

Д. С. Братчиков^{1,2}, К. Г. Гадильшин¹*

Решение многопараметрической обратной динамической задачи сейсмологии для модели вязкоупругой среды на основе методов глубокого обучения

¹ Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН,
г. Новосибирск, Российская Федерация

² Новосибирский государственный университет, г. Новосибирск, Российская Федерация
* e-mail: d.bratchikov@g.nsu.ru

Аннотация. В данной работе представлен новый подход к решению обратной динамической задачи сейсморазведки при сейсмическом мониторинге для сред с поглощением. Метод предлагает вычислительно эффективную альтернативу полноволновой инверсии за счет использования глубокой сверточной нейронной сети архитектуры типа Unet с остаточными блоками для аппроксимации оператора обратной задачи, который преобразует изменение сейсмических данных в изменение модели. Работоспособность предложенного подхода показана на реалистичной выборке с месторождения Гулфакс в предположении, что распределение модели среды в начальный момент времени известно. Предложенный подход демонстрирует значительный потенциал для применения полноволновой инверсии при проведении сейсмического мониторинга.

Ключевые слова: вязкоупругая среда, обращение полного волнового поля, глубокое обучение, добротность

D. S. Bratchikov^{1,2}, K. G. Gadylyshin¹*

Solving a multi-parameter seismic dynamic inverse problem for a viscoelastic medium based on deep learning methods

¹ Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, Novosibirsk, Russian Federation

² Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russian Federation

* e-mail: d.bratchikov@g.nsu.ru

Abstract. This paper presents a novel approach to solving the inverse dynamic seismic problem in seismic monitoring for the viscoelastic medium. The proposed method offers a cost-effective alternative to Full Waveform Inversion by using a deep convolutional neural network Unet-type architecture with residual blocks to approximate an inverse problem operator that translates the change in seismic data into the change in model. The operability of the proposed approach is demonstrated through a realistic sample with Gullfaks deposit under the assumption that the distribution of the model is known at the initial moment. The proposed approach shows significant potential for advancing the state-of-the-art in solving the inverse dynamic seismic problem for the viscoelastic medium, with potential implications for improving seismic monitoring techniques in industry and academia.

Keywords: Viscoelastic medium, full waveform inversion, deep learning, Q-factor

Введение

Решение обратной динамической задачи сейсмологии – один из передовых инструментов, применяемых для исследования внутреннего геологического строе-

ния Земли. Построение достоверного подземного распределения геологических параметров среды является необходимым условием для поиска месторождений нефти и газа. Наиболее важными восстанавливаемыми параметрами при изучении резервуаров углеводородов являются скорость распространения сейсмических волн и поглощение сейсмической энергии, так как именно оно характеризует флюидонасыщенность породы. Таким образом, знание пространственного распределения скоростей и поглощения сейсмических волн заметно повышает достоверность интерпретации результатов сейсмических наблюдений.

Последнее время надёжным и высокоразрешённым способом оценки параметров среды со сложными геологическими структурами по результатам измерения волновых полей на поверхности Земли стал метод обращения полного волнового поля (FWI, от англ. Full waveform Inversion) [1]. Впервые он был предложен во временной области на основе обобщённого метода наименьших квадратов [2]. Для ускорения инверсии был разработан FWI в частотной области [3]. Однако FWI имеет несколько недостатков, основным из которых является высокая вычислительная стоимость, особенно проявляющаяся при восстановлении упругих параметров среды в трёхмерной постановке. Прежде всего огромные вычислительные ресурсы требуются для расчёта волновых полей в процессе решения обратной задачи на каждой итерации нелинейного метода наименьших квадратов. Таким образом, необходим эффективный и устойчивый метод сейсмической инверсии для оптимальной разработки нефтяного месторождения.

Мотивированные успехами нейронных сетей в компьютерном зрении в качестве нелинейных аппроксиматоров [4], мы рассматриваем глубокое обучение как альтернативу для FWI. Подход, основанный на обучении, позволяет избежать прямого моделирования задачи. Основным его преимуществом является экономия вычислительных ресурсов на дорогостоящих процессах обработки сейсмических данных. В предложенном способе такие затраты производятся на самых первых этапах для создания репрезентативной обучающей выборки и обучения нейронной сети. На всех последующих этапах обработка заменяется использованием обученной нейронной сети, которая по сейсмическим данным на разных этапах разработки месторождения предсказывает петрофизические параметры резервуара.

В данной работе предлагается решение многопараметрической обратной динамической задачи сейморазведки для модели вязкоупругой среды с привлечением элементов глубокого обучения для восстановления скорости V_p и добротности Q_p продольных волн. Метод основан на обучении глубокой свёрточной нейронной сети (CNN, от англ. Convolutional Neural Network) архитектуры ResUnet [5] на синтетической обучающей выборке, рассчитанной в частотной области, для аппроксимации нелинейного оператора обратной задачи, задающего связь между изменением волновых полей, зарегистрированных на поверхности, и соответствующим изменением скорости и добротности продольных волн. Используя инструмент методов глубокого обучения, наш подход демонстрирует значительный потенциал для решения этой сложной задачи.

Методы и материалы

Математическая задача восстановления параметров вязкоупругой среды должна основываться на теории распространения сейсмических волн в средах с поглощением. Мы вводим поглощение энергии сейсмических волн через добротность:

$$Q^{-1} = \frac{1}{2\pi} \frac{\Delta E}{E}, \quad (1)$$

где E – сейсмическая энергия на единицу объема в единицу времени, а ΔE – ее потеря на единицу объема в единицу времени. Тогда распространение сейсмических волн в вязкоупругой среде точечным источником можно описать следующей системой уравнений в частотной области:

$$\begin{cases} \omega^2 \rho u_x + \frac{\partial}{\partial x} \left[(\lambda + \mu) \left(1 + \frac{i}{Q_p} \right) \operatorname{div} \vec{u} - 2\mu \left(1 + \frac{i}{Q_s} \right) \frac{\partial u_z}{\partial z} \right] \\ \quad + \frac{\partial}{\partial z} \left[\mu \left(1 + \frac{i}{Q_s} \right) \left(\frac{\partial u_x}{\partial z} + \frac{\partial u_z}{\partial x} \right) \right] = f_1, \\ \omega^2 \rho u_z + \frac{\partial}{\partial z} \left[(\lambda + \mu) \left(1 + \frac{i}{Q_p} \right) \operatorname{div} \vec{u} - 2\mu \left(1 + \frac{i}{Q_s} \right) \frac{\partial u_x}{\partial z} \right] \\ \quad + \frac{\partial}{\partial x} \left[\mu \left(1 + \frac{i}{Q_s} \right) \left(\frac{\partial u_x}{\partial z} + \frac{\partial u_z}{\partial x} \right) \right] = f_2, \end{cases} \quad (2)$$

где $\vec{u} = (u_x, u_z)$ – скорость смещений, ρ – плотность, λ, μ – коэффициенты Ламме, Q_p, Q_s – добротность продольных и поперечных волн, ω – частота, $\vec{f} = (f_1, f_2)$ – источник сейсмических волн.

В качестве граничных условий рассматриваются поглощающие краевые условия типа PML [6] для уменьшения отражённой энергии от краев модели, так как приходится рассматривать усечённую модель Земли. Для численного решения системы (2) используется конечно-разностная схема четвёртого порядка. Решение системы алгебраических уравнений, получившейся после дискретизации системы (2), выполняется с помощью LU-разложения.

Взятие следа решения системы (2) на поверхности можно представить с помощью оператора прямой задачи F , действующего из пространства моделей в пространство данных. Таким образом, мы приходим к рассмотрению следующей многопараметрической обратной динамической задачи сейсмологии – восстановления параметров вязкоупругой среды по многокомпонентному сейсмическому волновому полю с системой наблюдения многократного перекрытия:

$$F(m) = d_{obs}, \quad (3)$$

где $m = (\rho, v_p, v_s, Q_p, Q_s)$ – модель геологической среды, сейсмические данные $d_{obs} = (\dots \vec{u}_s(\vec{x}_r) \dots)$ – волновое поле, записанное в координатах приемников \vec{x}_r на поверхности, вызванное точечным источником S .

Сконцентрируемся на аппроксимации оператора обратной задачи F^{-1} с помощью глубокой свёрточной нейронной сети ResUnet, архитектура которой изображена на рис. 1. При наличии выборки, достаточно хорошо описывающей связь между сейсмическими данными и соответствующей им моделью среды, можно восстановить оператор обратной задачи с довольно высокой точностью.

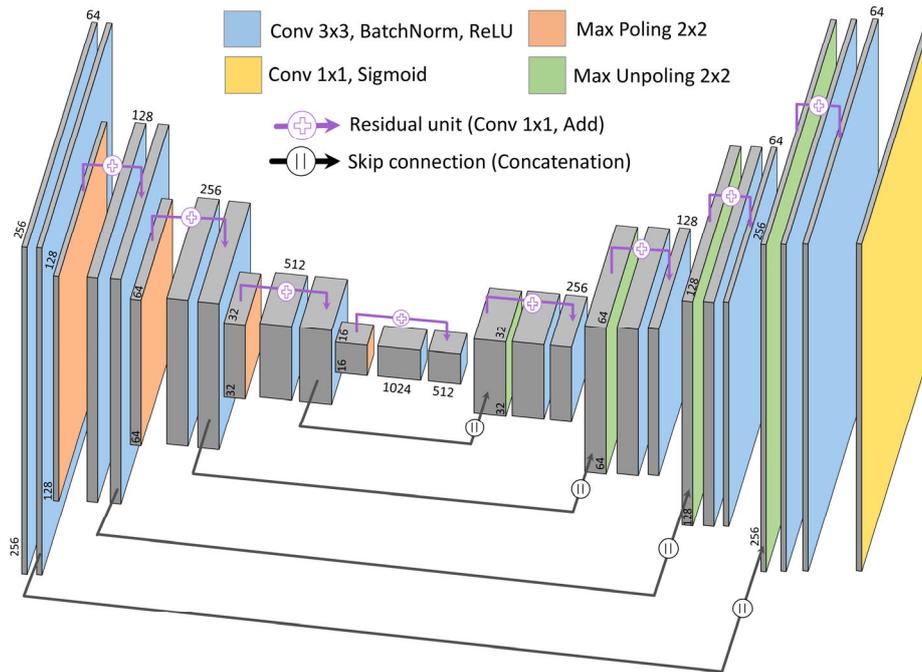


Рис. 1. Блок схема архитектуры глубокой свёрточной нейронной сети ResUnet

После обучения нейронной сети восстановленный оператор \hat{F}^{-1} применяется к сейсмическим данным для прогнозирования модели среды

$$m_{pred} = \hat{F}^{-1}(d_{obs}). \quad (4)$$

Таким образом, решение обратной динамической задачи сейсмологии заменяется задачей обучения глубокой свёрточной нейронной сети, где входные параметры – это сейсмические данные, выходные – модель среды. Подход, основанный на обучении, позволяет избежать прямого моделирования задачи, что значительно экономит вычислительные ресурсы на последующих этапах применения обратного оператора \hat{F}^{-1} . Однако такой подход требует репрезентативной обучающей выборки и сильно зависит от её качества.

Стоит заметить, что в нашей работе мы делаем переход к изменениям моделей и сейсмических данных. Считаем, что в момент времени t_1 построена модель

резервуара, то есть m_1, d_1 нам известны. В некоторый момент времени t_2 модель резервуара m_2 и соответствующие им данные d_2 немного изменились. Вместо поиска m_2 по данным d_2 будем искать изменение модели $\Delta m = m_2 - m_1$ по изменениям данных $\Delta d = d_2 - d_1$. Такой переход позволяет добиться лучшего качества аппроксимации оператора обратной задачи, так как позволяет восстанавливать более сложные геологические структуры в модели среды.

Для обучения ResUnet используется синтетическая обучающая выборка, созданная на основе реалистичной упругой модели месторождения Гуллфакс [7], находящегося в акватории Северного моря. На рис. 2 показана стартовая вязкоупругая модель резервуара, используемая для создания обучающей выборки.

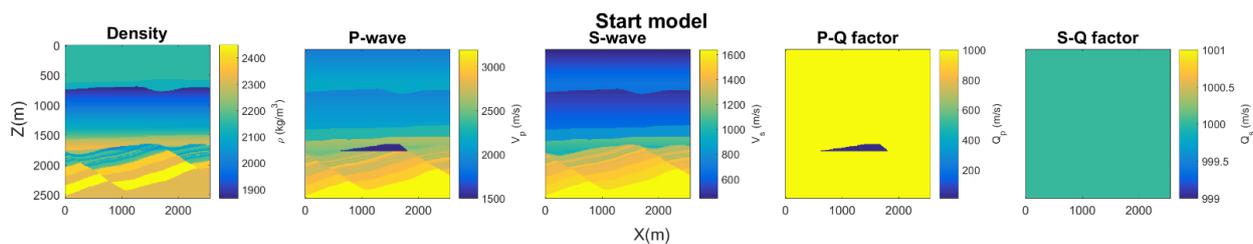


Рис. 2. Стартовая модель резервуара, используемого в обучающей выборке. Слева направо расположены: плотность ρ , продольная скорость v_p , поперечная скорость v_s , добротности продольных волн Q_p , добротность поперечных волн Q_s . Резервуар выделен тёмно-синим цветом

Нужно сказать, что при создании обучающей выборки мы предполагаем, что изменение в модели претерпевает только скорость v_p и добротность Q_p продольных волн, остальные параметры среды остаются без изменений. Поэтому в данной работе мы восстанавливаем только изменения скоростей и добротности продольных волн по соответствующим изменениям сейсмических данных. Мы подразумеваем, что после закачки вытесняющего агента, форма наблюдаемого резервуара изменяется случайным образом. Для этого с помощью стохастического алгоритма случайным образом варьируется форма резервуара для скорости и добротности продольных волн. Таким способом генерируется 1000 различных моделей резервуара, изменения которых мы пытаемся восстановить. Некоторые примеры сгенерированных моделей и соответствующих им изменений изображено на рис. 3.

После генерации моделей рассчитываются соответствующие им сейсмические данные с помощью конечно-разностных формул. Для этого используется поверхностная система наблюдения многократного перекрытия с 256 источниками и 256 приёмниками. Сейсмические данные моделируются с использованием вейвлета Рикера с частотой 15 Гц в качестве источника. Для моделирования сейсмических данных использовано 9 частот с шагом 2 Гц, 4:2:20 Гц. Для ускорения времени расчёта создания обучающей выборки реализовано распараллеливание прямой задачи по частотам с помощью технологии MPI. Для регистра-

ции сейсмического сигнала используется только вертикальная компонента скоростей смещений u_z , так как приёмники, регистрирующие горизонтальную компоненту, редко используются на практике. Сейсмические данные преобразуются в карты признаков размера 256×256 для вещественной и мнимой части и объединяются по всем частотам в тензор размерности $18 \times 256 \times 256$, который служит входом нейронной сети для обучения.

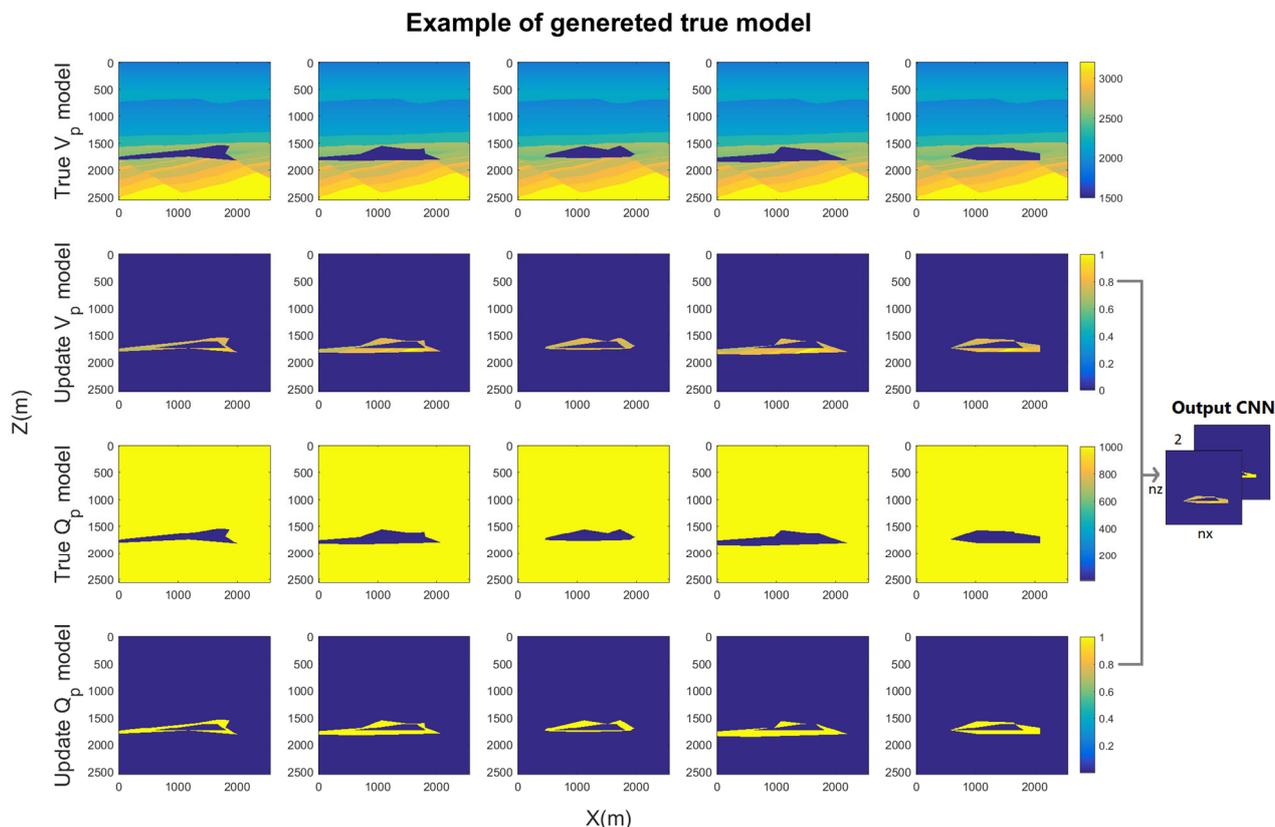


Рис. 3. Примеры сгенерированных моделей резервуара и соответствующих им изменений, образующих обучающую выборку

В первой строке расположены примеры моделей продольных скоростей v_p , во второй строке – соответствующие им нормированные изменения продольных скоростей Δv_p . В третьей строке расположены примеры моделей добротности продольных волн Q_p , в четвертой строке – соответствующие им нормированные изменения добротности продольных волн ΔQ_p . Стрелками показано, как формируется тензор изменения модели, который служит выходом нейронной сети.

Результаты

После обучения нейронная сеть применялась к тестовому набору данных. Результаты предсказания изменения моделей скорости и добротности продольных волн представлены на рис. 4.

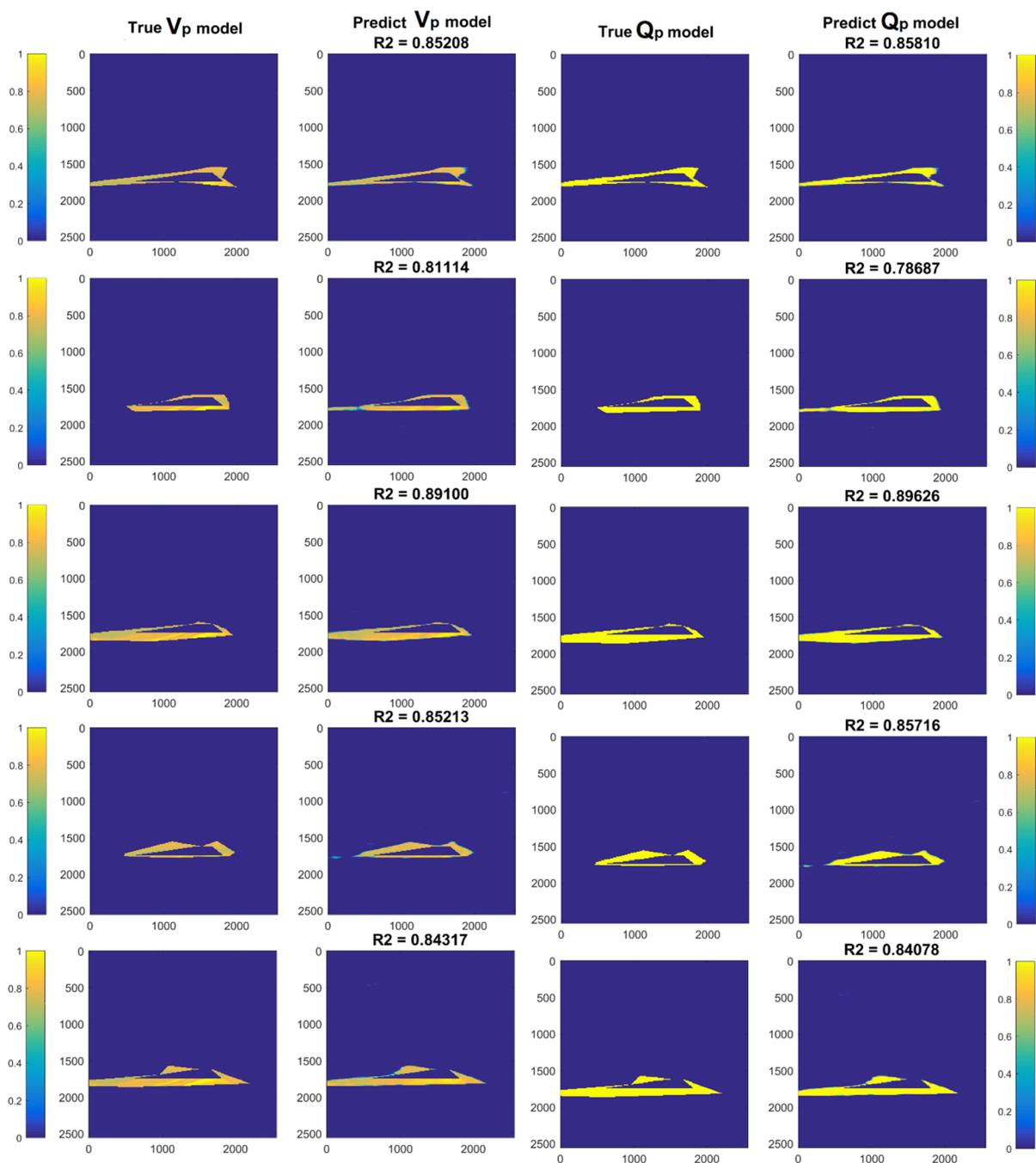


Рис 4. Примеры предсказания изменений скорости и добротности продольных волн нейронной сетью на тестовой выборке

В первой колонке находится истинное изменение продольной скорости. Во второй колонке находится предсказание изменения продольной скорости нейронной сетью, над предсказанием указано значение метрики R^2 . В третьей колонке находится истинное изменение добротности. В четвёртой колонке находится предсказание изменения добротности нейронной сетью, над предсказанием указано значение метрики R^2 .

Заключение

В статье представлен подход к решению многопараметрической обратной динамической задачи сейсморазведки при сейсмическом мониторинге вязкоупру-

гой среды. Метод предлагает вычислительно эффективную альтернативу полно-волновой инверсии за счет использования архитектуры глубокой свёрточной нейронной сети ResUnet, которая переводит изменение сейсмических данных в изменение геологической модели. Результаты нейросетевого прогнозирования на реалистичной выборке месторождения Гулфакс свидетельствуют о том, что предложенный подход имеет практическое применение в сейсмическом мониторинге. В целом, предлагаемый подход имеет значительные перспективы для продвижения современного уровня техники решения обратной динамической задачи сейсморазведки для улучшения методов сейсмического мониторинга в промышленности.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Российского Научного Фонда в рамках выполнения проекта №22-21-00738.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Virieux J., Operto S. An overview of full-waveform inversion in exploration geophysics // *Geophysics*. – 2009. – Vol. 74. – No. 6. – P. WCC127-WCC152.
2. Tarantola A. Inversion of seismic reflection data in the acoustic approximation // *Geophysics*. – 1984. – Vol. 49. – No. 8. – P. 1259-1266.
3. Pratt R.G., Shin C., Hick G.J. Gauss–Newton and full Newton methods in frequency–space seismic waveform inversion // *Geophysical Journal International*. – 1998. – Vol. 133. – P. 341-362.
4. Adler A., Araya-Polo M., Poggio T. Deep Learning for Seismic Inverse Problems: Toward the Acceleration of Geophysical Analysis Workflows // *IEEE Signal Processing Magazine*. – 2021. – Vol. 38. – Iss. 2. – 36 p.
5. Diakogiannis F.I., Waldner F., Caccetta P., and Wu C. ResUNet-a: A deep learning framework for semantic segmentation of remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2020. – Vol. 162. – P. 94-114.
6. Gang Y., Nuno S., Di W. An effective absorbing layer for the boundary condition in acoustic seismic wave simulation // *Journal of Geophysics and Engineering*. – 2018. – Vol. 15. – P. 495-511.
7. Hesthammer J., Fossen H. Structural core analysis from the Gullfaks area, northern North Sea // *Marine and Petroleum Geology*. – 2001. – Vol. 18. – P. 411-439.

© Д. С. Братчиков, К. Г. Гадьльшин, 2023