

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ АКУСТИЧЕСКОГО ПОЛЯ В ГЕОСРЕДЕ

**Короченцев В.И.¹, Шевкун С.А.¹, Стаценко Л.Г.¹,
Новикова О.В.²**

¹*Дальневосточный Федеральный Университет, г. Владивосток*

²*Тихоокеанский океанологический институт им. В.И. Ильичева, г. Владивосток
shevkun.sa@dvfu.ru*

В данной работе проведено математическое моделирование распространения акустического сигнала в геосреде с использованием методов, применяемых в области искусственных нейронных сетей. Предложен способ обработки регистрируемого акустического сигнала с целью выделения признаков изменения пространственного расположения неоднородностей в геосреде.

Методы решения уравнений в частных производных на основе методов машинного обучения все чаще используются в исследованиях благодаря хорошим аппроксимационным свойствам глубоких нейронных сетей [1]. Например, метод моделирования PINN (Physics-Informed Neural Networks) использует методы глубокого обучения с учетом известных физических закономерностей задачи. При обучении нейронной сети учитываются такие физические ограничения как дифференциальные уравнения, граничные и начальные условия, а также результаты измерений.

В последнее время всеобщее внимание привлекла архитектура нейронных сетей Kolmogorov-Arnold Networks (KAN) [2], основанная на теореме Колмогорова-Арнольда, согласно которой любая непрерывная функция многих переменных может быть представлена конечным числом одномерных функций. KAN чрезвычайно гибки и способны моделировать сложные функции с меньшим количеством параметров, имеют преимущество в аппроксимации сложных нелинейных зависимостей, что позволяет использовать их при моделировании акустических полей в неоднородных средах.

В реальных задачах измеренные данные часто разрежены. Сочетание PINN и KAN может преодолеть ограничения традицион-

ных методов, что позволяет реализовать моделирование на основе небольшого количества данных и в присутствии сложных нерегулярных границ. Однако, применение данных методов для задач акустики мало освещено.

Рассмотрим геоакустическую задачу, в качестве математической модели будем использовать уравнение Гельмгольца для давления продольных волн с учетом свободной границы на поверхности Земли, неоднородность среды описывается заданной зависимостью волнового числа от координат $k(\bar{r})$.

При поиске решения задачи использовался подход, описанный в [3], согласно которому выражение для давления записывается в виде:

$$P_1(\bar{r}) = P_0 \cdot \frac{e^{ik(\bar{r}) \cdot R}}{R} + K_{i\partial\partial}(\bar{r}) \cdot \frac{e^{-i \cdot k(\bar{r}) \cdot R_{i\partial\partial}}}{R_{i\partial\partial}}, \quad (1)$$

где $P_1(\bar{r})$, P_0 – давление отраженной и излученной волны соответственно, R – расстояние между источником и точкой наблюдения, $R_{\text{отр}}$ – расстояние между мнимым источником отраженных волн и точкой наблюдения, $K_{\text{отр}}$ – функция, зависящая от координат (имеет смысл коэффициента отражения от границы раздела исходящих от источника волн).

Для нахождения поля вводится мнимый источник отраженных волн, зеркально отраженный относительно границы раздела двух сред и находящийся на том же расстоянии от границы раздела, что и реальный источник.

Моделирование выполнялись с помощью фреймворка Pytorch с использованием библиотеки Neuromancer.

Функции $K_{\text{отр}}(\bar{r})$, $\frac{e^{ik(\bar{r}) \cdot R}}{R}$, $\frac{e^{-i \cdot k(\bar{r}) \cdot R_{\text{отр}}}}{R_{\text{отр}}}$ аппроксимировались нейронной сетью KAN. Благодаря имеющейся в Pytorch возможности автодифференцирования автоматически вычислялся лапласиан $P_1(r)$.

При обучении нейронной сети осуществляется поиск минимума функции потерь за счет подбора параметров KAN с помощью алгоритма AdamW.

Функция потерь, используемая для обучения нейронной сети, включает в себя функцию невязки дифференциального

уравнения и функцию, описывающую заданные граничные условия.

На рисунке 1 представлены результаты моделирования поля давления в блоковой геосреде, зависимость заданных значений волнового числа от координат показана на рисунке 2.

Использование метода PINN для решения прямой задачи рассеяния позволяет получить решение в виде гладкой непрерывной функции (приближенного решения в аналитическом виде), что можно использовать, например, для вычисления интенсивности излучения. Важным преимуществом данного метода является гибкость использования в части задания произвольных условий на границе, которая может иметь любую форму, а также учета имеющихся разрозненных экспериментальных данных о среде и характеристиках поля.

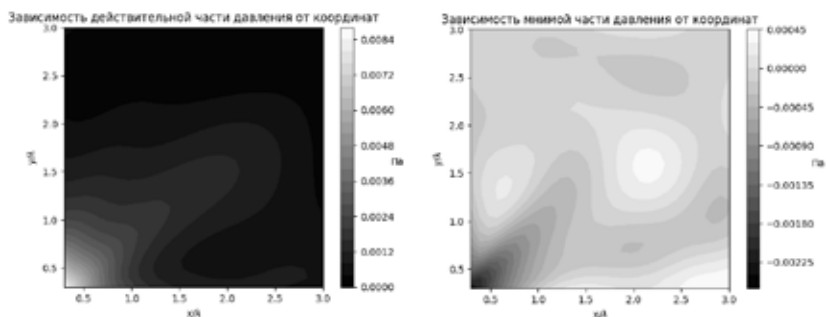


Рис. 1. Результат моделирования поля в блоковой геосреде

Рассмотренная задача анализа акустического поля с помощью нейронной сети может быть достаточно просто преобразована в обратную задачу рассеяния. Для этого в нейронной сети добавляется выход, соответствующий волновому числу, а в функцию потерь добавляется член, описывающий разность между измеренными значениями давления в определенных точках и результатами моделирования.

При решении обратной задачи рассеяния вычисляется значение волнового числа на основе данных измерения акустического давления в ряде точек с известными координатами.

Поскольку решение обратной задачи рассеяния с помощью PINN принципиально не отличается по сложности от решения

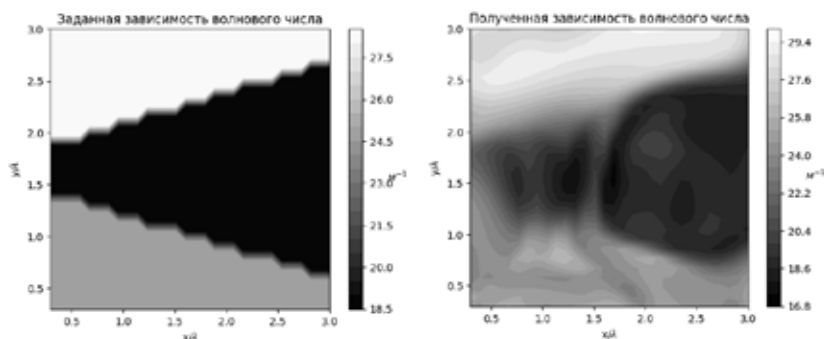


Рис. 2. Результат решения обратной задачи

прямой задачи, это может дать выигрыш по времени расчета по сравнению с известными методами (в дополнение к вышеперечисленным преимуществам).

Таким образом, в данной работе продемонстрирована принципиальная возможность решения прямой и обратной задачи рассеяния в неоднородной геосреде с использованием метода моделирования PINN и архитектуры нейронных сетей KAN.

В дальнейшем планируется повысить производительность метода с целью улучшения разрешающих способностей.

В качестве практического применения результатов работы можно предложить прогноз землетрясений с помощью регистрации изменений характеристик отклика на вибрационное воздействие от техногенного источника. Для этого необходимо использовать зондирующий сигнал с целью создания сейсмической “подсветки” геосреды и выявления неоднородностей с сильными рассеивающими, отражающими свойствами. В части приема сигнала предлагается использовать опыт скважинного геоакустического мониторинга, проводимого на территории Петропавловск - Камчатского геодинамического полигона.

Исследование выполнено при поддержке гранта FZNS-2023-0008.

Литература

1. Cuomo S., Di Cola V.S., Giampaolo F. et al. Scientific Machine Learning Through Physics-Informed Neural Networks: Where we are and What's Next // J Sci

Comput. 2022. 92. 88. - URL: <https://doi.org/10.1007/s10915-022-01939-z> (дата обращения: 10.01.2025).

2. Ziming L., Pingchuan M., Yixuan W., et al. Kan 2.0: Kolmogorov-Arnold networks meet science // arXiv preprint arXiv:2408.10205. – 2024.
3. Короченцев, В.И. Волновые задачи теории направленных и фокусирующих антенн / В.И. Короченцев. – Владивосток: Изд-во Дальнаука, 1998. - 192 с.