Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Сибирский федеральный университет

СЕЙСМОРАЗВЕДКА В СИБИРИ И ЗА ЕЁ ПРЕДЕЛАМИ

Материалы научно-практической конференции

Красноярск, 22–25 октября 2024 г.

Электронное издание

Красноярск
СФУ
2025

УДК 550.834(571.1/.5)
ББК 26(253)
С288

Ответственный редактор Никитина Елена Викторовна

С288 **Сейсморазведка в Сибири и за её пределами** : материалы науч.-практ. конф. Красноярск, 22–25 октября 2024 г. [Электронный ресурс] / отв. ред. Е. В. Никитина. – Электрон. дан. (4,39 Mb). – Красноярск : Сиб. федер. ун-т, 2025. – 127 с. – Систем. требования : PC не ниже класса Pentium I ; 128 Mb RAM ; Windows 98/XP/7/8/10 ; Adobe Reader V8.0 и выше. – Загл. с экрана.
ISBN 978-5-7638-5082-6

Представлены результаты научной работы по применению современных методик обработки и интерпретации данных сейсморазведки, разработке новых алгоритмов, а также использованию Data Science в сейсморазведке.

Предназначены для профильных специалистов, сотрудников научно-исследовательских и проектных организаций, представителей нефтегазовых компаний и учреждений РАН.

Электронный вариант издания
см.: http://catalog.sfu-kras.ru

УДК 550.834(571.1/.5)
ББК 26(253)

ISBN 978-5-7638-5082-6

© ПАО «НК “Роснефть”», 2025

Электронное научное издание

Корректор *Л. В. Боос*
Компьютерная вёрстка *Е. А. Сафиной*

Подписано в свет 18.02.2025. Заказ № 23598
Тиражируется на машиночитаемых носителях

Библиотечно-издательский комплекс
Сибирского федерального университета
660041, г. Красноярск, пр. Свободный, 82а
Тел.: (391) 206-26-16; http://bik.sfu-kras.ru
E-mail: publishing_house@sfu-kras.ru

Автоматизация обработки поверхностных волн с помощью нейронных сетей: новый подход к построению скоростной модели грунтов

А. В. Яблоков[1], М. В. Моисеев[2], А. М. Камашев[3]
[1,2,3]Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН,
[1,2,3]Новосибирский государственный университет,
[1]Институт горного дела им. Н. А. Чинакала СО РАН
[1]yablokovav@ipgg.sbras.ru

Аннотация. В работе представлен новый подход к обработке поверхностных волн (метод *SWI*) на данных сейсморазведки 2*D* и 3*D*, основанный на использовании методов глубокого машинного обучения. Разработаны нейросетевые алгоритмы для автоматического извлечения и инверсии дисперсионных кривых поверхностных волн, которые позволяют автоматизировать и ускорить построение скоростной модели верхней части геологического разреза. Метод *SWI* в сочетании с разработанными алгоритмами становится более эффективным и применимым для обработки больших объёмов сейсмических данных.

Введение. Метод анализа и инверсии поверхностных волн (*SWI*) является эффективным инструментом для построения скоростной модели верхней части геологического разреза (далее – ВЧР) [1]. Он отличается помехоустойчивостью, позволяет определять глубину залегания подошвы высокоскоростного слоя [2] и не требует специализированной системы наблюдения [3]. Однако, ручное извлечение дисперсионных характеристик поверхностных волн, необходимость настройки обратных операторов делает *SWI* трудоёмким и непрактичным при обработке больших объёмов данных. Разработка алгоритмов извлечения дисперсионных кривых и их инверсии на основе методов глубокого машинного обучения позволяет автоматизировать *SWI* с существенным ускорением всех его этапов, решая проблему субъективности ручной обработки и высоких требований к вычислительным ресурсам.

Цель работы – разработать и протестировать алгоритмы автоматического извлечения и инверсии дисперсионных кривых поверхностных волн с помощью нейронных сетей глубокого обучения для ускорения и автоматизации построения скоростных моделей ВЧР в рамках метода *SWI*.

Разработаны две архитектуры нейронных сетей: свёрточная модель типа автоэнкодер для извлечения дисперсионных кривых и полносвязная нейронная сеть для их инверсии. Результаты показали высокую точность автоматического извлечения и инверсии дисперсионных кривых поверхностных волн на тестовом наборе данных. Средняя абсолютная процентная ошибка составила 1 % для извлечённых кривых и 5 % для восстановленных скоростных моделей. Разработанные алгоритмы были успешно при-

© Яблоков А. В., Моисеев М. В., Камашев А. М., 2025

менены для построения модели ВЧР по реальным сейсморазведочным данным нефтегазового месторождения в Западной Сибири.

Разработанный комплекс алгоритмов на основе обученных нейронных сетей представляет собой новую эффективную реализацию метода *SWI*. Он позволяет автоматизировать и значительно ускорить построение ВЧР путём обработки данных поверхностных волн. Данное исследование открывает новые перспективы для улучшения точности и эффективности сейсморазведки и позволяет сделать метод *SWI* более практичным для обработки больших объёмов данных.

Описание модифицированного метода *SWI*. Обработка данных сейсморазведки 2*D* и 3*D* по разработанному методу *SWI* выполняется последовательно по следующим основным этапам:

1) препроцессинг исходных данных;
2) спектральное преобразование подготовленных данных;
3) извлечение дисперсионных кривых;
4) инверсия дисперсионных кривых;
5) построение скоростных моделей 2*D* и 3*D*.

Далее кратко охарактеризуем каждый этап с описанием его основных особенностей.

Препроцессинг исходных данных играет ключевую роль в обеспечении точности обработки на последующих этапах, а также определяет глубинность и латеральное разрешение определяемых скоростных моделей. Для 2*D*-данных определяется направление профиля, выполняется сортировка в сейсмограммы ОТВ, их обрезка по заданным минимальному и максимальному выносу ПВ-ПП (база наблюдения), рассчитывается шаг между приёмниками и общая средняя точка (ОСТ) расстановки в каждой сейсмограмме. Данные 3*D*-сейсморазведки могут обрабатываться в двух сортировках – ОТВ и ОГТ. 3*D*-сейсмограммы ОТВ сортируются по абсолютному выносу ПВ-ПП внутри заданного диапазона азимутов, а ОСТ определяется как геометрический центр выбранного сектора. В случае сортировки по ОГТ точка привязки результата равна координате точки ОГТ. Сейсмограммы ОГТ и ОТВ также обрезаются согласно заданным пределам длины базы наблюдения.

На этапе ***спектрального преобразования*** каждая сейсмограмма трансформируется в область распределения амплитуд в пространстве «фазовая скорость – частота» ($V_R - f$ или дисперсионное изображение). Одно из самых распространённых спектральных преобразований – двумерное преобразование Фурье, или *f-k*-преобразование. Однако, оно не является помехоустойчивым и не позволяет адресно усилить сигнал поверхностной волны. В модифицированном методе *SWI* используется алгоритм *SFK*-преобразования, который основан на вейвлет-преобразовании Стоквелла и фильтрации сейсмограмм во временно-частотной области [4]. Использование преобразования Стоквелла позволяет получать высокоразрешающее распределение энергии волн в пространстве времени, частоты и расстояния

за счёт переменного по частоте нормализирующего множителя. С использованием последующей фильтрации сейсмограмм выбором наклона по максимальной сумме амплитуд на фиксированных частотах выделяется пакет поверхностной волны и подавляются волны-помехи. Использование такого подхода позволяет повысить устойчивость метода *SWI* за счёт дополнительного автоматического усиления сигнала поверхностной волны на фоне регулярных и случайных помех.

На этапе ***извлечения дисперсионных кривых*** применяется обученная нейронная сеть типа автоэнкодер (*AE*) для преобразования дисперсионных изображений в бинарные маски. Эти маски выделяют области, соответствующие различным модам поверхностных волн: фундаментальной и высшим. Для обучения *AE* подготавливается набор синтетических дисперсионных изображений, полученных из истинных дисперсионных кривых и смоделированных по ним сейсмограмм. Сейсмограммы рассчитываются с использованием метода модального суммирования, который основан на вычислении собственных функций поверхностной волны и расчёте функций Грина (спектральное представление сейсмической трассы). Каждому дисперсионному изображению сопоставляется бинарная маска, в которой целевая область распределения амплитуд заполняется единицами путём наложения истинной дисперсионной кривой. Обучение *AE* сводится к задаче бинарной сегментации, где нейронная сеть учится отличать зоны распределения амплитуд поверхностных волн от шумов и помех.

Нейронная сеть *AE* состоит из 29 слоёв двумерной свёртки (*Conv2D*), 4 слоёв понижения размерности (*MaxPooling2D*), 4 слоёв повышения размерности (*UpSampling2D*) и 4 пропускных связей (*skip-connection*). На скрытых слоях используется функция активации *ReLU*, на выходном слое – гиперболический тангенс (*Tanh*). В качестве функции невязки используется среднеквадратическая ошибка (*MSE*). Обученная *AE* применяется для обработки дисперсионных изображений, полученных в результате спектрального анализа реальных сейсмограмм. *AE* генерирует бинарную маску, выделяя области, соответствующие поверхностным волнам. Из маски выделяются точки, соответствующие какой-либо моде поверхностной волны, с помощью кластеризации и удаления выбросов. Затем эти точки аппроксимируются кусочно-линейной функцией для извлечения дисперсионной кривой. Качество работы *AE* оценивается путём сравнения извлечённых дисперсионных кривых с истинными кривыми, полученными из синтетических данных. Результаты тестирования показывают высокую точность работы *AE* с низкими значениями средней абсолютной ошибки (*MAPE*).

На этапе ***инверсии дисперсионных кривых*** используется обученная полносвязная нейронная сеть (*FCNN*) для преобразования извлечённых дисперсионных кривых в одномерные (1*D*) модели скорости *S*-волн (V_S). Для обучения *FCNN* используется набор моделей горизонтально-слоистой упругой среды с заданными диапазонами параметров V_S и мощностей сло-

ёв. По этим моделям рассчитываются синтетические дисперсионные кривые фазовых скоростей $V_R(f)$ с помощью решения дисперсионного соотношения (решение уравнения Ламе в частотной области для поверхностной волны) методом матричного пропагатора. Входной слой *FCNN* формирует матрица, столбцы которой заполнены значениями V_R, f (временная частота) и λ (длина волны, вычисляется как V_R / f). Выходом *FCNN* является гладкая модель V_S, которая не зависит от количества слоёв. Обучение *FCNN* сводится к решению задачи регрессии, где нейронная сеть учится аппроксимировать обратный оператор, преобразующий дисперсионные кривые в модели V_S.

Нейронная сеть *FCNN* имеет архитектуру автоэнкодера, сжимая и разжимая пространство признаков. Размеры скрытых слоёв: 256, 128, 64, 32, 64, 128, 256. На каждом внутреннем слое применяется пакетная нормализация (*batch-normalization*), активация функцией *ReLU* и *dropout* (исключение 0,5 % весов). Функция активации на выходном слое – *Tanh*. При обучении используется функция невязки *MAE* (средняя абсолютная ошибка), которая минимизируется с помощью оптимизатора *Adam*. Обученная *FCNN* применяется к извлечённым дисперсионным кривым, полученным на предыдущем этапе с помощью *AE*. Качество работы *FCNN* оценивается путём сравнения восстановленных моделей V_S с истинными моделями, используемыми при обучении. Низкие значения *MAPE* между истинными и восстановленными моделями подтверждают высокую точность инверсии дисперсионных кривых с помощью *FCNN*.

На заключительном этапе результат инверсии относится к середине базы наблюдения, т. е. к точке ОСТ, использованной для получения соответствующей дисперсионной кривой. Эта модель описывает изменение скорости поперечных волн с глубиной в пределах данной точки. Для получения непрерывного изображения скоростной структуры необходимо выполнить ***пространственную интерполяцию*** этих отдельных 1*D*-моделей. Построение скоростных разрезов 2*D* или 3*D* осуществляется путём пространственной интерполяции восстановленных 1*D*-моделей V_S. Выбор метода интерполяции зависит от особенностей геологической среды и требований к разрешению. Результат интерполяции предоставляет информацию о распределении скорости *S*-волн в площади исследования, позволяя создать детальную картину геологического строения. Качество полученной скоростной модели зависит от плотности точек наблюдения, точности извлечения дисперсионных кривых и выбора метода интерполяции. Для повышения точности модели могут использоваться априорные геологические данные и другие дополнительные источники информации.

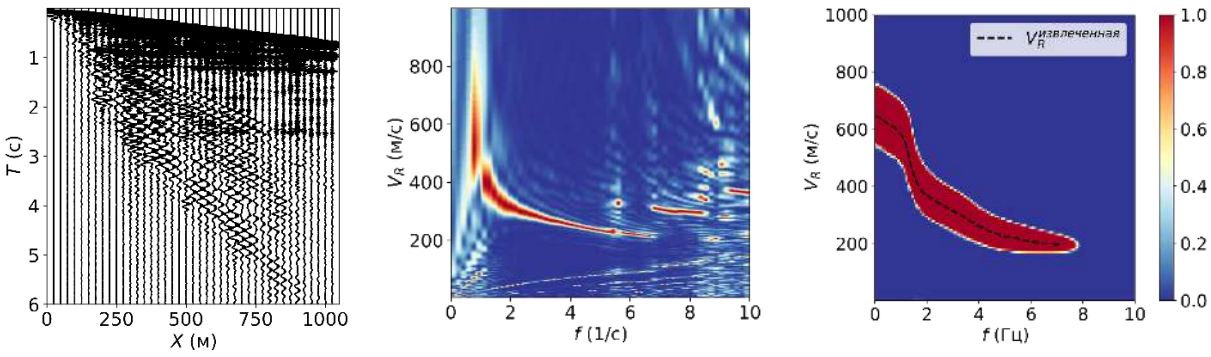
Результаты обработки реальных данных модифицированным методом *SWI*. Для апробации разработанных алгоритмов использовались реальные данные, зарегистрированные во время наземных сейсморазведочных работ 2*D* на нефтегазовом месторождении в Западной Сибири (Ханты-Мансийский автономный округ). Данные включают около

18 000 сейсмограмм ОТВ для вертикальной компоненты скорости смещения, записанных по 31 линейному профилю общей протяжённостью почти 900 км. Система наблюдения характеризуется шагом между приёмниками 25 м, шагом между источниками 50 м, длиной записи 6 с и частотой дискретизации 500 Гц. В качестве источника использовались взрывы в скважинах глубиной около 15 м.

Для обработки сейсмических данных методом *SWI* и построения скоростной модели ВЧР применялась последовательная обработка данных, включающая этапы препроцессинга, спектрального преобразования, извлечения и инверсии дисперсионных кривых, описанных в первой части статьи. Пределы базы наблюдения выбраны 0–800 м для всех сейсмограмм, что даёт оптимальный компромисс между спектральным разрешением данных и пространственным разрешением модели ВЧР.

На рис. 1 представлен пример реальной сейсмограммы и рассчитанного по ней дисперсионного изображения, а также предсказанной с помощью *AE* маски распределения амплитуд фундаментальной моды поверхностной волны в (V_R – f)-пространстве и извлечённой из спектра дисперсионной кривой. В результате автоматической обработки было извлечено 35 010 дисперсионных кривых фазовых скоростей (по 17 505 для левых и правых ветвей сейсмограмм). Фундаментальная мода поверхностной волны Релея стабильно извлекается в диапазоне частот от 1 до 10 Гц, фазовые скорости волны Релея изменяются от 100 до 1 500 м/с.

Полученные дисперсионные кривые преобразуются в 1*D*-модели V_S с использованием обученной нейронной сети *FCNN*. При обработке данных рельеф местности в пределах базы наблюдения считается плоским. Каждая полученная 1*D*-модель относится к середине базы наблюдения. Используя пространственную интерполяцию, из полученных 1*D*-моделей строится 2*D*-модель ВЧР для текущего сейсмического профиля. После обработки данных для всех разнонаправленных профилей была получена 31 скоростная 2*D*-модель ВЧР.



а *б* *в*

Рис. 1: а – пример сейсмограммы (её правая ветвь) для реальных 2D-данных; б – рассчитанное по ней дисперсионное изображение; в – построенная с помощью AE бинарная маска с выделенной областью фундаментальной моды и извлечённая дисперсионная кривая (показана чёрной пунктирной линией)

На рис. 2 показан набор восстановленных скоростных 2*D*-моделей *S*-волны для профилей, протяжённых в направлении *X*. Восстановленные модели скоростей *S*-волн, как правило, характеризуются плоско-горизонтальной слоистой структурой с незначительными флуктуациями рельефа границ. На глубине до 100 м выделяется три основных слоя со средними скоростями *S*-волн 200, 600 и 1 400 м/с и толщинами 20 и 40 м. Полученные результаты согласуются с данными, полученными с помощью других методов, а также с данными скважинных исследований. Это подтверждает эффективность разработанных алгоритмов при обработке реальных сейсморазведочных данных. Результаты также демонстрируют перспективность использования нейронных сетей для автоматизации и ускорения анализа и инверсии поверхностных волн в сейсморазведке.

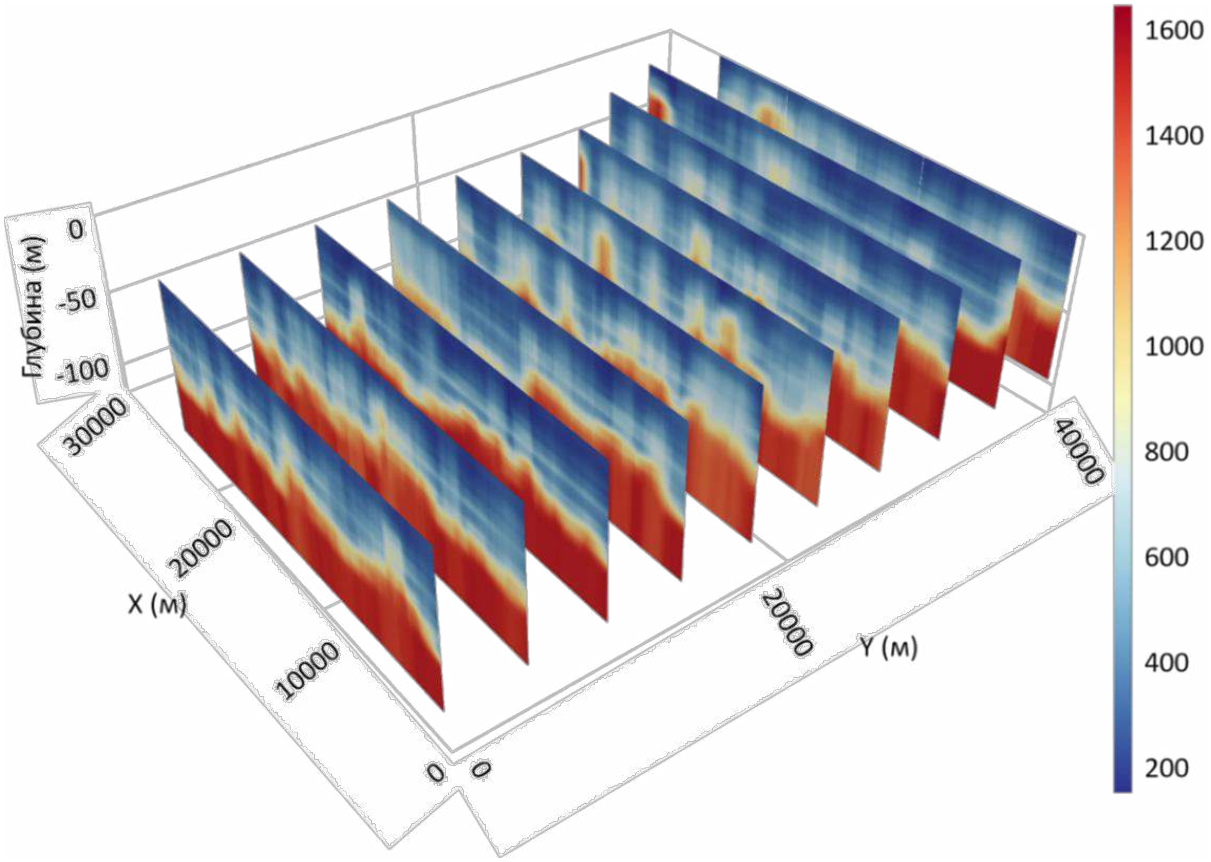


Рис. 2. Набор восстановленных скоростных моделей S-волны в результате обработки данных 2D-сейсморазведки по методу SWI

Выводы. В данной работе представлен инновационный подход к методу анализа поверхностных волн (*SWI*), основанный на применении нейронных сетей глубокого обучения. Этот подход автоматизирует и ускоряет построение скоростных моделей верхней части геологического разреза. Разработаны две специализированные нейронные сети: автоэнкодер (для извлечения дисперсионных кривых) и полносвязная сеть (для инверсии кривых). Эффективность разработанного метода подтверждена обработкой реальных сейсмических данных с нефтегазового месторождения

Западной Сибири, где была успешно построена скоростная псевдо-3*D*-модель ВЧР. Предложенный комплекс алгоритмов значительно повышает производительность метода *SWI*, делая его пригодным для обработки больших объёмов данных.

Список источников

1. Yablokov A. V. An Artificial Neural Network Approach for the Inversion of Surface Wave Dispersion Curves / A. V. Yablokov, A. S. Serdyukov, G. N. Loginov et al. // Geophysical Prospecting. 2021. Vol. 69. No. 7. Pp. 1 405–1 432.

2. Cheng F. Watching the Cryosphere Thaw: Seismic Monitoring of Permafrost Degradation Using Distributed Acoustic Sensing during a Controlled Heating Experiment / F. Cheng et al. // Geophysical Research Letters. 2022. Vol. 49. No. 10. Pp. e2021GL097195.

3. Askari R. Estimation of S-wave Static Corrections Using CMP Cross-correlation of Surface Waves / R. Askari, R. J. Ferguson, J. H. Isaac et al. // Journal of Applied Geophysics. 2015. Vol. 121. Pp. 42–53.

4. Serdyukov A. S. Slant f-k Transform of Multichannel Seismic Surface Wave Data / A. S. Serdyukov, A. V. Yablokov, A. A. Duchkov et al. // Geophysics. 2019. Vol. 84. No. 1. Pp. A19–A24.