

## **ОПЫТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ И ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК КАВЕРНОЗНЫХ ВКЛЮЧЕНИЙ**

*Александр Александрович Якименко*

Новосибирский государственный технический университет, 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20, кандидат технических наук, доцент, зав. кафедрой вычислительной техники, тел. (923)225-20-15, e-mail: yakimenko@corp.nstu.ru

*Дмитрий Алексеевич Караваев*

Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, 630090, Россия, г. Новосибирск, пр. Академика Лаврентьева, 6, кандидат физико-математических наук, научный сотрудник, тел. (913)471-22-67, e-mail: kda@opg.sscs.ru

*Антон Евгеньевич Морозов*

Новосибирский государственный технический университет, 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20, магистрант, тел. (906)906-17-95, e-mail: tony-morozov@mail.ru

В данной статье предлагается подход к решению обратной задачи геофизики – определение положения объекта (каверны) и его геометрических параметров, по картине распространения волнового поля. В настоящее время не существует быстрых и точных методов определения искомым данным. В работе предлагается метод на основе нейронных сетей (НС), представлена возможная архитектура НС а также приведены результаты проведенных экспериментов по ее реализации и обучению. Полученная в результате экспериментов модель показывает наличие «понимания» входных данных, демонстрируя ответы, приближенные к оригиналу. В ответах НС можно выделить зависимость между качеством ответа сети и количеством волн, прошедших через искомый объект среды.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, каверна, обратная задача геофизики, прямая задача геофизики, численное моделирование.

## **THE EXPERIENCE OF USING A NEURON NETWORK FOR THE DETERMINATION OF LOCATION AND GEOMETRIC CHARACTERISTICS OF CUVERNESS INCLUSIONS**

*Alexander A. Yakimenko*

Novosibirsk State Technical University, 20, Prospect K. Marx St., Novosibirsk, 630073, Russia, Ph. D., Associate Professor, Head of Department of Computer Engineering, phone: (923)225-20-15, e-mail: yakimenko@corp.nstu.ru

*Dmitry A. Karavaev*

Institute of the Computational Mathematics and Mathematical Geophysics SB RAS, 6, Prospect Akademik Lavrentiev St., Novosibirsk, 630090, Russia, Ph. D., Researcher, phone: (913)471-22-67, e-mail: kda@opg.sscs.ru

*Anton E. Morozov*

Novosibirsk State Technical University, 20, Prospect K. Marx St., Novosibirsk, 630073, Russia, Graduate, phone: (906) 906-17-95, e-mail: tony-morozov@mail.ru

In this paper, we propose an approach to the solution of the inverse problem of geophysics—the determination of the position of the object (cavity) and its geometric parameters, from the picture of the propagation of the wave field. At present, there are no fast and accurate methods for determining the data sought. The paper proposes a method based on neural networks (NA), presents a possible architecture of the National Assembly, and presents the results of experiments on its implementation and training. The model obtained as a result of the experiments shows the presence of an "understanding" of the input data, demonstrating the answers that are close to the original. In the NA answers, one can single out the relationship between the quality of the network response and the number of waves that have passed through the desired medium object.

**Key words:** neural network, cavern, inverse geophysical problem, direct geophysical problem, numerical simulation.

В настоящее время не существует быстрых и точных инструментов, позволяющих решить обратную задачу геофизики. Под обратной задачей понимается задача определения строения и параметров исследуемой среды по имеющейся картине распространения волнового поля [1]. Одним из существующих подходов к решению обратных задач является итеративный метод: посредством постепенного изменения задаваемых в специальной программе параметров среды синтезируется картина распространения волнового поля для заданной среды и сравнивается с имеющейся. Затем параметры изменяются в сторону предполагаемого оптимума – набора параметров среды, соответствующих снятой картине поля. В результате многократного повторения заданной операции можно приблизиться к искомым значениям параметров. Данный подход требует больших затрат времени на моделирование и сравнение картин полей. Время моделирования, в зависимости от точности и детализации модели, может достигать нескольких дней даже на мощных суперкомпьютерах [2].

Для решения задачи определения положения и геометрических свойств объектов предлагается использовать нейронные сети, зарекомендовавшие себя в различных сферах от распознавания изображений до обработки временных рядов. Предполагается, что использование правильно обученных нейросетевых структур позволит получить модели, требующие малых временных затрат на обработку и позволяющих довольно точно определить местоположение и форму искомого включения (далее рассматриваем на примере кавернозных сред) - каверны.

В данной статье предлагается использование НС для определения структуры исследуемой геолого-физической модели среды (ГФМС), заданной в виде двухмерного изображения. На изображении представлена однородная среда с имеющейся в произвольной точке каверной – полостью круглой либо овальной формы (в представленной статье) с произвольными размерами. Для каждой такой гфмс была предварительно решена прямая задача, по результатам решения которой и предполагается восстановить искомую среду.

В качестве входных данных для нейронной сети выступает картина распространения волнового поля по заданной среде в виде последовательности

цветных двухмерных изображений. Снимки выполнены через равные промежутки времени.

Выходными данными для сети должна стать предполагаемая ГФМС, представленная в виде цветного двухмерного изображения, на котором происходило решение прямой задачи.

Стоит отметить, что бывают ситуации, в которых до каверны доходит малое количество сигнала. В этом случае НС гораздо труднее распознать каверну на входных данных.

При проектировании НС использовались архитектуры сетей, зарекомендовавшие себя в решении различных задач. В силу необходимости обработки изображений было решено использовать сверточную нейронную сеть (СНС) [1]. Данный вид сетей позволяет получать модели высокой точности при решении задач классификации и детектирования объектов на изображении. В качестве демонстрации эффективности СНС можно привести результаты экспериментов по распознаванию рукописных цифр на примере базы MNIST. С их помощью была достигнута точность распознавания в 99.77%.

Так как в качестве входных данных выступает последовательность изображений, то было выдвинуто предположение о возможности выделения неких зависимостей, характеризующих каверну. В данном случае выбор пал на использование LSTM-сети в качестве определителя наличия зависимостей [2]. Эта сеть зарекомендовала себя в решении задач обработки временных рядов и изображений, анализе звука, обработки языка и многих других задачах, связанных с различного рода последовательностями.

В качестве возможной архитектуры предлагается использовать СНС для преобразования входных изображений в числовой вектор, характеризующий входные данные. Данный участок НС планируется использовать в качестве «извлекателя особенностей», уникальным образом характеризующего каждую картину с помощью вектора. Далее последовательность получившихся векторов должна поступать на LSTM слой для выявления в них зависимостей. После получения некоторого ответа от LSTM-слоя необходимо его интерпретировать в изображение среды, похожее на оригинал. Для этого предлагается использовать НС с разверткой – операцию, схожую со сверткой в СНС, однако входной вектор постепенно разворачивается в цветное изображение заданной среды (рис. 1).

Для реализации «извлекателя особенностей» предлагается обучить полносверточную нейронную сеть на повторение своего же входа. Данная сеть будет представлять с собой свертку от размеров входного изображения до размеров необходимого вектора и развертку от формы вектора до размеров входного изображения. Предполагается, что НС, обучившаяся на воспроизведение своего входа с учетом ее архитектуры способна наиболее точным образом описать входное изображение числовым вектором в своем центре. В дальнейшем предполагается использование только сверточной части обученного «извлекателя особенностей» для преобразования входных изображений в вектора чисел.

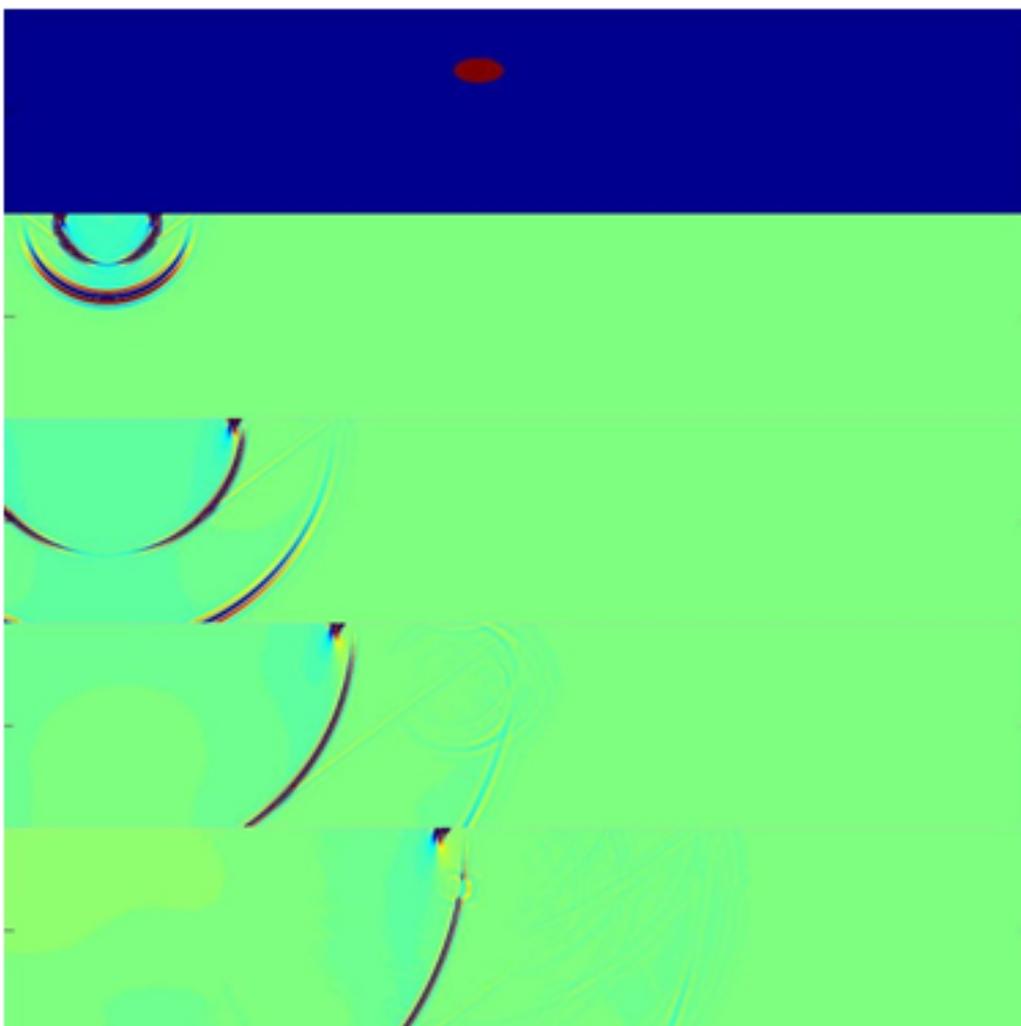


Рис. 1. Заданная структура среды и снимки распространения волнового поля.  
На первом рисунке каверна изображена в виде овала красного цвета.  
На последующих изображениях изображены волны, распространяющиеся  
от источника сигнала и проходящие через каверну

Следующая часть представляет собой композицию из LSTM-слоя, полносвязного слоя и генератора изображений, по сути являющейся «разверткой» нейронной сети. В качестве входных данных для данного блока НС выступает последовательность векторов, сформированная «извлекателем особенностей» по нескольким кадрам распространения волнового поля. В качестве выходных данных для обучения используются искомые картины сред.

Для обучения обеих частей НС планируется использование в качестве метрики потерь среднеквадратичную ошибку.

В качестве эксперимента планируется обучение полученной архитектуры и последующее её тестирование на имеющихся данных. Реализация НС планируется с помощью языка Python и библиотеки Tensorflow. Для работы с изображениями используется библиотека OpenCV. Для рисования графиков функций потерь используется инструмент Tensorboard.

В результате обучения был получен «извлекатель особенностей» с довольно высокой точностью воспроизводивший входные данные (рис. 2). Для преобразования картин распространения волн в последовательность числовых векторов была использована сверточная часть обученного «извлекателя». После чего, было произведено преобразование всех картин.

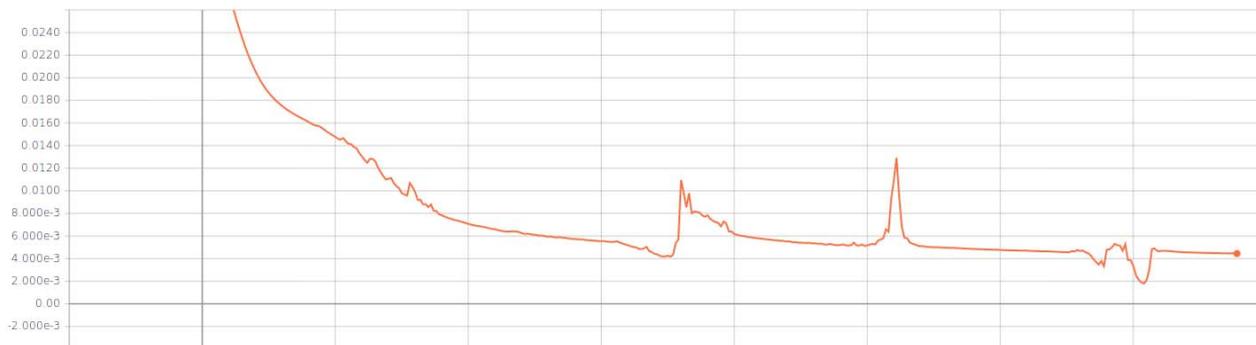


Рис. 2. График функции потерь, полученный в процессе обучения основной части НС, ответственной за воспроизведение изображения каверны

После преобразования картин было выполнено обучение основной части НС, где в качестве входных данных выступали последовательности векторов, а в качестве выходных — искомые модели. В результате была получена обученная модель НС, способная воспроизводить структуру среды по набору числовых векторов, соответствующих последовательности картин распространения волнового поля.

По полученным результатам можно сказать, что реализованная модель довольно точно определяет геометрическую форму и положение каверны. Были получены сопоставимые результаты, как для круглых каверн, так и для каверн овальной формы и разных размеров.

На рис. 3 видно, что модель научилась довольно точно распознавать параметры среды по картинам распространения волн.

Стоит также отметить, что для некоторых заданных сред НС не могла довольно точно восстановить каверну (рис. 4). Анализируя входные данные можно было заметить, что каверна была расположена довольно далеко от источника сигнала, и таким образом только малая часть сигнала смогла достичь каверны.

В работе продемонстрирована возможность применения инструментария нейронных сетей для решения обратных задач геофизики в области определения положения и геометрической формы объектов на примере кавернозных сред. Для получения более точных результатов необходимо обучение нейронной сети на большом количестве входных данных (минимум 100 различных ГФМС и соответствующих им решений прямой задачи геофизики). В дальнейшем планируется обучить НС для определения сложнопостроенных ГФМС и разработать алгоритм для избавления от «фантомных» объектов.

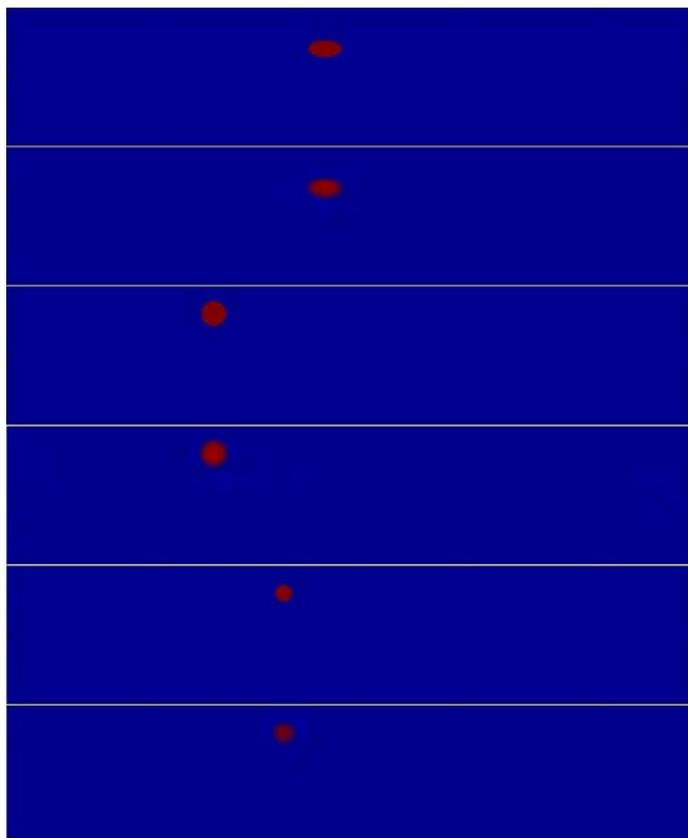


Рис. 3. Примеры искомым моделей сред и ответов полученной НС

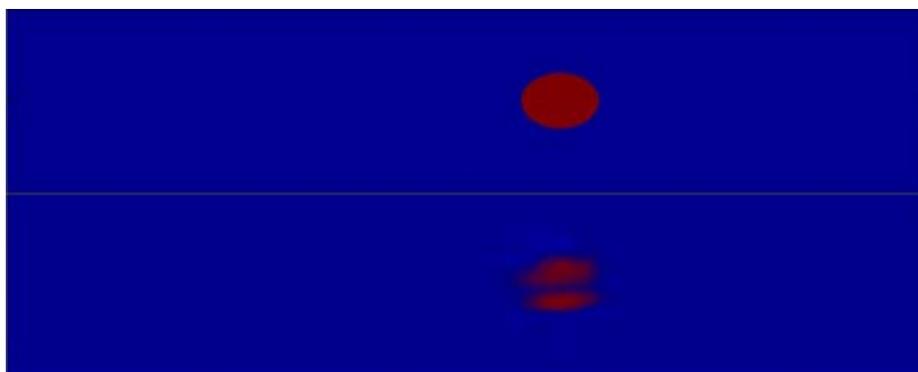


Рис. 4. Пример восстановления структуры среды с помощью НС, заданной входными данными с основной частью сигнала не достигающим каверны – определение «фантомного» объекта

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Якименко А.А. Численное моделирование распространения упругих волн в средах с подземными полостями на суперЭВМ/Якименко А.А., Караваев Д.А.//Научный вестник НГТУ. -2013, №2. -с.99-104.
2. Khairtdinov M.S., etc. Algorithms and methods for the numerical simulation of seismic wave fields in cavernous zones//Bulletin of the Novosibirsk Computing Center. Series: Mathematical Modeling in Geophysics, 2010. -№ 13 -P. 71 -78.

3. Иванюшкин Н.А. Об использовании LSTM сети и модели SEQ2SEQ в диалоговых системах / Иванюшкин Н.А., Гаврилов А.В. // В сборнике: Робототехника и искусственный интеллект Материалы IX Всероссийской научно-технической конференции с международным участием, 2017. - С. 216-220.

4. Малявко А. А. Импульсная нейронная сеть на основе модели "ключ-порог" = Spiking neural network based on "key-threshold" model / А. А. Малявко, А. В. Гаврилов // Интеллектуальный анализ сигналов, данных и знаний: методы и средства = Intellectual analysis of signals, data and knowledge: methods and means : сб. ст. Всерос. науч.-практ. конф. с междунар. участием, Новосибирск, 14-17 окт. 2017 г. - Новосибирск : Изд-во НГТУ, 2017. - С. 325–330. - 100 экз. - ISBN 978-5-7782-3393-5.

© А. А. Якименко, Д. А. Караваев, А. Е. Морозов, 2018