

Научная статья

УДК 550.34.06

<https://doi.org/10.24143/1812-9498-2024-4-67-72>

EDN RFXEXW

## **Повышение разрешения данных сейморазведки с помощью сверточных нейронных сетей на примере морских месторождений**

---

**Ринат Фаритович Садретдинов<sup>✉</sup>, Андрей Германович Алексеев**

ООО «ЛУКОЙЛ-Нижневолжскнефть»,  
Астрахань, Россия, [Rinat.Sadretdinov@lukoil.com<sup>✉</sup>](mailto:Rinat.Sadretdinov@lukoil.com)

**Аннотация.** Неопределенность оценки запасов жидких углеводородов и несоответствие прогнозам по добыче на месторождениях шельфа Каспийского моря происходят вследствие наличия тектонически изолированных блоков и зон разломов, в результате которых законтурная вода поступает в добывающие скважины. Невозможность картирования данных разломов на данных сейморазведки с обычной разрешенностью приводит к тому, что нет возможности детально картировать сегменты структуры и смоделировать выработку. Применение сверточных нейронных сетей направлено на повышение разрешенности сейсмических данных и возможность детального выделения малоамплитудных тектонических нарушений. Нейронная сеть анализирует входные данные и классифицирует их по маркерам, таким как разрывы оси синфазности, резкие изменения угла наклона, латеральная изменчивость амплитуд. Посредством обучения методом обратного распространения ошибки сети последовательно показывают множество изображений и каждый раз одновременно передают целевое значение. При каждом показе изображения матрицы фильтров оптимизируются таким образом, чтобы целевые и фактические значения для класса объекта совпадали. После завершения этого процесса сеть также может обнаруживать объекты на изображениях, которые она не видела во время обучения. При минимизации ошибки используют метод градиентного спуска, который редактирует показатели входных данных, тем самым разрез приравнивается к эталонному. Алгоритм свертки в нейронной сети позволяет манипулировать большим объемом данных при помощи слоев свертки, сохраняя информативность материала и не снижая его качества. Каждое значение в ячейке умножается на соответствующую ячейку в ядре (фильтре) и суммируются, потом суммируются значения каждого слоя. Итоговая размерность меньше исходного изображения, что является главным преимуществом сверточной нейронной сети.

**Ключевые слова:** геофизика, сверточная нейронная сеть, тектоническое нарушение, фаза, анализ данных

**Для цитирования:** Садретдинов Р. Ф., Алексеев А. Г. Повышение разрешения данных сейморазведки с помощью сверточных нейронных сетей на примере морских месторождений // Нефтегазовые технологии и экологическая безопасность. 2024. № 4. С. 67–72. <https://doi.org/10.24143/1812-9498-2024-4-67-72>. EDN RFXEXW.

Original article

## **Increasing the seismic data resolution using convolutional neural networks on the example of offshore fields**

---

**Rinat F. Sadretdinov<sup>✉</sup>, Andrey G. Alekseev**

LUKOIL-Nizhnevolskneft, LLC,  
Astrakhan, Russia, [Rinat.Sadretdinov@lukoil.com<sup>✉</sup>](mailto:Rinat.Sadretdinov@lukoil.com)

**Abstract.** Uncertainty in liquid hydrocarbon reserve estimates and inconsistency with production forecasts at Caspian shelf fields occur due to the presence of tectonically isolated blocks and fault zones, which result in the flow of aquifer water into production wells. The inability to map fault data using seismic data with standard resolution means that it is impossible to map structure segments in detail and model production. The use of convolutional neural networks is aimed at increasing the resolution of seismic data and the possibility of detailed identification of low-amplitude tec-

tomic faults. The neural network analyzes the input data and classifies it by markers such as discontinuities in the phase axis, sharp changes in the angle of inclination, lateral variability of the amplitude. Through backpropagation learning: the network is shown multiple images in succession, and each time it is simultaneously given a target value. At each image presentation, the filter matrices are optimized so that the target and actual values for the object class match. Once this process is complete, the network can also detect objects in images that it has not seen during training. Each time the image is shown, the filter matrices are optimized so that the target and actual values for the object class match. Once this process is complete, the network can also detect objects in images that it did not see during training. When minimizing the error, the gradient descent method is used, which edits the input data indicators, thereby equating the cut to the reference. The convolution algorithm in the neural network allows you to manipulate a large amount of data using convolution layers, preserving the information content of the material and not reducing its quality. Each value in the cell is multiplied by the corresponding cell in the kernel (filter) and summed up, then the values of each layer are summed up. The final dimension is less than the original image. This is the main benefit of the convolutional neural network.

**Keywords:** geophysics, convolutional neural network, tectonic dislocation, phase, data analysis

**For citation:** Sadretdinov R. F., Alekseev A. G. Increasing the seismic data resolution using convolutional neural networks on the example of offshore fields. *Oil and gas technologies and environmental safety*. 2024;4:67-72. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/1812-9498-2024-4-67-72>. EDN RFXEXW.

## Введение

Возможности интерпретации данных сейсморазведки часто ограничены довольно низким разрешением исходных данных, что влечет за собой неоднозначность интерпретации узкофазных продуктивных интервалов и разрывных нарушений. В основе метода повышения разрешенности данных сейсморазведки лежит использование современных методов машинного обучения путем использования определенного набора параметров для создания «эталонной» модели среды.

Сверточная нейронная сеть хорошо работает с ограниченным набором обучающих данных тогда, когда большие наборы зачастую получить трудно и дорого. Формирование синтетической модели позволяет получить геологическую среду со своими спецификами, такими как линии выклинивания, что улучшает качество итоговой модели.

Процесс обучения работает по принципу обратного распространения ошибки: сети последовательно показывают множество изображений и каждый раз одновременно передают целевое значение.

В качестве метода минимизации ошибки используется метод градиентного спуска, суть которого сводится к поиску минимума (или максимума) функции за счет движения вдоль вектора градиента. Градиент функции потери представляет собой вектор частных производных. Ошибка нейрона обычно записывается в виде символа  $\delta$  (дельта). Имея ошибку изначального слоя возможно свести ее значение к минимуму путем корректировки весов (векторов  $w$ ), что приведет к тому, что эталон будет равен или около равен значению после корректировки значений.

## Исходные данные исследования

Нейронные сети получают данные о наблюдениях,

причем каждое наблюдение представлено некоторым числом  $n$  признаков. Основными переменными являются: модели случайных отражений, осложненные шумовой составляющей, сдвиги осей синфазности с разными углами наклона, показатели геофизических исследований скважин. Значения переменных варьируются миллионами единиц. Нейронная сеть автоматически обнаруживает комбинации значений среды путем умножения на случайную весовую матрицу. В процессе обучения обнаруживаются полезные комбинации [1].

В процессе обучения нейронной сети, для наиболее точной модели среды, необходимо дополнить новыми данными, полученными в процессе исследования полигона работ.

## Выполнение дообработки

Для анализа работы сверточных нейронных сетей необходимо разделить процесс на три этапа

*1 этап.* Сопоставление на аналитическом уровне существующих технологий повышения разрешения суммарных сейсмических данных. Сбор и анализ доступных материалов изучаемого полигона работ. Тестирование сверточных нейронных сетей на синтетических и реальных данных.

Для тестирования на синтетических данных необходимо выполнить оценку влияния низкочастотной модели, порога для коэффициентов отражения, а также шумовой составляющей на результат. Для количественной оценки качества процедура повышения разрешения при наличии эталона выделить единицы качества: относительную энергию невязок и коэффициент корреляции между восстановленным кубом и эталоном в области высоких частот после применения фильтра верхних частот (ФВЧ) по каждому целевому интервалу (рис. 1).

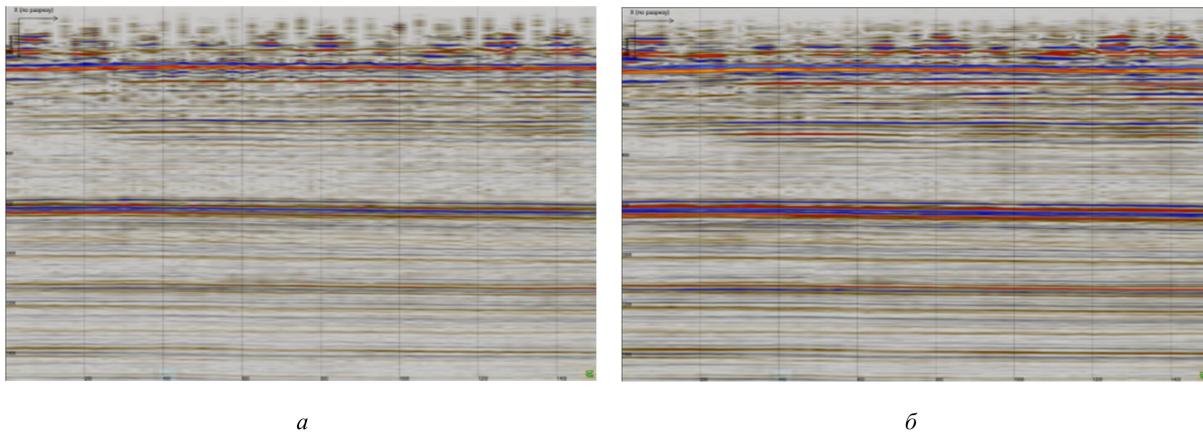


Рис. 1. Расчет фильтра (30 Гц) для «загруженного» профиля (а) и итоговый после выполнения операции нейронной сети (б)

Fig. 1. Calculation of the filter (30 Hz) for the “roughened” profile (a) and the final one after performing the neural network operation (b)

Провести тестирования методики на данных низкого разрешения с добавлением случайного и когерентного шума и тестирование во временной и частотной области. Выделить предложения по итоговому шаблону геологического задания на процедуру повышения разрешения: требования к исходным данным, методики и графикам обработки, процедуры контроля качества, критерии приемки результатов.

2 этап. Анализ основных отражающих горизонтов.

В ходе анализа делается вывод о сохранности геологических особенностей в рассматриваемых интервалах как по изохронам, так и по амплитудам. Рассчитанный куб может рассматриваться в большей степени как дополнительный атрибут для структурного прослеживания разрывных нарушений и вспомогательной детальной корреляции отражающих горизонтов (рис. 2).

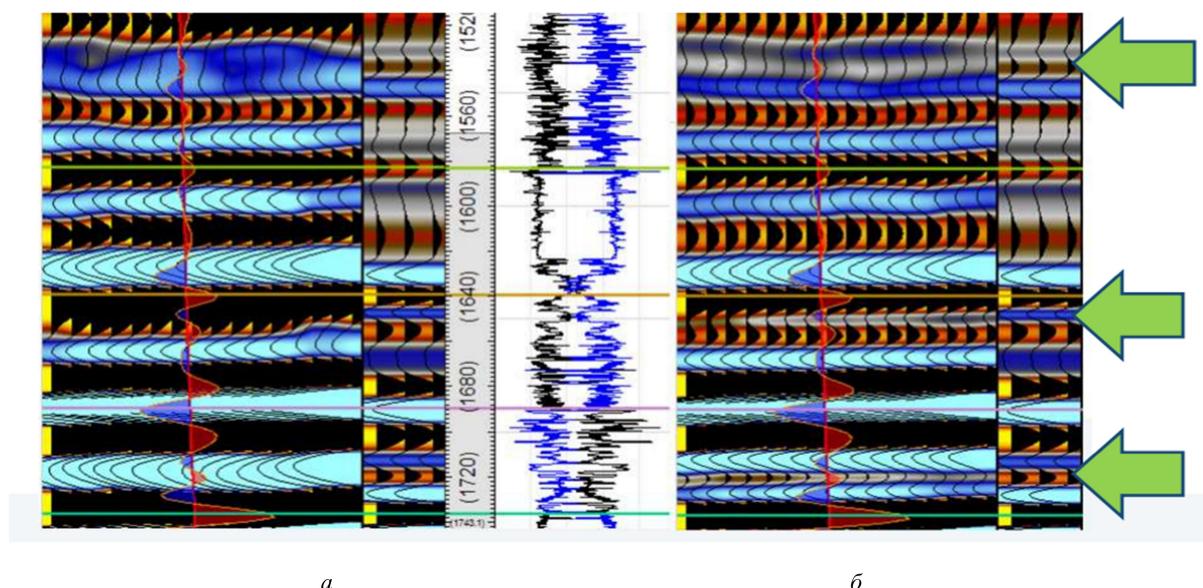


Рис. 2. Применение нейронной сети для расчет фазовой составляющей:  
 а – исходный куб; б – после применения нейронной сети

Fig. 2. Application of neural network for calculation of phase component:  
 а – the initial cube; б – after applying the neural network

3 этап. Поиск и картирование разломных нарушений в рамках анализа месторождения по отражающим горизонтам.

ющим горизонтам.

Динамические характеристики волновой картины видоизменяются и их следует изучать при интерпретации.

В ходе работы выполняется повышение разрешения суммарных сейсмических данных по действующему месторождению и проводится оценка качества, согласно предложенным в шаблоне геологического задания процедурам контроля качества. При обработке сигнала часто необходимо отделить полезную (информативную) компоненту сигнала от шума [2].

Основная задача машинного обучения – упорядочить геологические показатели. В базе могут присутствовать несколько объектов, а выделен только один, в этом случае считается, что алгоритм не ошибся, а выбрал диапазон с наиболее подходящими значениями переменных [3].

В рамках сейсмогеологического анализа в процессе применения методики представляется: анализ изохрон, анализ амплитуд, анализ разреза для трассирования разломов (рис. 3).

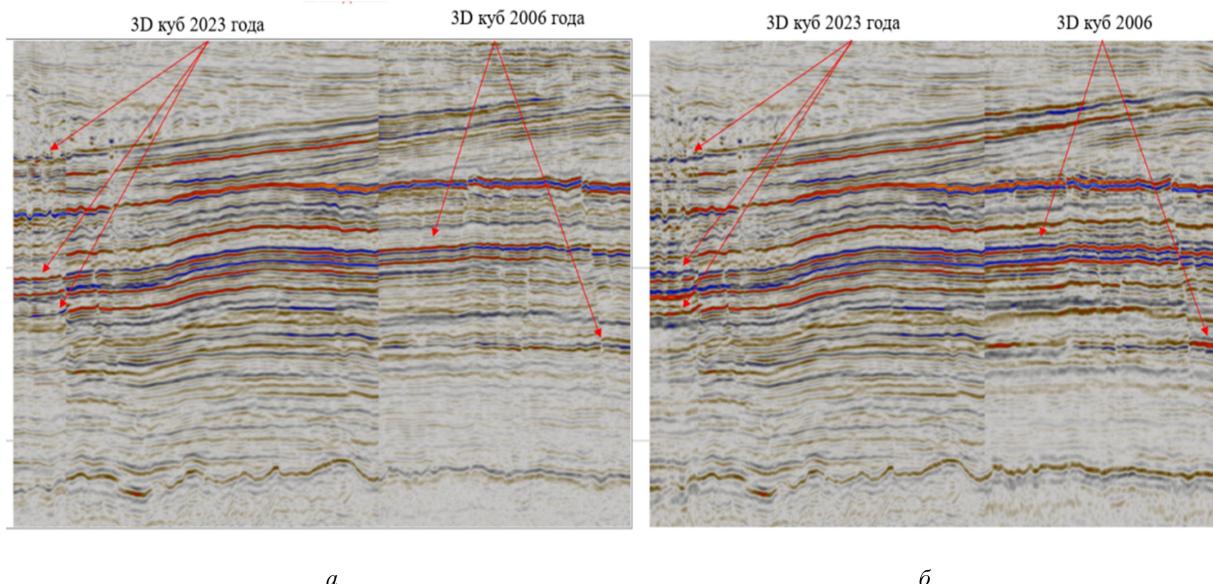


Рис. 3. Применение нейронной сети на реальных данных шельфа Каспийского моря:  
а – исходный куб; б – после применения алгоритма нейронной сети

Fig. 3. Application of neural network on real data of the Caspian Sea shelf:  
а – the initial cube; б – after applying the neural network algorithm

Однако если сеть обучать слишком долго или с использованием слишком большого числа параметров (весов), то произойдет переобучение. Это связано с тем, что с определенного момента сеть начинает «подстраиваться» не под общие зависимости в данных, а под особенности отдельных примеров, которые могут содержать аномальные значения, ошибки и т. д.

Как следствие, сеть начнет проверять новые, предъявляемые ей наблюдения не на соответствие зависимости, а на соответствие отдельным примерам из обучающего множества. В итоге модель сможет распознать новое наблюдение только в том случае, если оно совпадет с одним из обучающих примеров.

### Результаты дообработки

В процессе выполнения дообработки с применением сверточных нейронных сетей наблюдается

сохранение фазы сигнала, что очень важно для структурной интерпретации. Динамическая адаптация нейронной сети к уровню шума может изменяться как по площади, так и по разрезу.

Основными преимуществами и результатами являются:

- 1) повышение когерентности изображения;
- 2) выделение границ тонких продуктивных интервалов;
- 3) фокусировка плоскости разрывных нарушений;
- 4) точная и детальная картина разломов;
- 5) уточнение положения и свойств сейсмических отражающих горизонтов.

Появление дополнительных отражений после выполнения процедур подтверждается привязкой к скважинам, что предположительно позволит выполнить детальную корреляцию отражающего горизонта по разрезу и уточнить строение целевых интервалов и разломов (рис. 4).

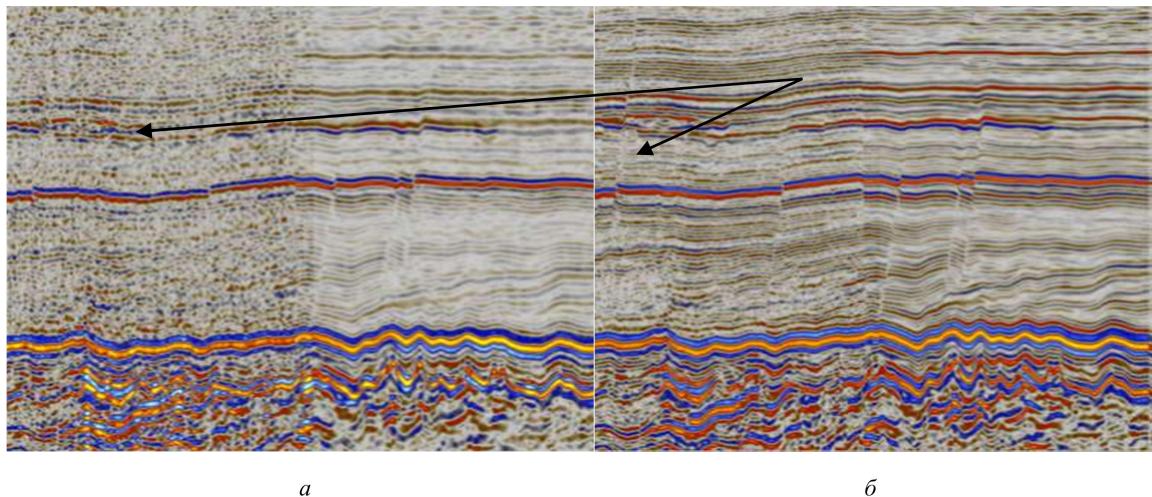


Рис. 4. Срез низкого разрешения (*а*)  
и восстановленный срез после применения операции нейронной сети (*б*)

Fig. 4. Low-resolution slice (*a*)  
and reconstructed slice after applying neural network operation (*b*)

## Выводы

Дообработка сейсмических данных может являться незаменимой основой для доинтерпретации и переинтерпретации сейсмических данных, позволит непосредственно откартировать сейсмические отражающие горизонты и разломы в трехмерном пространстве, уточнить глубинно-скоростную модель, получить уточненные глубинные карты геологических объектов. Для изучения реальных особенностей геологического строения требуется подготовка разных эталонов (речные палеоврезы, рифовые объекты и т. д.), которые также будут содержать искусственные элементы. Задаваемые «эталоны» должны точно отображать особенности строения искомого геологического объекта, но в большем, по сравнению с реальными сейсмическими данными, разрешении.

Для выполнения обучения куба с применением нейронных сетей сначала достигается полная совместимость кубов по фазам. Обучение проводится в узком, скользящем окне с разными параметрами

сетки. Варьируется степень обучения, размер окна, параметры сетки. Результат выбирается путем сопоставления обработанного куба с исходным по степени максимальной взаимной корреляции. Целью исследования было повышение информативности имеющегося сейсмического куба, уточнение разломной тектоники, повышение качества атрибутивного анализа. Работа выполнялась для поиска новых перспективных объектов – спутников на уже изученной площади рядом с действующими месторождениями.

Совместно с инженерами из компании «ИТ-Просистем» внедряются алгоритмы нейронной сети в программное обеспечение «ПетроИнфоКомплекс». На текущий момент в программном комплексе реализована база сейсмических и скважинных данных, позволяющая в любой момент провести анализ данных, реализовывается алгоритм использования этих данных в сверточной нейронной сети.

## Список источников

1. Вейдман С. Глубокое обучение: легкая разработка проектов на Python. СПб.: Питер, 2021. 272 с.
2. Вакуленко С. А., Жихарева А. А. Практический курс по нейронным сетям: учеб. пособие. СПб.: Ун-т ИТМО, 2017. 2018. 71 с.
3. Сикорский О. С. Обзор сверточных нейронных сетей для задачи классификации изображений // Компьютер. и информ. науки. 2017. С. 4–11.

## References

1. Vejdman S. *Glubokoe obuchenie: legkaja razrabotka proektor na Python* [Deep Learning: Easy Python Project Development]. Saint Petersburg, Piter Publ., 2021. 272 p.
2. Vakulenko S. A., Zhihareva A. A. *Prakticheskij kurs po nejronnym setjam: uchebnoe posobie* [A practical course on neural networks: a textbook]. Saint Petersburg, Un-t ITMO, 2017. 2018. 71 p.
3. Sikorskij O. S. *Obzor svertochnyh nejronnyh se-tej dlja zadachi klassifikacii izobrazhenij* [A review of convolutional neural networks for the problem of image classification // Computer and Information Sciences]. Komp'juternye i informacionnye nauki, 2017, pp. 4-11.

Статья поступила в редакцию 12.09.2024; одобрена после рецензирования 18.10.2024; принятая к публикации 01.11.2024  
The article was submitted 12.09.2024; approved after reviewing 18.10.2024; accepted for publication 01.11.2024

**Информация об авторах / Information about the authors**

**Ринат Фаритович Садретдинов** – ведущий геофизик геологического отдела; ООО «ЛУКОЙЛ-Нижневолжскнефть»; Rinat.Sadretdinov@lukoil.com

**Андрей Германович Алексеев** – кандидат геолого-минералогических наук, доцент; ведущий геофизик геологического отдела; ООО «ЛУКОЙЛ-Нижневолжскнефть»; Andrej.Alexeev@lukoil.com

**Rinat F. Sadretdinov** – Leading Geophysicist of the Geological Department; LUKOIL-Nizhnevolzhskneft, LLC; Rinat.Sadretdinov@lukoil.com

**Andrej G. Alekseev** – Candidate of Geologo-Mineralogical Sciences, Assistant Professor; Leading Geophysicist of the Geological Department; LUKOIL-Nizhnevolzhskneft, LLC; Andrej.Alexeev@lukoil.com

