



ОГРАНИЧЕНИЯ ЛАТЕРАЛЬНОГО РАЗРЕШЕНИЯ НОВОЙ РЕАЛИЗАЦИИ МЕТОДА МНОГОКАНАЛЬНОГО АНАЛИЗА ПОВЕРХНОСТНЫХ ВОЛН

А.В. Яблоков^{1,2,3}, А.С. Сердюков^{1,2,3}, Р.А. Ефремов^{1,2,3}

¹*Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН,
630090, Новосибирск, просп. Акад. Коптюга, 3, Россия,*

²*Новосибирский государственный университет, 630090, Новосибирск, ул. Пирогова, 1, Россия,*

³*Институт горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН, 630091, Новосибирск, Красный проспект, 54, Россия,
e-mail: YablokovAV@ipgg.sbras.ru*

В работе рассматриваются примеры апробации новой реализации метода многоканального анализа поверхностных волн на синтетических данных, рассчитанных для упругих сред со сложной геометрией границ. Новая реализация метода включает разработанные алгоритмы помехоустойчивого спектрального анализа на основе фильтрации сейсмограмм во временно-частотной области и инверсии дисперсионных кривых фазовых скоростей на основе определения диапазонов возможных скоростных моделей поперечной волны и применении искусственных нейронных сетей.

Сейсморазведка, поверхностные волны, спектральный анализ, искусственные нейронные сети

METHOD OF AUTOMATED EXTRACTING DISPERSION CURVES BASED ON TIME-FREQUENCY DISTRIBUTION OF SEISMIC DATA

A.V. Yablokov^{1,2,3}, A.S. Serdyukov^{1,2,3}, R.A. Efremov^{1,2,3}

¹*Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, Koptuyug Ave., 3, Novosibirsk, 630090, Russia,*

²*Novosibirsk State University, Pirogova Str., 1, Novosibirsk, 630090, Russia,*

³*Chinakal Institute of Mining SB RAS, Krasny Ave., 54, Novosibirsk, 630091, Russia
e-mail: YablokovAV@ipgg.sbras.ru*

This paper discusses examples of testing a new implementation of the method of multi-channel surface wave analysis on synthetic data computed for elastic media with complex boundary geometry. The new implementation of the method includes developed algorithms for noise-resistant spectral analysis based on time-frequency domain filtering of seismograms and inversion of dispersion curves of phase velocities based on determination of ranges of possible transverse wave velocity models and application of artificial neural networks. Based on the results of synthetic data processing, the accuracy, lateral resolution limitations and applicability limits of the method under consideration are evaluated.

Seismic, surface waves, spectral analysis, artificial neural networks

ВВЕДЕНИЕ

Метод многоканального анализа поверхностных волн (MASW) используется для неинвазивного изучения геологического строения приповерхностной части грунтов в задачах геотехнических исследований [Park et al., 1999; Rahimi et al., 2021; Яблоков и др., 2022]. Методика MASW включает в себя регистрацию сейсмограмм с использованием перемещающейся по профилю линии наблюдения с фиксированной длиной и шагом между приемниками [Park, 2005; Abdallatif et al., 2022]. После обработки

полученных сейсмограмм определяется 1D скоростная модель (зависимость скорости S-волны от глубины) для каждого положения линии наблюдения. Затем 1D модели относятся к серединной точке линии наблюдения и путем пространственной интерполяции строится 2D скоростная модель (зависимость скорости S-волны от глубины и расстояния вдоль профиля). На латеральное разрешение 2D модели в основном влияют два параметра системы наблюдения: длина линии наблюдения и шаг между пунктами возбуждения.

В данной работе рассматривается влияние перечисленных параметров на результат обработки методом MASW синтетических сейсмограмм, полученных путем численного моделирования распространения сейсмических волн в упругих средах со сложной геометрией границ. Рассматривались два типа моделей: 1 – с волнообразной формой границы с переменной шириной гребней; 2 – со ступенчатой формой границы. Разработаны новые алгоритмы спектрального анализа поверхностных волн и инверсии дисперсионных кривых, основанные на фильтрации сейсмограмм во временно-частотной области, которые позволяют автоматически извлекать гладкие и реалистичные дисперсионные кривые при наличии регулярных и случайных помех [Яблоков, Сердюков, 2018; Serdyukov et al., 2019]. Алгоритм инверсии основан на предварительной оценке пространства возможных скоростных моделей, выявлении оптимального числа слоев восстанавливаемой модели и применении искусственных нейронных сетей для обращения фазовых скоростей в значения скорости S-волны и мощности слоев [Yablokov et al., 2021, 2023]. Комплекс разработанных алгоритмов формирует новую эффективную реализацию метода MASW. Рассмотренные примеры апробации новой реализации метода направлены на оценку точности и ограничений латерального разрешения.

ОПИСАНИЕ МЕТОДА

Рассматриваемый в работе метод MASW включает в себя следующие основные этапы: 1) регистрация сейсмограмм вдоль линейной поверхностной системы наблюдения; 2) спектральный анализ сейсмограмм и извлечение дисперсионных кривых фазовых скоростей; 3) определение скоростных моделей S-волны в процессе обращения дисперсионных кривых. Авторами данной работы были разработаны новые алгоритмы спектрального анализа и инверсии дисперсионных кривых. Далее приводится краткое описание разработанных алгоритмов.

Помехоустойчивый спектральный анализ на основе SFK-преобразования

Разработанный алгоритм помехоустойчивого спектрального анализа состоит из трех этапов: 1 – преобразование каждой трассы сейсмограммы в частотно-временную область; 2 – фильтрация и анализ волновых чисел на каждой частоте; 3 – расчет f - k изображения и определение значений фазовых скоростей. Предлагаемый алгоритм был назван SFK-преобразование (slant FK-transform) и подробно изложен в статьях [Яблоков, Сердюков, 2018; Serdyukov et al., 2019]. Схема алгоритма представлена на рис. 1.

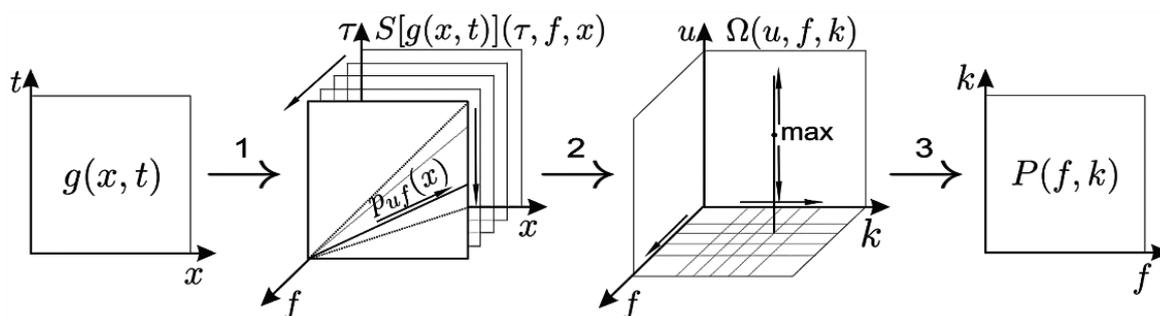


Рис. 1. Схема разработанного алгоритма помехоустойчивого спектрального анализа

После применения S-преобразования [Stockwell et al., 1996] к каждой трассе сейсмограммы $g(x, t)$ строится трехмерное распределение энергии по расстоянию (x), времени (τ) и частоте (f): $\hat{g}(x, \tau, f) = S[g(x, t)](x, \tau, f)$. Далее рассматривается срез распределения $\hat{g}(x, \tau, f)$ на каждой фиксированной частоте – $\hat{g}_f(x, \tau)$, который называется псевдосейсмограммой. На псевдосейсмограмме пакет поверхностных волн представляет собой наклонную прямую линию, выходящую из координаты источника. Наклон этой линии определяет значение групповой скорости поверхностной волны (u) на фиксированной частоте. Для каждой f и u определяется 1D комплекснозначная функция:

$$p_{u,f}(x) = \hat{g}_f(x, \frac{x}{u}). \quad (1)$$

Функция (1) рассчитывается в заданном диапазоне частот для множества значений групповых скоростей. Для нахождения фазовых сдвигов вдоль каждой функции $p_{u,f}(x)$ рассчитывается амплитуда Фурье-спектра:

$$\Omega(u, f, k) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} p_{u,f}(x) e^{-2\pi i x k} dx \right|. \quad (2)$$

Таким образом, строится трехмерное распределение амплитуды в пространстве групповая скорость–частота–волновое число. Максимумы функции соответствуют плоским волнам, распространяющимся от источника. Заключительный этап – расчет f - k изображения путем нахождения максимума функции $\Omega(u, f, k)$ по всем значениям u :

$$P(f, k) = \max_u \Omega(u, f, k). \quad (3)$$

Значения дисперсионной кривой фазовой скорости определяются путем автоматического пикирования спектральных максимумов распределения $P(f, k)$ на каждой частоте.

Разработанный алгоритм спектрального анализа более помехоустойчив по сравнению со стандартным двумерным FK-преобразованием и позволяет автоматически извлекать реалистичные и гладкие дисперсионные кривые поверхностных волн.

Инверсия дисперсионных кривых на основе применения искусственной нейронной сети

Разработанный метод инверсии дисперсионных кривых фазовых скоростей поверхностных волн состоит из следующих основных этапов: 1 – осреднение дисперсионных кривых, полученных в процессе спектрального анализа; 2 – оценка диапазонов параметров скоростной модели; 3 – расчет набора данных для обучения; 4 – обучение искусственной нейронной сети (ИНС) и 5 – инверсия дисперсионных кривых. Схема алгоритма представлена на рис. 2. Предлагаемый алгоритм инверсии подробно изложен в статье [Yablokov et al., 2021]. Усреднение извлеченных фазовых скоростей $V_R^{\text{извлеченные}}$ необходимо для формирования единой дисперсионной кривой $V_R^{\text{средняя}}$, по которой будут определены диапазоны возможных значений восстанавливаемых параметров скоростной модели: глубины границ и скорости S-волны: $[d_{\min}, d_{\max}; V_S^{\min}, V_S^{\max}]$. Глубины границ переводятся в значения мощностей слоев h . Для формирования обучающей выборки в пределах оцененных диапазонов равномерно выбираются векторы V_S и h . Для каждой пары V_S и h численно рассчитывается дисперсионное соотношение и определяются

значения фазовых скоростей $V_R^{\text{расчётная}}$. По результатам экспериментов по обучению и применению ИНС было определено оптимальное количество обучающих данных – $25 \cdot 10^4$ пар дисперсионная кривая–скоростная модель. Обучающим набором данных являются вектора $V_R^{\text{расчётная}}$, формирующие матрицу входных параметров ИНС, и конкатенация соответствующих им значений V_S и h , формирующие матрицу выходных параметров ИНС.

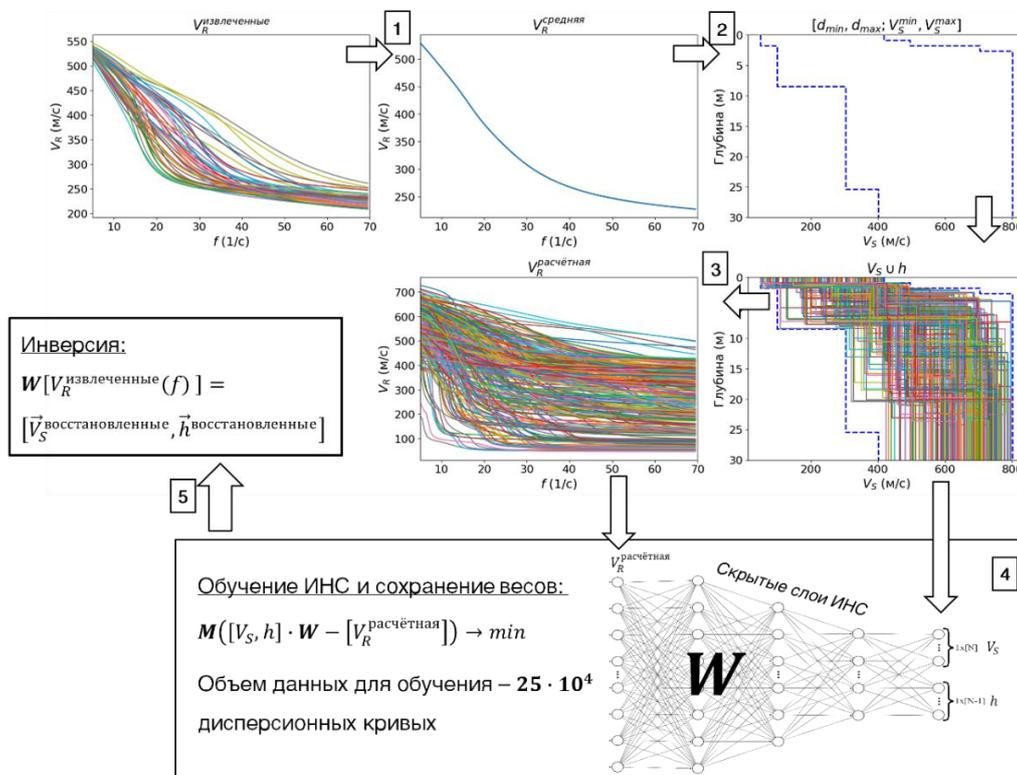


Рис. 2. Схема разработанного алгоритма инверсии дисперсионных кривых

Процесс обучения состоит в подборе весов ИНС– W , которые обеспечивают наилучшее соответствие путем достижения минимума функционала $M([V_S, h] \cdot W - [V_R^{\text{расчётная}}]) \rightarrow \min$, где M – выбранная метрика (функционал невязки). В данном исследовании в качестве функционала невязки используется средняя абсолютная ошибка. Веса обученной ИНС отображают пространство извлеченных фазовых скоростей в пространство параметров скоростной модели: $W[V_R^{\text{извлеченные}}(f)] = [V_S^{\text{восстановленные}}, h^{\text{восстановленные}}]$.

Ключевым фактором успешного обучения ИНС является оптимально подобранная архитектура. Алгоритм подбора архитектуры для решения этой задачи представлен в работе [Яблоков, 2019]. Преимуществом разработанного алгоритма инверсии является его точность и вычислительная эффективность, превосходящие алгоритмы глобальной оптимизации.

ЭКСПЕРИМЕНТЫ НА СИНТЕТИЧЕСКИХ ДАННЫХ

На горизонтальное разрешение метода MASW основное влияние оказывают два параметра системы наблюдений: длина линии (базы) наблюдения и интервал наблюдений (шаг между ПВ). Длина базы наблюдения определяет нижний теоретический предел латерального размера неоднородности, которая может быть восстановлена без искажений. Скоростные аномалии с латеральным размером

меньше длины базы наблюдения будут восстановлены с искажениями, т. е. будут размыты вдоль пространственной координаты. Интервал наблюдений меньший чем длина базы наблюдений не устранил этого ограничения, поскольку пространственное размывание уже введено расстановкой приемников. Однако на практике предел будет больше, т. к. на латеральную разрешенность также влияет точность восстановленных 1D скоростных моделей. Уменьшение интервала наблюдений улучшит латеральное разрешение за счет избыточности измерений и повысит репрезентативность набора 1D скоростных моделей.

С целью оценки точности новой реализации метода MASW и определения ограничений метода в рамках текущего исследования рассматриваются два примера обработки синтетических данных, рассчитанных для профильной системы наблюдений. В экспериментах используется только правогофланговая система наблюдения, т. е. приемная расстановка (база наблюдения) расположена справа от ПВ.

Модель с волнообразной формой границы

Первая рассматриваемая модель имеет волнообразную границу, которая разделяет два слоя с постоянными значениями упругих параметров: $V_P^1 = 350$ м/с, $V_P^2 = 700$ м/с, $V_S^1 = 200$ м/с, $V_S^2 = 400$ м/с, $\rho^1 = 1750$ кг/м³, $\rho^2 = 1983$ кг/м³ (рис. 3). Ширина гребней волнообразной границы уменьшается от 150 м в начале профиля до 28 м в конце профиля.

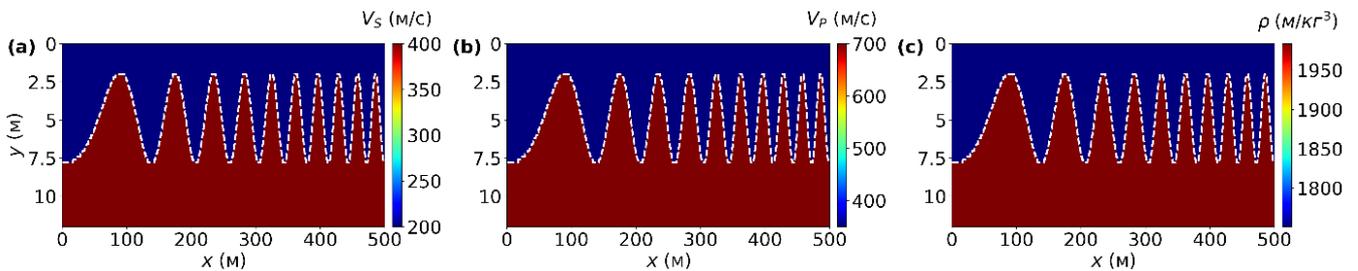


Рис. 3. Модель скорости S-волны (а), скорости P-волны (б) и плотности (с) для упругой среды с волнообразной формой границы, используемой в эксперименте

Синтетические сейсмограммы рассчитываются путем численного решения конечно-разностной аппроксимации уравнения Ламе, реализованного в открытом программном обеспечении SOFI2D [Bohlen et al., 2016]. Шаг дискретизации сейсмограммы – 1 мс. Тип источника – вертикальная сила. Импульс в источнике – импульс Рикера с центральной частотой 30 Гц. Шаг между пунктами приема (ПП) 1 м. На рисунке 4 изображены сейсмограммы для пунктов возбуждения (ПВ) с координатами 0, 250 и 500 м.

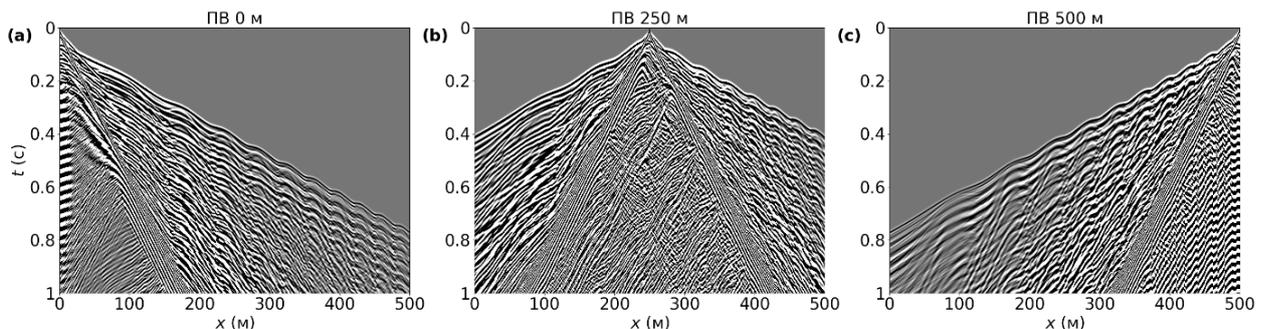


Рис. 4. Синтетические сейсмограммы вертикальной компоненты смещений для источников с координатами 0 (а), 250 (б) и 500 м (с)

Рассмотрим спектральные изображения данных сейсмограмм в пространстве фазовая скорость – частота при различной длине базы наблюдения: 20, 40 и 60 м (рис. 5). При меньшей длине линии наблюдения структурные неоднородности среды оказывают наименьшее влияние и слабее искажают спектр. В данном случае для корректного восстановления неоднородностей среды нецелесообразно использование базы наблюдения длиной более 40 м.

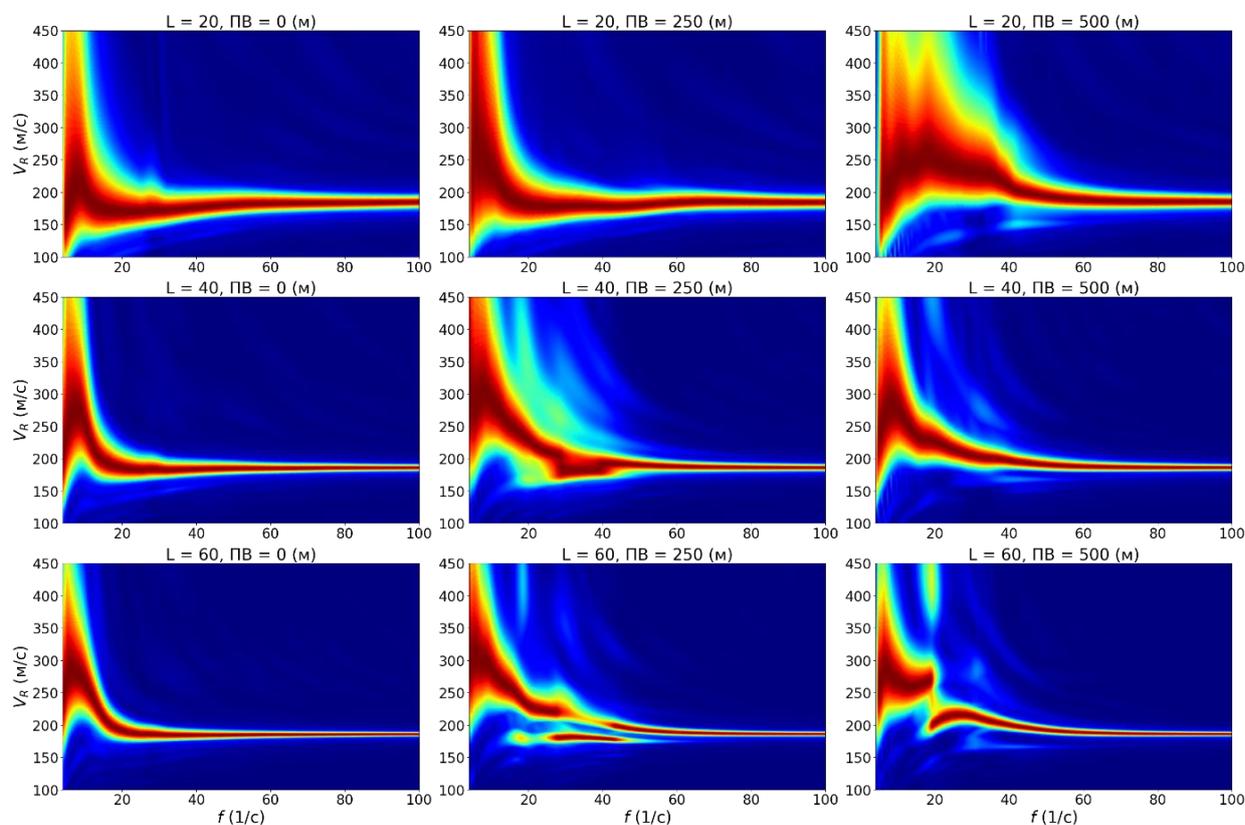


Рис. 5. Спектральные изображения сейсмограмм в пространстве фазовая скорость–частота для ПВ 0, 250 и 500 м при различных длинах баз наблюдения: 20, 40, 60 м. Источники расположены с левого края относительно базы наблюдения (правофланговая система наблюдения)

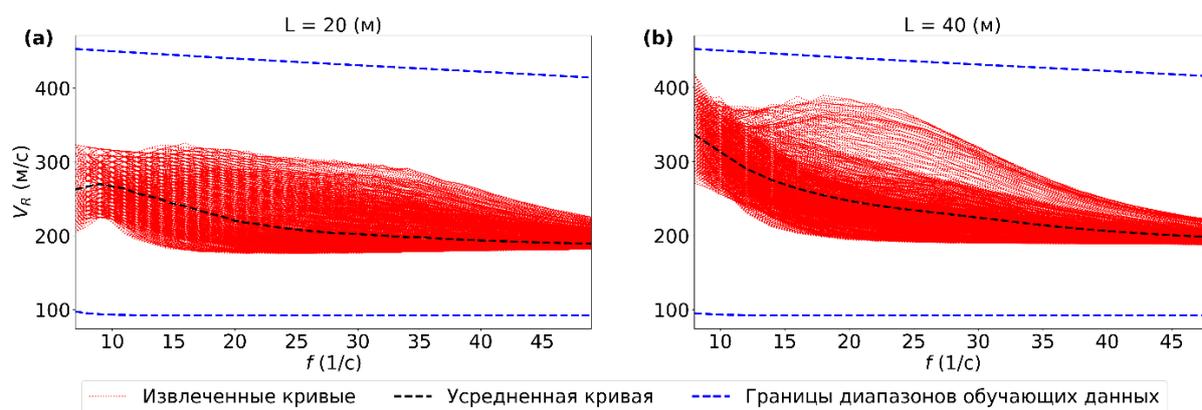


Рис. 6. Извлеченные дисперсионные кривые фазовых скоростей для базы наблюдения длиной (L) 20 (а) и 40 м (b)

Рассмотрим изменение результатов обработки данных по методу MASW для двух длин базы наблюдения: 20 и 40. К сейсмограммам применялось прямоугольное окно соответствующей длины вдоль пространственной координаты, равной длине используемой базы наблюдений. Все дисперсионные кривые (рис. 6, красные точки) были извлечены автоматически в соответствии с алгоритмом

спектрального анализа, описанным выше. Для каждого набора извлеченных дисперсионных кривых была вычислена усредненная кривая (рис. 6, черная пунктирная кривая), используемая для оценки диапазонов возможных значений V_S и h . Обучающие скоростные модели формируются в пределах следующих диапазонов: $V_S^1 = [100, 300]$, $V_S^2 = [200, 500]$, $h = [1.3, 10]$. По граничным значениям диапазонов скоростных моделей были вычислены граничные значения фазовых скоростей (рис. 6, синие пунктирные кривые). Для каждой базы наблюдения был рассчитан набор тренировочных данных и обучена ИНС.

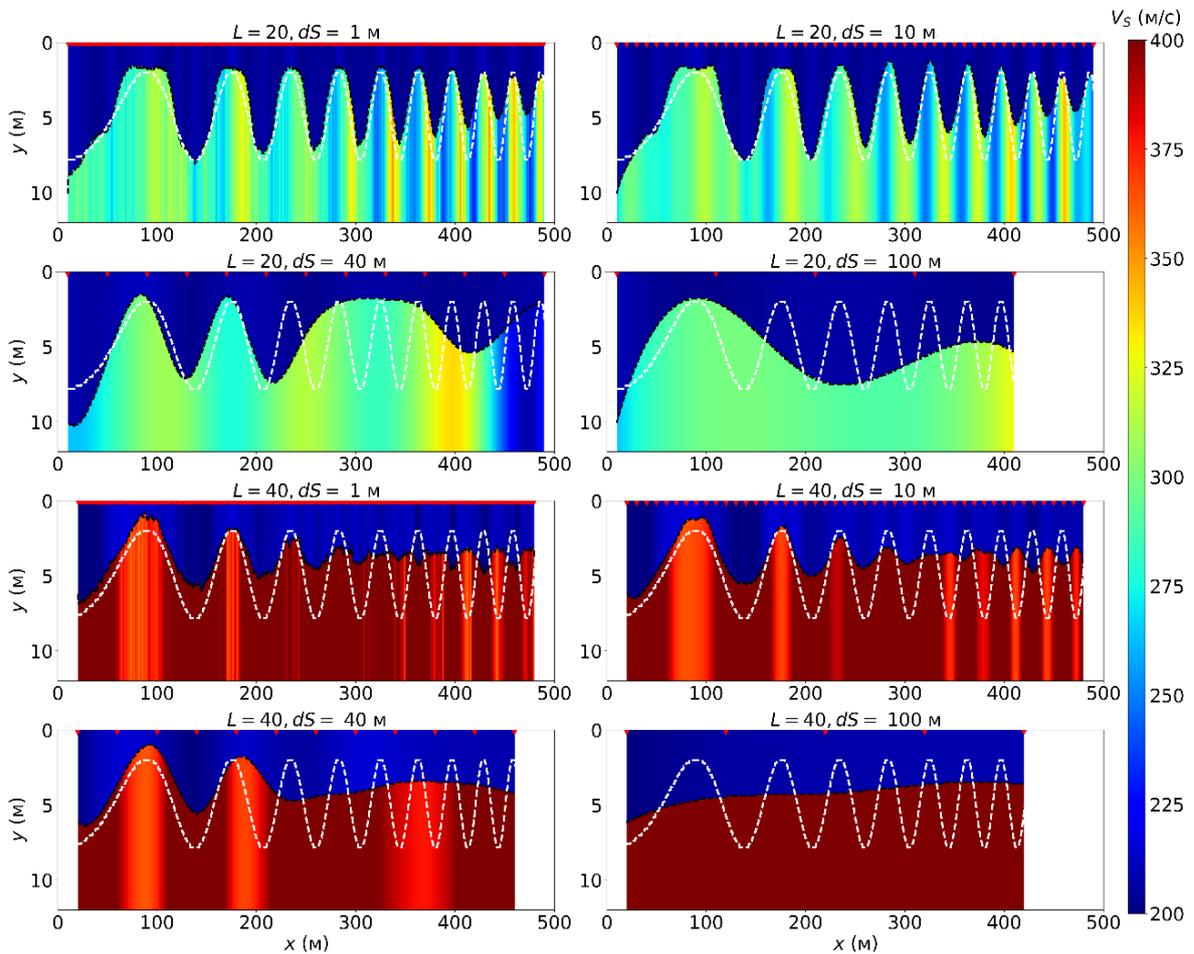


Рис. 7. Восстановленные скоростные модели для баз наблюдения длиной 20 и 40 м при различном шаге между ПВ (dS). Красными треугольниками показаны срединные точки расстановки, к которому относится восстановленная 1D скоростная модель

На рисунке 7 представлены результаты применения весов обученной ИНС к извлеченным дисперсионным кривым при базе наблюдения 20 и 40 м и при различном шаге между ПВ. Общая средняя относительная ошибка в процентах (MAPE) восстановления h и V_S при $L = 20$ м: 9.8 и 10.9 %; при $L = 40$ м: 9.1 и 7.4 % соответственно. При детальном рассмотрении видно, что наилучший результат восстановления глубин границ наблюдается для первых трех гребней при $L = 20$ и $dS = [1, 10]$. С увеличением частоты гребней границы (начиная с координаты около 300 м) и уменьшением их ширины уменьшается точность восстановления границы, что проявляется в виде промежуточных значений положения восстановленной границы. Также очевидно, что короткой L (около 20 м) недостаточно для точного определения скорости во втором слое: наблюдается недостаток низких частот и, как следствие, заниженные значения V_S во втором слое. Результаты повторяются при увеличении L , но с ухудшением точности восстановления всех структур. Отметим также, что при увеличении L уменьшается

пространственная протяженность восстанавливаемой скоростной модели, т. к. полученные 1D модели относятся к срединной точке L (для $L = 20$ м срединная точка равна 10 м, для $L = 40$ м срединная точка равна 20 м).

При увеличении dS проявляются все большие искажения, связанные с недостаточной выборкой восстановленных 1D скоростных моделей, которые неспособны обеспечить корректную интерполяцию. При этом почти не заметны различия результатов для $dS = 1$ м и $dS = 10$ м.

Модель со ступенчатой формой границы

Вторая модель состоит из двух слоев с постоянными значениями упругих параметров: $V_p^1 = 350$ м/с, $V_p^2 = 700$ м/с, $V_s^1 = 200$ м/с, $V_s^2 = 400$ м/с, $\rho^1 = 1750$ кг/м³, $\rho^2 = 1983$ кг/м³, разделенных границей со ступенчатой формой $x = 100$ м (рис. 8).

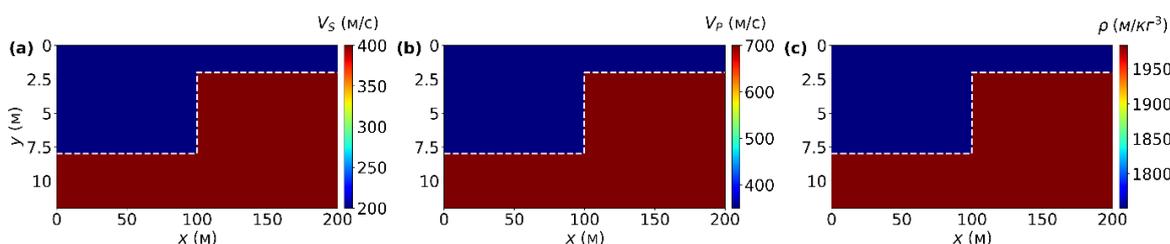


Рис. 8. Модель скорости S -волны (а), скорости P -волны (б) и плотности (с) для упругой среды со ступенчатой формой границы, используемой в эксперименте

Для расчета синтетических сейсмограмм также использовалось численное моделирование распространения сейсмических волн [Bohlen et al., 2016]. Длина записи сейсмограммы 1 с, шаг дискретизации 1 мс. Тип источника – вертикальная сила. Импульс в источнике – импульс Рикера. Шаг между ПП 1 м. На рисунке 9 изображены сейсмограммы для ПВ с координатами 0, 100 и 200 м.

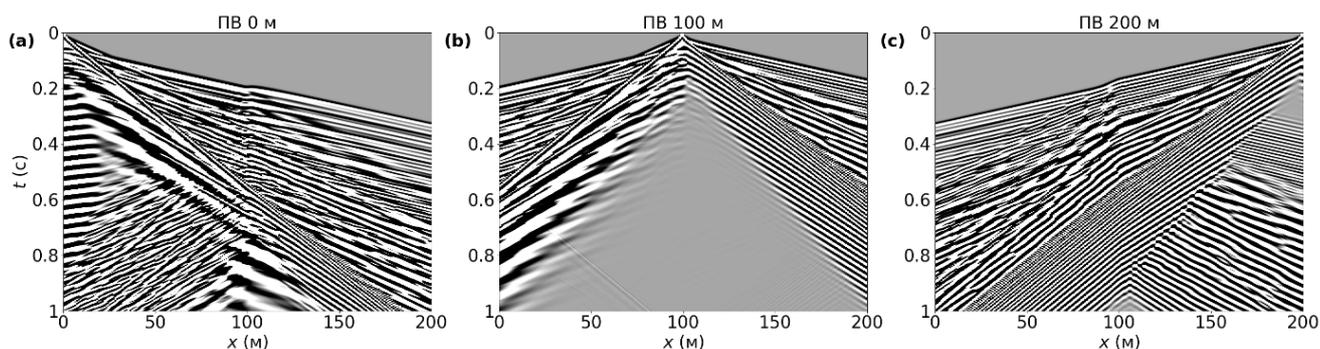


Рис. 9. Синтетические сейсмограммы вертикальной компоненты смещений для источников с координатами 0 (а), 100 (б) и 200 м (с)

Рассмотрим спектральные изображения (рис. 10) при различной длине базы наблюдения: 30, 60 и 100 м для ПВ 0, 200 и источников, для которых срединная точка соответствующей базы наблюдения находится в точке разрыва границы (ПВ 85 м для $L = 30$ м, ПВ 70 м для $L = 60$ м и ПВ 50 м для $L = 100$ м). Спектральные изображения выбранных источников (рис. 10) наиболее наглядно характеризуют изменения фазовых скоростей при изменении свойств среды. Также видно, что при переходе через точку разрыва границы ($x = 100$ м) и резком латеральном изменении свойств среды происходит «расщепление» поверхностной волны на две волны, распространяющиеся с разными фазовыми скоростями.

Далее по аналогии с предыдущим примером рассмотрим изменение результатов в зависимости от длины базы наблюдения и шага между ПВ. На рисунке 11 красным цветом нанесены значения извлеченных фазовых скоростей для трех баз наблюдения: 30, 60 и 100 м, черным – усредненная кривая, синим – диапазоны используемых фазовых скоростей для обучения ИНС. Результаты инверсии на основе ИНС этих наборов дисперсионных кривых при различном шаге между ПВ представлены на рис. 12.

Средняя абсолютная ошибка восстановления h и V_S при $L=30$ м: 13.2 и 10.8 %; при $L=60$ м: 13.1 и 9.4 %; при $L=100$ м: 12.1 и 6.6 % соответственно. Точность восстановления ступенчатой формы границы увеличивается при увеличении базы наблюдения. Однако при этом уменьшается пространственная протяженность 2D модели. При увеличении шага между ПВ проявляется все большее сглаживание ступенчатой границы. Наибольшие искажения в восстановленной скоростной модели проявляются при шаге между ПВ превышающем половину L . Точность восстановления V_S также выше при большей L за счет корректной регистрации низких частот.

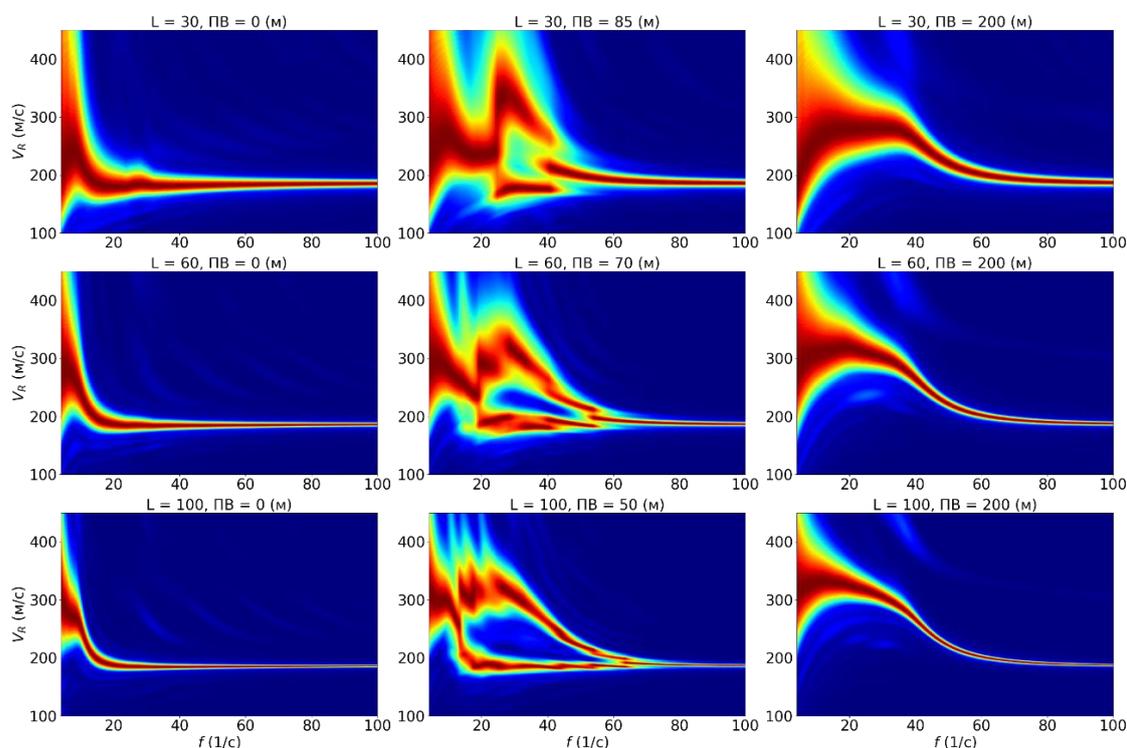


Рис. 10. Спектральные изображения сейсмограмм в пространстве фазовая скорость–частота для различных ПВ и длин баз наблюдения

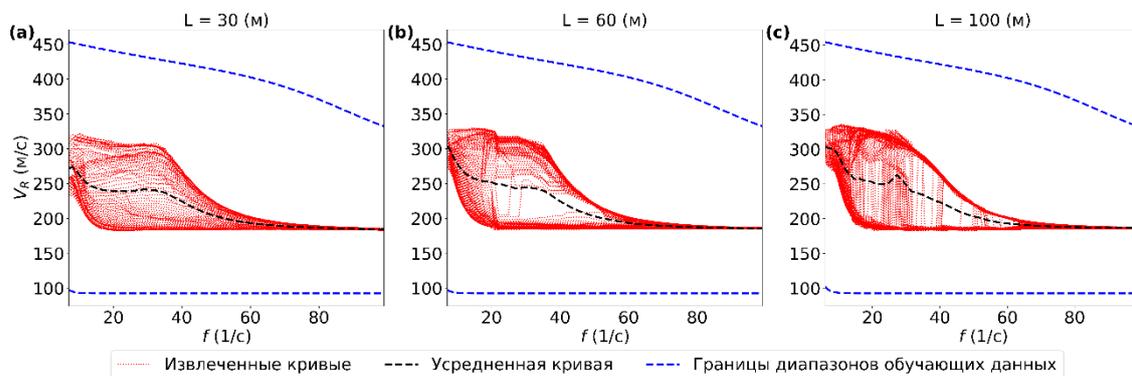


Рис. 11. Извлеченные дисперсионные кривые фазовых скоростей для базы наблюдения длиной 30 (а), 60 (б) и 100 м (с)

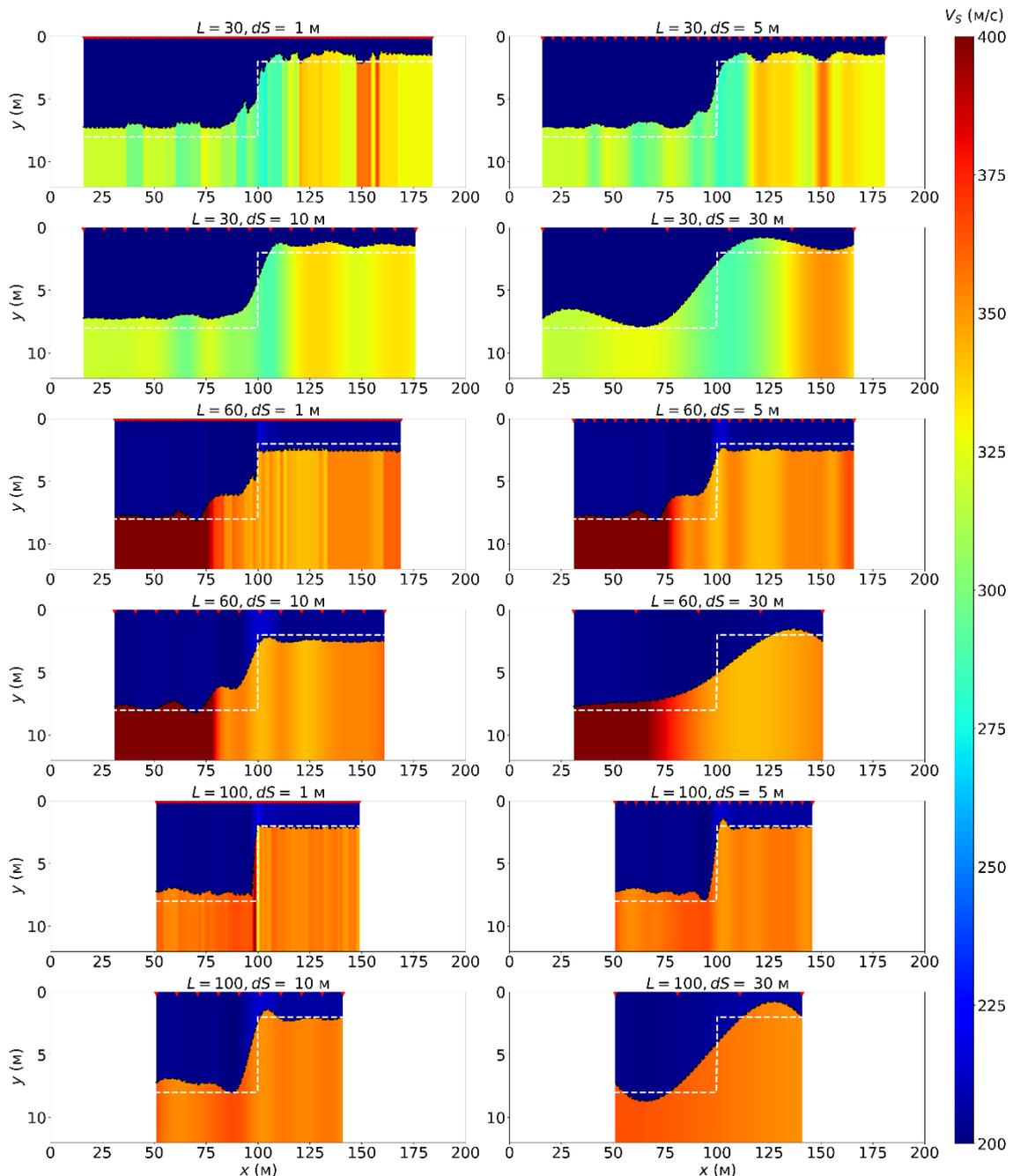


Рис. 12. Восстановленные скоростные модели для баз наблюдения 30, 60 и 100 м при различном шаге между ПВ (dS). Красными треугольниками показаны срединные точки расстановки, к которому относится восстановленная 1D скоростная модель

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлены результаты обработки синтетических данных, рассчитанных в результате численного моделирования распространения сейсмических волн в двухслойных упругих средах со сложной геометрией границ. Полученные результаты позволяют сделать вывод об эффективности обработки с использованием комплекса разработанных алгоритмов, формирующих новую реализацию метода MASW. Новая реализация метода MASW включает в себя разработанный и реализованный алгоритм помехоустойчивого спектрального анализа на основе фильтрации сейсмограмм во временно-частотной области, а также разработанный и реализованный алгоритм инверсии на основе оценки пространства возможных скоростных моделей по извлеченной дисперсионной кривой и обучения

искусственной нейронной сети. Средняя абсолютная ошибка обработки данных методом MASW для рассмотренных моделей составляет 11.5 % для мощностей слоев и 9 % для скорости поперечной волны.

Синтетические эксперименты по восстановлению криволинейных границ скоростных моделей показали, что точность восстановления мощности и скорости в слоях находится в прямой зависимости от параметров системы наблюдения. Так, наибольшие искажения в скоростной модели проявляются при шаге между ПВ, превышающем длину базы наблюдения. Для точного определения скоростной модели среды минимальная длина базы наблюдения должна быть как минимум в 2 раза меньше латеральной протяженности изучаемых неоднородностей. Шаг между ПВ должен быть меньше или равен половине длины базы наблюдения.

Повышение помехоустойчивости, автоматизация спектрального анализа, повышение точности и ускорение инверсии дисперсионных кривых позволяют использовать разработанный комплекс алгоритмов для задач 4D экспресс-мониторинга грунтов при геотехнических изысканиях и вычисления статических поправок при обработке данных нефтегазовой сейсморазведки.

Работа выполнена в рамках проекта ФНИ № FWZZ-2022-0017.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Яблоков А.В. Алгоритм обучения искусственной нейронной сети с целью инверсии фазовых скоростей поверхностной волны // Геодинамика. Геомеханика и Геофизика. – 2019. – С. 156–157.

Яблоков А.В., Сердюков А.С. Метод автоматизированного извлечения дисперсионных кривых на основе временно-частотного распределения сейсмических данных // Геофизические технологии. – 2018. – № 3. – С. 48–58, doi: 10.18303/2619-1563-2018-3-5.

Яблоков А.В., Дергач П.А., Сердюков А.С., Полозов С.С. Разработка и применение портативной вибрационной установки для сбора и анализа данных сейсмических поверхностных волн // Сейсмические приборы. – 2022. – Т. 58 (4) – С. 5–18, doi: 10.21455/si2022.4-1.

Abdallatif T.F., Khozym A.A., Ghandour A.A. Determination of seismic site class and potential geologic hazards using multi-channel analysis of surface waves (MASW) at the Industrial City of Abu Dhabi, UAE // NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics. – 2022. – Vol. 1. – P. 193–209, doi: 10.1080/20909977.2022.2055829.

Bohlen T., De Nil D., Köhn D., Jetschny S. SOFI2D seismic modeling with finite differences: 2D – elastic and viscoelastic version. User guide. – 2016.

Park C.B. MASW horizontal resolution in 2D shear-velocity (V_s) mapping // Open-File Report, Lawrence: Kansas Geologic Survey. – 2005. – Vol. 36. – 11 p.

Park C.B., Miller R.D., Xia J. Multichannel analysis of surface waves // Geophysics. – 1999. – Vol. 64 (3). – P. 800–808, doi: 10.1190/1.1444590.

Rahimi S., Wood C.M., Teague D.P. Performance of different transformation techniques for MASW data processing considering various site conditions, near-field effects, and modal separation // Surveys in Geophysics. – 2021. – Vol. 42. – P. 1197–1225, doi: 10.1007/s10712-021-09657-1.

Serdyukov A.S., Yablokov A.V., Duchkov A.A., Azarov A.A., Baranov V.D. Slant f - k transform of multichannel seismic surface wave data // Geophysics. – 2019. – Vol. 84 (1). – P. A19-A24, doi: 10.1190/geo2018-0430.1.

Stockwell R.G., Mansinha L., Lowe R.P. Localization of the complex spectrum: the S transform // IEEE transactions on signal processing. – 1996. – Vol. 44 (4). – P. 998–1001, doi: 10.1109/78.492555.

Yablokov A.V., Serdyukov A.S., Loginov G.N., Baranov V.D. An artificial neural network approach for the inversion of surface wave dispersion curves // *Geophysical Prospecting*. – 2021. – Vol. 69 (7). – P. 1405–1432, doi: 10.1111/1365-2478.13107.

Yablokov A.V., Lugovtsova Y., Serdyukov A.S. Uncertainty quantification of multimodal surface wave inversion using artificial neural networks // *Geophysics*. – 2023. – Vol. 88 (2). – P. KS1–KS11, doi: 10.1190/geo2022-0261.1.

REFERENCES

Abdallatif T.F., Khozym A.A., Ghandour A.A. Determination of seismic site class and potential geologic hazards using multi-channel analysis of surface waves (MASW) at the Industrial City of Abu Dhabi, UAE // *NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics*. – 2022. – Vol. 1. – P. 193–209, doi: 10.1080/20909977.2022.2055829.

Bohlen T., De Nil D., Köhn D., Jetschny S. SOFI2D seismic modeling with finite differences: 2D – elastic and viscoelastic version. User guide. – 2016.

Park C.B. MASW horizontal resolution in 2D shear-velocity (V_s) mapping // Open-File Report, Lawrence: Kansas Geologic Survey. – 2005. – Vol. 36. – 11 p.

Park C.B., Miller R.D., Xia J. Multichannel analysis of surface waves // *Geophysics*. – 1999. – Vol. 64 (3). – P. 800–808, doi: 10.1190/1.1444590.

Rahimi S., Wood C.M., Teague D.P. Performance of different transformation techniques for MASW data processing considering various site conditions, near-field effects, and modal separation // *Surveys in Geophysics*. – 2021. – Vol. 42. – P. 1197–1225, doi: 10.1007/s10712-021-09657-1.

Serdyukov A.S., Yablokov A.V., Duchkov A.A., Azarov A.A., Baranov V.D. Slant f - k transform of multichannel seismic surface wave data // *Geophysics*. – 2019. – Vol. 84 (1). – P. A19–A24, doi: 10.1190/geo2018-0430.1.

Stockwell R.G., Mansinha L., Lowe R.P. Localization of the complex spectrum: the S transform // *IEEE transactions on signal processing*. – 1996. – Vol. 44 (4). – P. 998–1001, doi: 10.1109/78.492555.

Yablokov A.V. Training algorithm an artificial neural network to inversion of the phase velocity of the surface wave // *Proceedings of the XIX All-Russian Conference “Geodynamics. Geomechanics and Geophysics”*, Novosibirsk, 22–28 July 2019. – 2019. – P. 156–157.

Yablokov A.V., Serdyukov A.S. Method of automated extracting of dispersion curves based on time-frequency distribution of seismic data // *Russian Journal of Geophysical Technologies*. – 2018. – Vol. 3. – P. 48–58, doi: 10.18303/2619-1563-2018-3-5.

Yablokov A.V., Serdyukov A.S., Loginov G.N., Baranov V.D. An artificial neural network approach for the inversion of surface wave dispersion curves // *Geophysical Prospecting*. – 2021. – Vol. 69 (7). – P. 1405–1432, doi: 10.1111/1365-2478.13107.

Yablokov A.V., Dergach P.A., Serdyukov A.S., Polozov S.S. Development and application of a portable vibroseis source for acquisition and analysis of seismic surface wave data // *Seismic Instruments*. – 2022. – Vol. 58 (S2). – P. S195–S203, doi: 10.3103/S074792392208014X.

Yablokov A.V., Serdyukov A.S., Yablokov A.V., Lugovtsova Y., Serdyukov A.S. Uncertainty quantification of multimodal surface wave inversion using artificial neural networks // *Geophysics*. – 2023. – Vol. 88 (2). – P. KS1–KS11, doi: 10.1190/geo2022-0261.1.

КОРОТКО ОБ АВТОРАХ

ЯБЛОКОВ Александр Викторович – кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник лаборатории динамических проблем сейсмологии Института нефтегазовой геологии и геофизики

СО РАН, старший научный сотрудник Новосибирского государственного университета, младший научный сотрудник Института горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН. Основные научные интересы: сейсморазведка, верхняя часть разреза, подавление поверхностных волн, спектральный анализ, прямая и обратная задача сейсмологии, методы машинного обучения, численное моделирование.

СЕРДЮКОВ Александр Сергеевич – кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник лаборатории динамических проблем сейсмологии Института нефтегазовой геологии и геофизики СО РАН, старший преподаватель Новосибирского государственного университета, старший научный сотрудник Института горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН. Основные научные интересы: сейсмология, численное моделирование, теория упругости, уравнение эйконала, конечно-разностные схемы, сейсмическая томография, миграция, обратные задачи, поверхностные волны, каналовые волны, анизотропия, поглощение, среда Био.

ЕФРЕМОВ Роман Александрович – магистрант Новосибирского государственного университета, инженер лаборатории динамических проблем сейсмологии Института нефтегазовой геологии и геофизики СО РАН, техник Института горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН. Основные научные интересы: геофизика, прямая и обратная задачи, верхняя часть разреза, поверхностные сейсмические волны, метод HVSR, эллиптичность волны Релея.

*Статья поступила 10 июля 2023,
принята к печати 2 августа 2023*