



УДК 550.8.05

ПРОБЛЕМЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СЕЙСМОРАЗВЕДКЕ

Е. Ю. Гиренко¹, И. Н. Модин¹¹Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, г. Москва, Россия

Статья посвящена анализу проблем, с которыми сталкиваются специалисты в области сейсморазведки при применении методов машинного обучения (МО) (нейронных сетей). В ней освещаются основные трудности, которые возникают при использовании современных алгоритмов МО для обработки сейсмических данных, и рассматриваются пути их решения. Большое внимание уделено вопросам недостатка данных для обучения НС и повышению качества прогнозирования геологических структур на основе полученных моделей. Обзорная статья включает в себя как теоретические аспекты, так и практические примеры применения методов машинного обучения в сейсморазведке.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: СЕЙСМОРАЗВЕДКА, ИНТЕРПРЕТАЦИЯ СЕЙСМИЧЕСКИХ ДАННЫХ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

<https://elibrary.ru/ntooyi>

1. ВВЕДЕНИЕ

Применение нейронных сетей в сейсморазведке – это относительно новое и перспективное направление. Нейронные сети (НС) используются для анализа данных, с целью поиска и интерпретации различных геологических структур.

Использование нейронных сетей позволяет более эффективно обрабатывать сейсмические данные, что дает возможность специалистам затрачивать меньшее количество временных и физических ресурсов и при этом получать более качественные результаты, что также позволяет делать более точные прогнозы в области геологии и геофизики. Например, нейронные сети помогают выявлять особенности геологического строения земной коры, определять места скопления полезных ископаемых, прогнозировать землетрясения и многое другое.

Сложность применения нейронных сетей заключается в том, что каждый набор данных уникален: из-за литологических особенностей пород исследуемого региона, разного качества данных, применения различной аппаратуры и методик, а также из-за разнообразных методик обработки. По этой причине каждую задачу приходится решать с применением разных подходов.

Для корректной работы нейронной сети необходимо большое количество размеченных данных для обучения. Размеченные данные – это данные, которые относятся к определенному классу или категории. В случае нейронных сетей размеченные данные играют важную роль в обучении модели, так как помогают определить паттерны и взаимосвязи между входными данными и соответствующими им выходами. Соответственно, использование размеченных данных из разных регионов приведет к

Электронная почта авторов для переписки:

Гиренко Елена Юрьевна, e-mail: e.girenko98@gmail.com
Модин Игорь Николаевич, e-mail: imodin@yandex.ru



<https://elibrary.ru/ntooyi>

Адрес редакции журнала
«Гелиогеофизические исследования»:

ФГБУ «ИПГ»
129128; Россия, Москва
ул. Ростокинская, 9.
e-mail: vestnik@ipg.geospace.ru

ошибке из-за различий в геологическом строении Земли. Поэтому специалисты, работающие с искусственным интеллектом, стараются для каждого региона со сходным геологическим строением подобрать оптимальные алгоритмы для сокращения количества ручной работы.

2. РЕАЛИЗАЦИИ АЛГОРИТМА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СЕЙСМОРАЗВЕДКЕ

Применение нейронных сетей в сейсморазведке имеет свои преимущества. В первую очередь используется возможность обработки больших объемов данных и выявление сложных закономерностей. Однако в данный момент уже обозначены некоторые потенциальные проблемы, которые обычно возникают при использовании нейронных сетей в данной области:

1. недостаток данных для обучения нейронных сетей, для эффективной работы которой требуется большая база данных для каждого отдельного региона, при этом на данный момент не все территории покрыты сейсмическими исследованиями требуемой детальности
2. ручная обработка данных для обучения нейронных сетей;
3. необходимость высокой мощности вычислительных ресурсов, которая требуется при обучении нейронных сетей;
4. обучение на данных, имеющих разную размерность, которые в идеальном варианте должны быть переведены на единую регулярную сеть, в противном случае это приведет к неравномерному обучению нейронной сети и снижению эффективности ее работы;
5. для пользователя нейронные сети обычно являются «черными ящиками», а их решения могут быть сложными для объяснения, что усложняет геологическую интерпретацию результатов;
6. нейронные сети чувствительны к сильным шумам в данных, поэтому низкое качество данных может привести к неправильным или искаженным результатам на выходе;
7. большое количество прикладных задач требует индивидуального подхода к решению каждой задачи.

Рассмотрим каждую из этих проблем по отдельности. Одна из главных проблем в сфере обработки и интерпретации данных сейсморазведки является постоянное увеличение количества сейсмических данных. При этом многие виды обработки и интерпретации этих данных производятся вручную. Неоднозначности в интерпретации возникают часто из-за большого количества факторов, основными из которых являются ограничения во времени и человеческий фактор, когда во время обработки данных интерпретаторы могут пропускать некоторые малые особенности волновой картины, которые связаны с важными элементами геологического разреза.

Использование нейронных сетей может значительно ускорить процесс обработки и интерпретации сейсмических данных, при этом уменьшая количество ошибок. Для корректной работы НС необходимо достаточное количество уже готовых, размеченных срезов (участков куба), а в результате будет получена полная разметка всех срезов (или всего куба), которая потребует лишь незначительной доработки человеком по корректировке отдельных участков горизонтов или переразметке небольших зон, которые сеть не смогла распознать корректно [Блог компании...]. Специалисты из компании OpenDataSciencePython провели эксперимент по анализу применимости НС для автоматизации выделения геологических слоев на 2D-изображениях на примере полностью размеченных данных из акватории Северного моря.

На рисунке 1, в качестве примера показана разметка сетью, обученной на 10-ти инлайнах (тестовый участок профиля) сейсмического куба из голландского сектора акватории Северного моря; столбец «GT mask» (Ground Truth mask) – целевая интерпретация, столбец «Prediction» – предсказание нейронной сети (рис. 1).

На примере прогнозов сети для инлайнов видно, что в сложных случаях распознавание объектов сетью затруднено. Т. е. использование высокой метрики для десяти срезов не позволяет получить качественный результат и требует доработки.

Размеры выборок, рассмотренные выше колеблются около 1% от всего объема данных. Эти результаты показывают, что существует возможность хорошо разметить оставшуюся часть срезов.

Далее был проведен эксперимент по увеличению количества первоначально размеченных срезов (рис. 2).

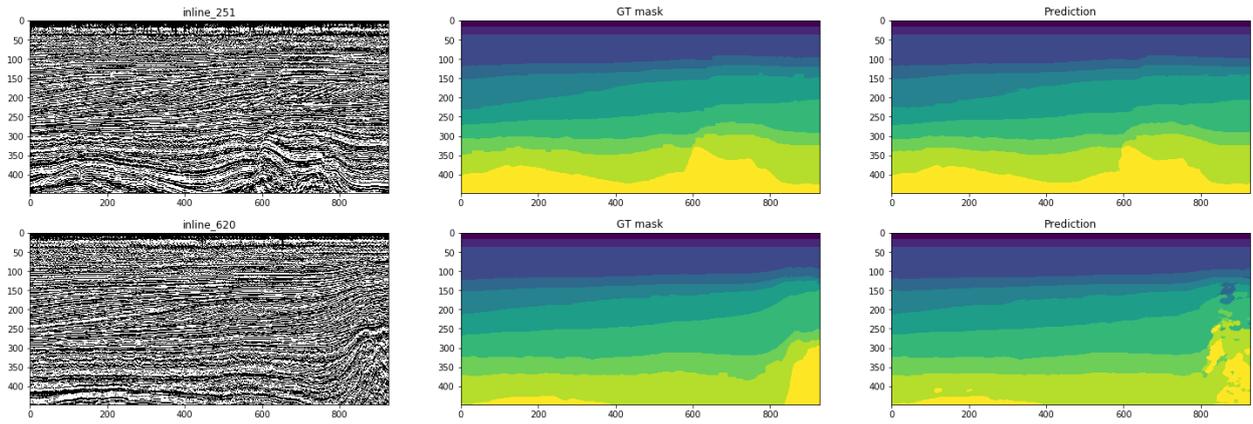


Рис. 1. Примеры прогнозов сети для инлайнов [Блог компании...]

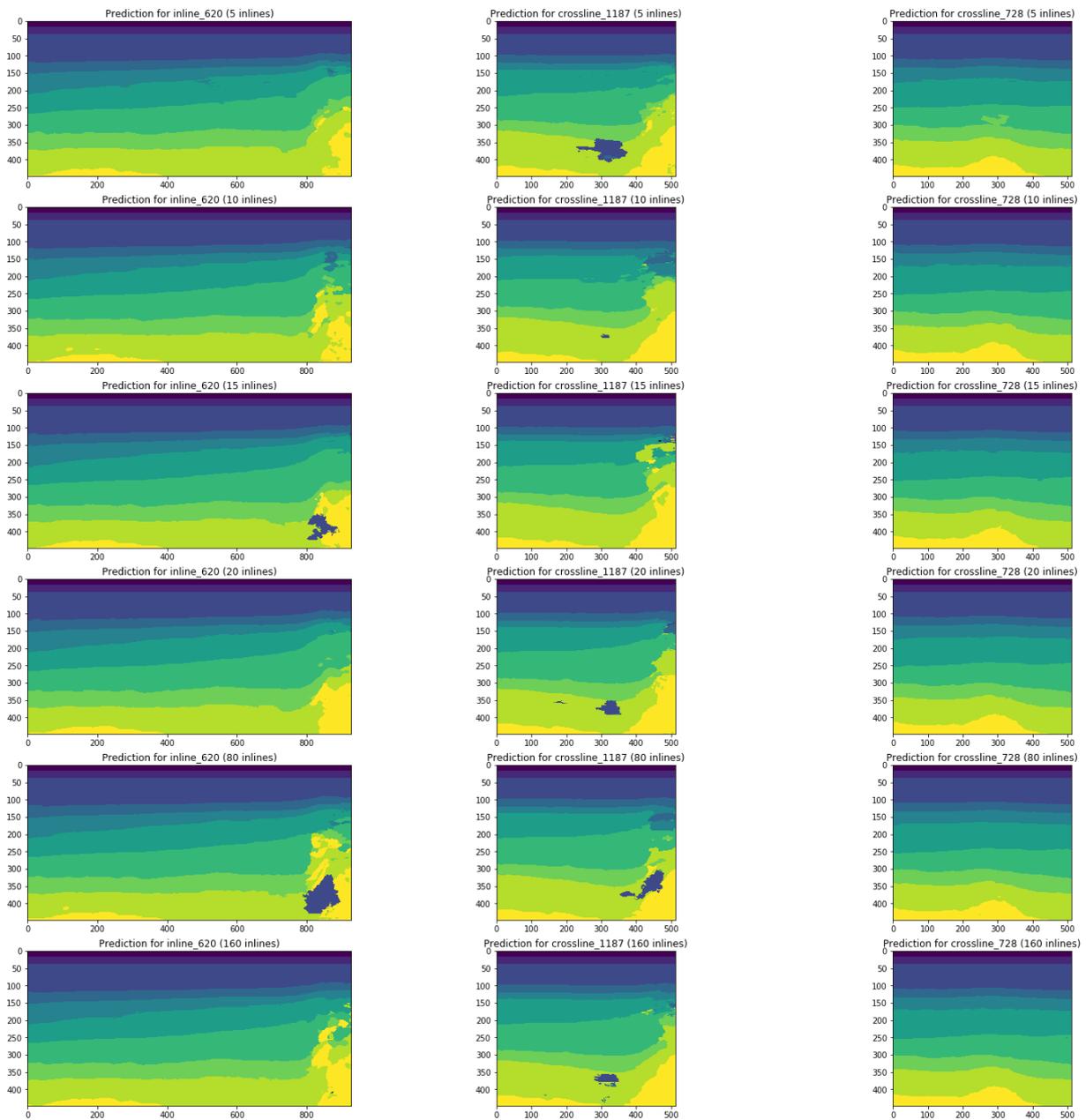


Рис. 2. Примеры прогнозов сетей, обученных на разном объеме обучающей выборки [Блог компании...]

Увеличение объема тестовой выборки в 5 и даже 10 раз не приводит к значительному улучшению результата. Срезы, которые хорошо распознавались уже на 10-ти тренировочных изображениях, не ухудшаются.

Таким образом, специалистами из компании OpenDataSciencePython было проведено исследование, целью которого являлось определение минимально достаточного объема данных для обучения нейронной сети. В ходе исследования ученые пришли к выводу, что для получения простого предварительного прогноза сети достаточно обработать 1 – 5% объема данных.

Еще одной актуальной проблемой сейсморазведки является ручное выделение горизонтов в кубах данных. Однако существует и еще более узконаправленные задачи. Рассмотрим решение этого вопроса на примере работы Алексеевой П.А.: «Выделение палеорусел в отложениях тюменской свиты с использованием нейронной сети по данным сейсморазведки 3D» [Алексеева, 2022].

В диссертации рассмотрены возможные подходы к выделению палеорусел древних речных долин и прогнозу их свойств на основе 3D сейсмических данных. Сложность в прогнозе свойств заключается в малой мощности отложений. В данном случае на коэффициент отражения оказывает влияние как соотношение упругих свойств выше и ниже лежащих отложений, так и мощность самого пласта. [Алексеева и др., 2022]

Сейсморазведка – это один из основных методов геофизических исследований земной коры, который используется для определения коллекторов, содержащих углеводороды. Коллекторы приурочены к русловым отложениям и составляют весомую часть разрабатываемых и перспективных интервалов геологической толщи.

До настоящей работы основной проблемой было отсутствие программного обеспечения, которое помогало бы в автоматическом режиме выделять палеоруслу. Кроме того, автор отмечает, что на данном этапе оценка свойств может проводиться только на качественном уровне.

Автор предлагает метод автоматического выделения русел с использованием нейронной сети и атрибуты для перехода к количественной оценке свойств на основе спектрального анализа. В своей работе Алексеева П.А. применяет сверточные НС, которые в настоящее время являются одним из основных механизмов для сегментации изображений. Алгоритм имеет возможность разделять объекты по различным параметрам, в том числе использовались атрибуты амплитуд отдельных частот. Обучение НС производилось с использованием спутниковых снимков и сейсмических атрибутов. Использование спутниковых снимков основывалось только на геометрических особенностях объектов. Для улучшения методики прогноза использовалась совокупность атрибутов, на которых лучше выделяются различные особенности русел в сейсмическом волновом поле.

Предполагается, что любой слайс атрибута волнового поля – это изображение, характеризующее изменение амплитуды волнового поля, поэтому к нему можно применить технологии сегментации изображений.

Современные сверточные НС обычно представляет собой чередование сверточных слоев, субдискретизирующих слоев и полносвязных слоев на выходе. Первые два вида слоев могут чередоваться в произвольном порядке [Brank et al., 2002].

База данных для обучения НС состояла из объектов одного вида – русел. Автору потребовалось более 5000 изображений для сегментации одного класса.

Чаще всего русла на сейсмических данных выделяются вручную. Результаты выделения могут носить субъективный и неоднозначный характер (рис. 3), поэтому такие данные нельзя использовать для обучения НС.

Для обучения НС необходимо получить маску объекта с выделенным руслом. Для решения данной проблемы автор использовал подход, применяемый для анализа топологических особенностей объектов, а именно, анализ персистентных диаграмм.

Персистентная диаграмма – это инструмент, который используется для анализа топологических особенностей множества данных. Она помогает выявить и оценить «пустоты» в данных, что может быть полезно для анализа структуры и связей между исследуемыми данными.

На первом этапе по Google-снимкам по амплитуде были выделены все водные объекты (объекты, имеющие голубой цвет на карте). На втором этапе для каждого из этих объектов была построена персистентная диаграмма (рис. 4). Для двумерного пространства существует два числа Бетти: H_0 (описывает количество связных компонент) и H_1 (определяет количество пустот внутри связей, образуемых при создании новых пар). У сложных топологических объектов на персистентных диаграммах появляется множество новых точек, что характеризует появление новых связей. По количеству данных было проведено разделение русел и других объектов.

По результатам выполненной работы получены массивы картинок и масок к ним с выделенными руслами (рис. 5). Эти данные и были использованы для обучения нейронной сети.

После обучения нейронной сети была проведена проверка на сейсмических данных на небольших фрагментах куба. По результатам нейронная сеть обучилась достаточно хорошо, были выделены объекты, которые действительно являются русловыми [Алексеева, 2022]. Кроме того, они обладали различной амплитудой и формой, но выделялись нейронной сетью как единые русловые структуры (рис. 6). Отметим, что сегментация по амплитуде не может достигнуть такого результата.

Сейсмические горизонты – это геологически значимые поверхности, которые могут быть использованы для построения моделей геологической структуры и стратиграфии. Однако отслеживание горизонта по данным трехмерной сейсморазведки является трудоемкой и сложной задачей. Избавление человека от многомесячной ручной интерпретации сейсмических данных



Рис. 3. Сопоставление русел на сейсмическом слайсе с руслом на фрагменте Google-карты [Алексеева, 2022]

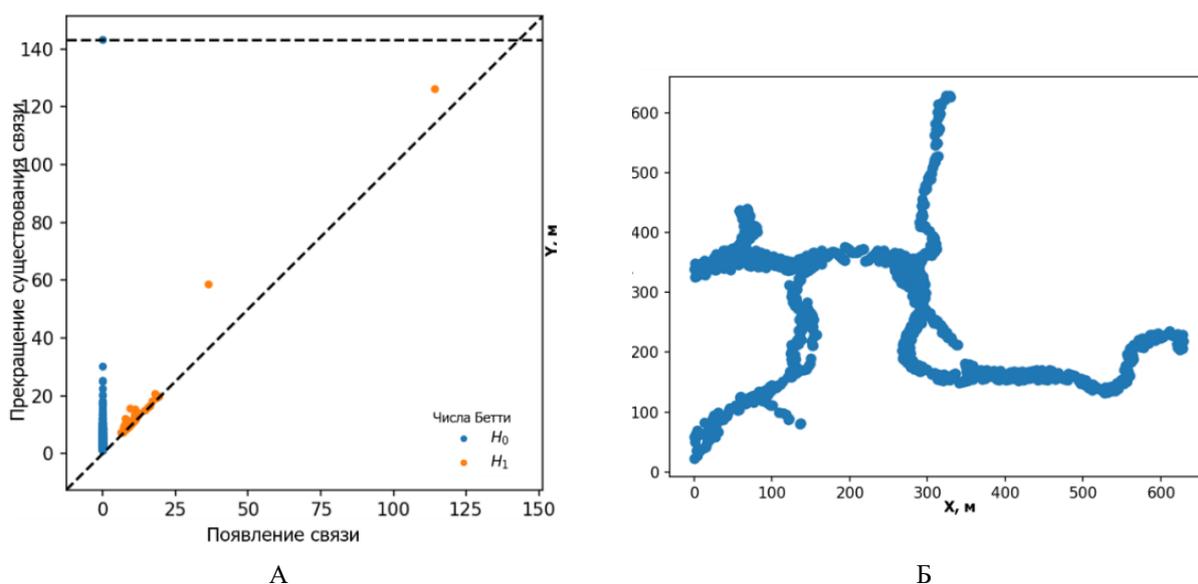


Рис. 4. А – персистентная диаграмма для объектов со сложной топологией, Б – построение руслового объекта с помощью поля точек [Алексеева, 2022]

является одной из актуальных тем исследований. Авторы статьи «Глубокая сверточная энкодер-декодерная нейронная сеть, применяемая для выделения сейсмических горизонтов» Хао Ву и Бо Чжан предложили новый метод автоматического отслеживания сейсмического горизонта с использованием глубокой сверточной нейронной сети: сквозной семантической сегментации для автоматического отслеживания сейсмических горизонтов.

Сквозная семантическая сегментация – это задача компьютерного зрения, которая заключается в разделении изображения на сегменты и присвоении каждому сегменту семантической категории. В отличие от стандартного метода семантической сегментации, который работает только в определенном направлении (обычно сверху вниз), сквозная семантическая сегментация осуществляет этот процесс в нескольких направлениях одновременно, т.е. позволяет производить работу на 3D данных.



Рис. 5. А – пример картинки из Google-карты и Б – соответствующая ей маска русла [Алексеева, 2022]

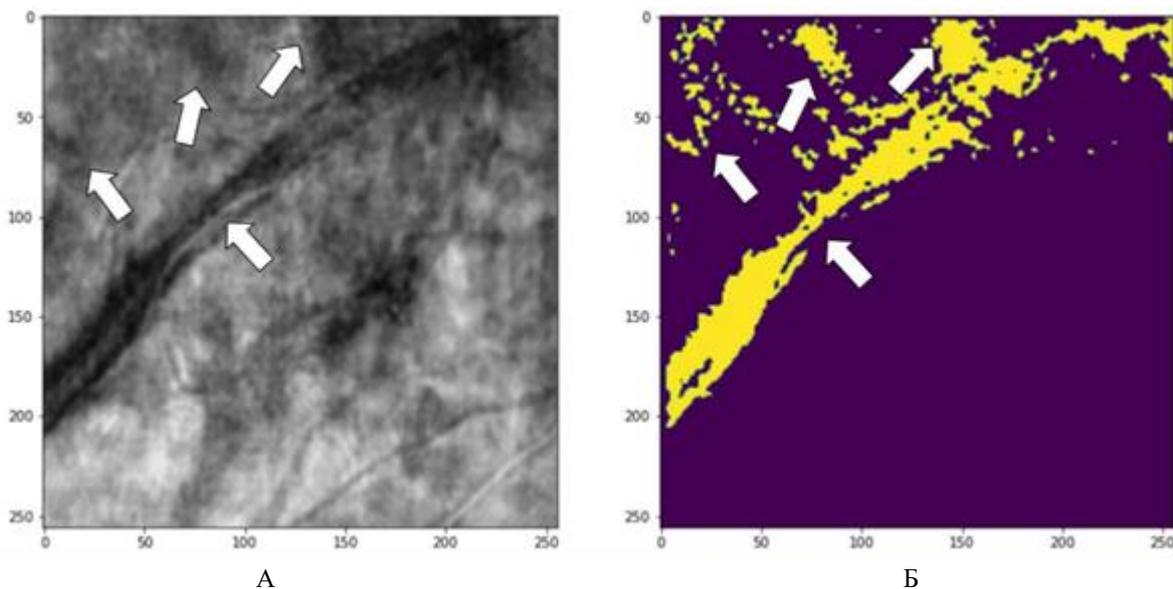


Рис. 6. А – пример исходного изображения, полученного по сейсмическим данным, Б – выделенное русло по нейронным сетям [Алексеева, 2022]

Результат эксперимента показывает, что предложенная нейронная сеть может автоматически отслеживать несколько горизонтов одновременно. Авторы подтверждают эффективность и

надежность предлагаемого метода, сравнивая автоматически отслеживаемые горизонты с выбранными вручную горизонтами [Hao and Bo, 2018].

Сейсмическая интерпретация, по определению, субъективна и часто требует значительного времени и опыта от специалиста. Считается, что методы, основанные на нейронных сетях, могут помочь решить эти проблемы и для задач проведения тщательного сейсмофациального анализа. Для этой цели авторы статьи «Анализ сейсмических фаций с помощью машинного обучения» Т. Врона, И. Пан, Р. Гоуторп, Фоссен используют самые современные данные широкополосной 3D сейсморазведки в северной части Северного моря. Основные этапы работы включают пять стадий:

1. построение сейсмические атрибуты, выделение особенности в данных;
2. ручная классификация сейсмических фаций на 10 000 примерах;
3. обучение ряда моделей прогнозированию сейсмических фаций [Thilo et al., 2018];
4. анализ производительности этих моделей на примерах;
5. выбор «наилучшей» модели и применение ее к сейсмическому разрезу.

Таким образом, методы машинного обучения могут повысить эффективность анализа сейсмических фаций.

В нефтегазовой отрасли проблемы конфиденциальности затрудняют получение и обмен наборами данных [Silva et al., 2019]. Однако геофизическое сообщество старается постепенно наращивать базы данных. Так, в своей работе Р. Сильва, Л. Барони предоставили набор данных интерпретации Нидерландов, что является вкладом в развитие машинного обучения при интерпретации сейсмических данных. Сбор набора данных Netherlands F3 был осуществлен в Северном море, на шельфе Нидерландов. Данные находятся в открытом доступе и содержат данные рос-стека, 8 горизонтов и каротажные журналы 4 скважин. Для целей задач машинного обучения исходный набор данных был переосмыслен: были сгенерированы 9 горизонтов, разделяющих различные интервалы сейсмических фаций (рис. 7).

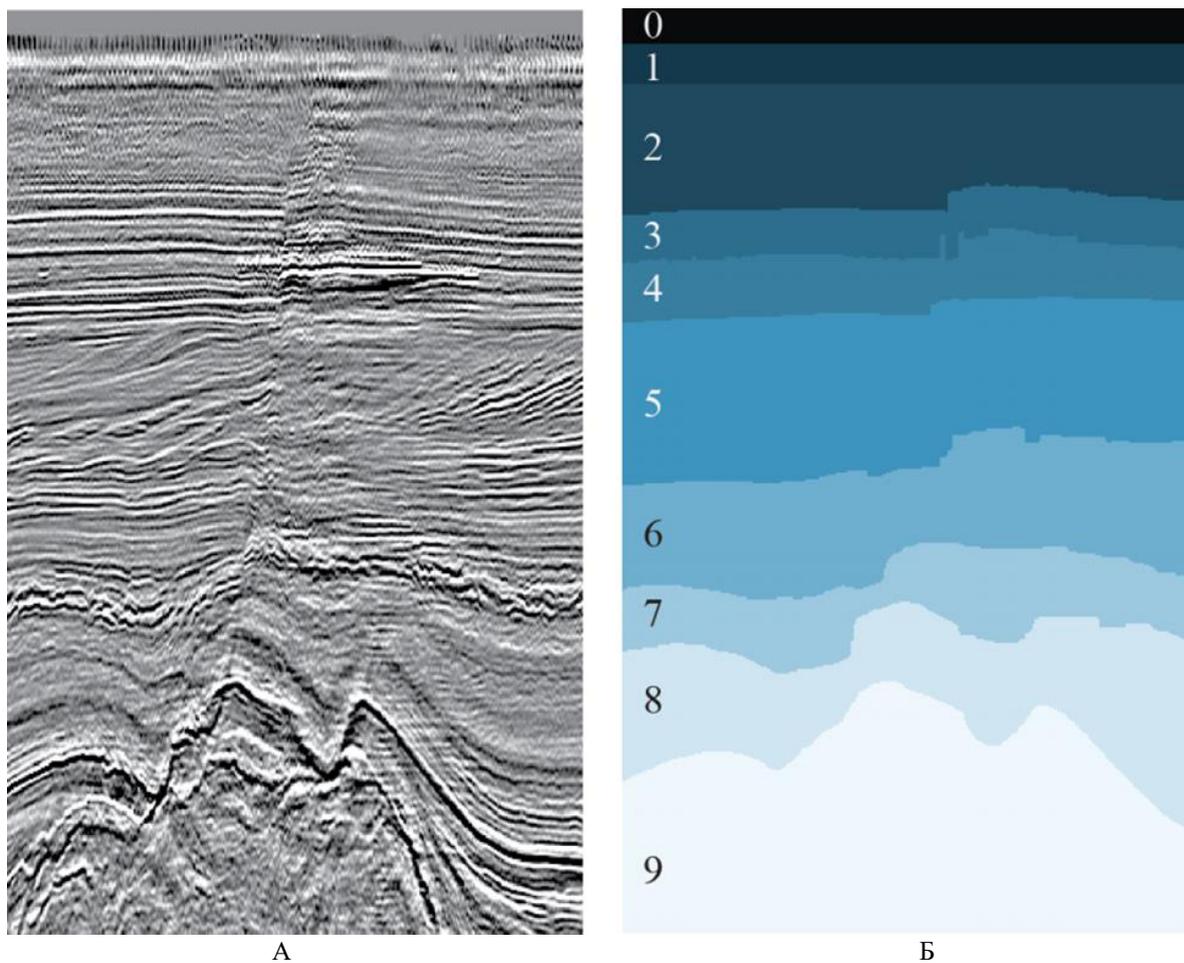


Рис. 7. А – сейсмический разрез, Б – выделение интервалов сейсмических фаций [Silva et al., 2019]

Интерпретированные горизонты были использованы для создания 190 000 изображений с метками для встроенных и поперечных линий. Авторы предоставили два приложения для глубокого обучения, в которых был использован предложенный набор данных и получены убедительные результаты.

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение нейронных сетей в области сейсморазведки открывает новые перспективы для улучшения точности и эффективности анализа сейсмических данных.

Нейронные сети позволяют обрабатывать большие объемы данных быстро и эффективно. Алгоритмы могут использоваться для сжатия и анализа сейсмических данных, разработки алгоритмов автоматической обработки и интерпретации данных, а также для повышения точности определения геологических структур и скоплений полезных ископаемых.

Таким образом, применение нейронных сетей в области сейсморазведки имеет свои перспективы, однако важно учитывать потенциальные проблемы, такие как отсутствие достаточного количества данных, плохое качество данных и т.д. и находить способы их решения для эффективного использования этих технологий.

ЛИТЕРАТУРА

- *Алексеева П.А.*, «Выделение и прогноз свойств палеорусел по сейсмическим данным с использованием нейронной сети и методов спектрального анализа», 2022.
- *Алексеева П.А., Калугин А.А., Кирьянова Т.Н.* «Выделение палеорусел в отложениях тюменской свиты с использованием нейронной сети по данным сейсморазведки 3D». Журнал Геофизика, издательство М.: Ред.-изд. центр ЕАГО; (Тверь: Полипресс), № 3, 2022, с. 9-15.
- Блог компании Open Data Science Python: Геоинформационные сервисы / Машинное обучение / «Эксперименты с нейронными сетями на данных сейсморазведки» [Электронный ресурс].
- *Brank J. et al.* Feature selection using support vector machines // WIT Transactions on Information and Communication Technologies. – 2002. – Т. 28.
- *Hao W., Bo Z.* A deep convolutional encoder-decoder neural network in assisting seismic horizon trackin, 2018.
- *Thilo W., Indranil P., Robert L. and Haakon F.*, Seismic facies analysis using machine learning, geophysics, vol. 83, no. 5 (september-october 2018); p. O83–o95, 10.1190/geo2017-0595.1.
- *Silva R.M., Baroni L., Ferreira R. S., Civitarese D., Szwarcman D., Brazil E. V.* Netherlands Dataset: A New Public Dataset for Machine Learning in Seismic Interpretation, 2019.

PROBLEMS OF APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN SEISMIC EXPLORATION

Girenko E.Y., Modin I.N.

The article is devoted to the analysis of problems faced by seismic survey specialists when applying machine learning (ML) (neural network (NN) methods). It highlights the main difficulties that arise when using modern ML algorithms to process seismic data, and considers ways to solve them. Much attention is paid to the issues of lack of data for training a neural network and improving the quality of prediction of geologic structures based on the obtained models. The review article includes both theoretical aspects and practical examples of application of machine learning methods in seismic exploration.

KEYWORDS: SEISMIC REVIEW, SEISMIC DATA INTERPRETATION, NEURAL NETWORKS, MACHINE LEARNING