытый слой (Hidden) включает в данном случае 2 нейрона. На выходе сети необходимо получить только одно значение (вероятность отнесения сигнала к одному из двух классов: наличие или отсутствие утечки), поэтому выходной слой (Output) содержит только один нейрон.

Обучающее множество сформировано из спектров сигналов. Целевой вектор представляет собой последовательность значений 1 и 0, где 1 соответствует наличию, а 0 - отсутствию утечки. Для обучения сети использовались два метода: метод Левенберга-Маркара [2] и метод эластичного распространения (RPROP) [3].

Алгоритм Левенберга-Маркара представляет собой компромисс между методом Ньютона и методом наискорейшего спуска. Метод является сложным в вычислительном отношении, но при этом обеспечивает быструю сходимость. Результаты обучения методом Левенберга-Маркара и тестирования обученной ИНС показаны на рис. 7.

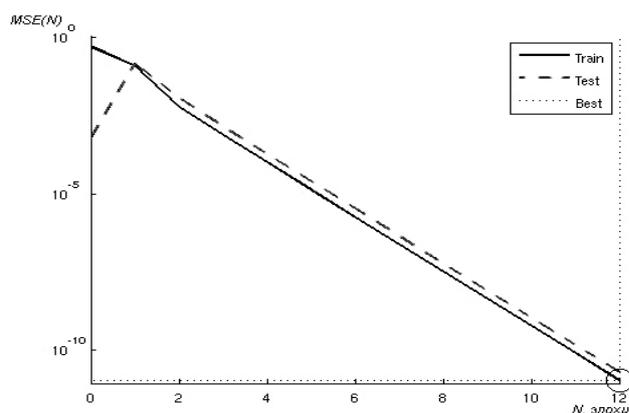


Рис. 7. Результаты обучения ИНС методом Левенберга-Маркара

В ходе обучения достигается минимальная среднеквадратичная ошибка MSE(N) порядка  $10^{-11}$ . Для тестирования на вход сети подается сигнал, не участвовавший в обучении, и вычисляется реакция сети на него. Как видно на графике, тестирование показывает хорошие результаты, среднеквадратичная ошибка составляет порядка  $4 \cdot 10^{-11}$ .

Алгоритм RPROP (метод эластичного распространения, resilient backpropagation) считается лучшим из эвристических алгоритмов обучения ИНС. Этот алгоритм характеризуется простотой реализации и высокой скоростью сходимости при низких требованиях к погрешности вычисления градиента. Алгоритм RPROP основывается на поведении знаков градиентов. Приращение на каждой итерации обучения вычисляется индивидуально для каждого параметра сети по формуле:

$$\Delta_i^{(i)} = \begin{cases} \eta^+ \Delta_i^{(i-1)}, & \text{если } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_i} \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_i} > 0, \\ \eta^- \Delta_i^{(i-1)}, & \text{если } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_i} \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_i} < 0, \\ \Delta_i^{(i-1)}, & \text{если } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_i} \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_i} = 0, \end{cases}$$

где  $0 < \eta^- (=0.5) < 1 < \eta^+ (=1.2)$ . Величина приращения усиливается фактором  $\eta^+$  в том случае, когда алгоритм сходится к минимуму и производная не меняет знак. Это ускоряет процесс на плоских участках и замедляет поиск, в случае пропуска локального минимума.

Значения весов модифицируются в соответствии с направлением убывания градиента

$$\Delta w_1^{(i)} = \begin{cases} \Delta_1^{(i)} \operatorname{sgn} \left[ \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_1} \right], & \text{если } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_1} \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_1} \geq 0, \\ -\Delta_1^{(i)}, & \text{если } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_1} \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_1} \leq 0, \end{cases}$$

где  $\operatorname{sgn}[*]$  – функция знака. Когда производная ошибки изменяет знак, показывая, что минимум пропущен, происходит возврат к предыдущему значению веса  $W_1^{(i-1)}$ . При этом, для того что бы избежать изменения знака и на следующем шаге, обнуляется значение производной  $\frac{dE(w)^{(i)}}{dw_1}$ .

Результаты обучения методом RPROP и тестирования сети показаны на рис. 8.

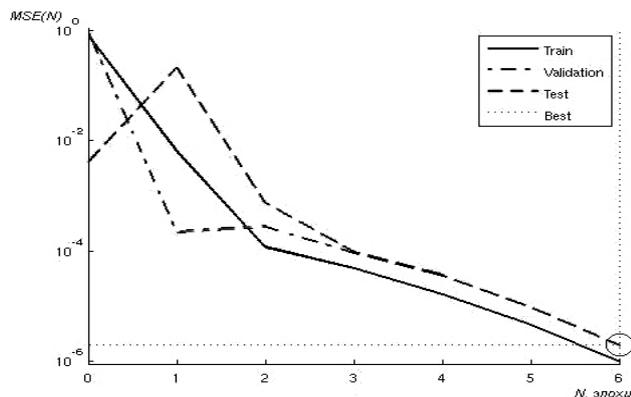


Рис. 8. Результаты обучения ИНС методом RPROP

Видно, что алгоритм RPROP обеспечивает меньшее количество эпох обучения, но при этом получается больше погрешность распознавания. Кроме того, алгоритм RPROP обладает меньшей вычислительной сложностью, что дает заметный выигрыш во времени.

Еще одним преимуществом алгоритма RPROP, которое было найдено в ходе исследований, является меньшая чувствительность к качеству инициализации параметров сети.

### 3. Заключение

По результатам проведенных исследований можно сделать следующие выводы:

- показана принципиальная возможность классификации сигналов утечек трубопроводов с помощью искусственных нейронных сетей прямого распространения сигнала;
- проведено сравнительное исследование эффективности различных методов обучения сети: метода Левенберга-Маркара и метода эластичного распространения RPROP; использование последнего метода оказывается предпочтительней;
- основной проблемой остается инициализация параметров сети. “Некачественная” инициализация приводит к низкому качеству обучения сети и низкой точности классификации сигналов.

Направление дальнейшей работы видится в повышении качества инициализации параметров нейронной сети, а также в построении модели сигнала трубопровода и использовании параметров модели в качестве векторов признаков при классификации сигналов.

### Литература

1. Строганов В. А. Экспериментальное исследование сигналов утечек подземных трубопроводов/В.А. Строганов, В. Н. Хоролнич// Вестник СевНТУ. Сер. Информатика, электроника, связь: Сб. науч. тр. – Севастополь, 2010. – Вып.101. – С.29-32.
2. Hagan M. T. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm/М. Т.Hagan, М. Menhaj// IEEE Transactions on Neural Networks. – 1994. – Vol. 5. – No. 6. – P. 989-993.
3. Riedmiller M. A direct method for faster backpropagation learning/М. Riedmiller// Proceedings of the 1993 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN '93). – San Francisco, 1993. – Vol. 1. – P. 586-591.

### Abstract

One of the most promising approaches to finding leaks of underground pipelines is to analyze the acoustic signals generated by the pipeline with a leak. This signal can be recorded on the earth surface above the pipeline. The problem of finding a leak can be viewed as the classical problem of signal classification. Such a problem can be solved with the artificial neural networks.

In this article we investigated the possibility of classifying the pipeline signals using artificial neural network. Feedforward network with one hidden layer was used. During the investigation we used experimentally obtained signals for pipeline with and without a leak. As a feature vectors we used Fourier spectrums of the signals. The effectiveness of two training methods was compared: Levenberg-Marquardt algorithm and “resilient backpropagation” (RPROP). We came to the conclusion that pipeline leakage signals can be classified with the artificial neural networks. RPROP training method works better than Levenberg-Marquardt algorithm. The main problem to be solved in the future works is proper network initialization which will improve the quality of network training

**Keywords:** artificial neural network, classification, pipeline leaks