



О СТОХАСТИЧЕСКОЙ ИНВЕРСИИ И ЕЕ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ДЛЯ ПРОГНОЗА ХАРАКТЕРИСТИК СРЕДЫ

Даниил Иванович Костащук¹, Георгий Михайлович Митрофанов^{2,✉}

^{1,2}Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН,
630090, Новосибирск, просп. Акад. Коптюга, 3, Россия,

^{1,2}Новосибирский государственный университет, 630090, Новосибирск, ул. Пирогова, 1, Россия,

²Новосибирский государственный технический университет, 630073, Новосибирск, пр. К. Маркса, 20, Россия,

¹d.kostashchuk@g.nsu.ru, <https://orcid.org/0009-0003-0372-0476>

²MitrofanovGM@ipgg.sbras.ru, <https://orcid.org/0000-0003-4203-2740>

Аннотация. Представлен обзор методов стохастической инверсии сейсмических данных с кратким освещением эволюции сейсмической инверсии в целом. Рассмотрены четыре ключевых метода стохастической инверсии с более детальным обзором одного из алгоритмов группы Монте-Карло – 1D stochastic inversion process. Подробно разбираются все этапы его практической реализации. Продемонстрировано применение алгоритма при решении задач прогноза коллекторских свойств целевых горизонтов. Работа может служить структурированным введением в область вероятностных алгоритмов сейсмической инверсии.

Ключевые слова: сейсморазведка, стохастическая инверсия, интерпретация сейсмических данных, прогноз характеристик горизонтов

Финансирование: исследование выполнено по плану базовых научно-исследовательских работ ИНГГ СО РАН (проект Минобрнауки РФ FWZZ-2022-0017).

Для цитирования: Костащук Д.И., Митрофанов Г.М. О стохастической инверсии и ее использовании для прогноза характеристик среды // Геофизические технологии. 2025. № 4. С. 12–29. doi:10.18303/2619-1563-2025-4-12.

ON STOCHASTIC INVERSION AND ITS USE FOR MEDIA CHARACTERISTICS PREDICTION

Daniil I. Kostashchuk¹, Georgy M. Mitrofanov^{2,✉}

^{1,2}Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics, SB RAS, Koptuyug Ave., 3, Novosibirsk, 630090, Russia,

^{1,2}Novosibirsk State University, Pirogov Str., 1, Novosibirsk, 630090, Russia,

²Novosibirsk State Technical University, K. Marks Ave., 20, Novosibirsk, 630073, Russia,

¹d.kostashchuk@g.nsu.ru, <https://orcid.org/0009-0003-0372-0476>

²MitrofanovGM@ipgg.sbras.ru, <https://orcid.org/0000-0003-4203-2740>

Abstract. This paper presents an overview of stochastic seismic data inversion methods, briefly discussing the evolution of seismic inversion in general. Four key stochastic inversion methods are discussed, with a more detailed examination of one of the Monte Carlo algorithms – the 1D stochastic inversion process. All stages of its practical implementation are discussed in detail. The application of the algorithm to predicting the reservoir properties of target horizons is demonstrated. This paper can serve as a structured introduction to the field of probabilistic seismic inversion algorithms.

Keywords: seismic exploration, stochastic inversion, seismic data interpretation, horizon characteristics prediction

Funding: the study was carried out as part of government assignment to the Russian Academy of Sciences in basic research, Project FWZZ-2022-0017.

For citation: Kostashchuk D.I., Mitrofanov G.M. On stochastic inversion and its use for media characteristics prediction // Russian Journal of Geophysical Technologies. 2025. No. 4. P. 12–29. (In Russ.). doi:10.18303/2619-1563-2025-4-12.

ВВЕДЕНИЕ

Методы сейсмической инверсии развиваются уже длительное время [Кондратьев и др., 2011]. К настоящему моменту они стали стандартными процедурами в программных комплексах обработки сейсмических данных. Их результаты представляются в виде модели упругих параметров геологической среды, используемой в последующем при интерпретации для прогнозирования свойств среды и служащей основой при разведке и разработке месторождений углеводородов [Ампиллов и др., 2009; Яковлев и др., 2011; Дмитрачков, Протасов, 2021]. Таким образом, сейсмическая инверсия является важным элементом количественной сейсмической интерпретации, определяющим характеристики коллектора через переход от амплитуды сейсмических колебаний к свойствам геологической среды [Latimer, 2011].

Развитие инверсных алгоритмов начиналось с разработки метода предсказывающей деконволюции [Wadsworth et al., 1953; Robinson, 1954], ориентированного на определение импульсной характеристики среды, с которой взаимодействовал сейсмический сигнал. Большую роль в восприятии сейсмической инверсии, как метода решения обратных динамических задач теории упругости, сыграла работа [Алексеев, 1967]. На ранних этапах формировались и развивались методы акустической инверсии, отвечающие нормальному падению фронта волны на целевые объекты. В результате получались акустические импедансы, пересчитываемые в коэффициенты отражения и характеризующие типы пород, что позволяло прогнозировать геологический разрез [Гогоненков, 1981]. Широкое распространение алгоритмов акустической инверсии в интерпретации сейсмических данных способствовало исследованиям по ее применению для определения параметров коллектора. В работе [Angeleri, Carpi, 1982] авторы оценивали пористость коллектора, анализируя время прохождения по данным псевдоскоростных каротажей.

Дальнейшее развитие методов и их использование при интерпретации данных, получаемых с применением систем многократных перекрытий, привело к упругим моделям среды. Так, [Connolly, 1999] описал обработку наборов трехмерных данных в виде объемов с частичными смещениями, чтобы использовать информацию из AVO (Amplitude Versus Offset) анализа. Затем [Krebs et al., 2009] описали метод полноволновой инверсии поля (full-wavefield inversion, FWI), который оценивает параметры упругой модели путем итеративной минимизации разницы между наблюдаемыми и моделируемыми данными, что делает его вычислительно трудоемким. К настоящему времени весь спектр указанных методов сформировали детерминистический подход к сейсмической инверсии. Его главная особенность – стремление получить наилучшую, в определенном смысле, модель среды, характеризуемую тремя упругими параметрами.

Несмотря на значительные успехи в области детерминистической инверсии, ее результаты были недостаточными для детального прогноза свойств среды, что требовалось при разработке сложных месторождений углеводородов. Поэтому [Bortoli et al., 1993; Haas, Dubrule, 1994] предложили использовать вероятностное моделирование для описания свойств среды, а выбор наилучшей модели осуществлять через сопоставления наблюдаемого и модельного волнового поля. Затем [Grana, Della

Rossa, 2010] предложили метод совместной оценки петрофизических свойств путем интеграции статистической физики горных пород с байесовской сейсмической инверсией. Авторы рассматривали оценку петрофизических свойств как байесовскую задачу инверсии. Алгоритм основан на уравнениях физики горных пород, которые связывают свойства коллектора со скоростями, и линеаризованном сейсмическом моделировании, которое связывает эти скорости и плотность с амплитудами сейсмических волн. Позже [Bosch et al., 2010] продемонстрировали успех упругой сейсмической инверсии в колумбийском бассейне Льянос (Colombia's Llanos Basin) для подробного описания литологии формации Карбонера (Carbonera), объединив литологию, полученную сейсморазведкой, с профилями каротажа скважин с использованием геостатистических методов. В более современных исследованиях [Das et al., 2019] рассмотрели проблему сейсмической инверсии, используя сверточную нейронную сеть (CNN) для получения упругих моделей подземных структур на основе сейсмических данных, [Johari, Emami Niri, 2021] провели исследование физики горных пород в гетерогенном коллекторе песчаника на юго-западе Ирана, чтобы связать геологические и коллекторские свойства с упругими и сейсмическими параметрами. Они выполнили диагностический анализ горных пород (rock physics diagnostic, RPD) с использованием данных скважин, применяя модели гранулированной среды и соотношения замещения флюидов Гассмана. На основе каротажных данных скважины ими был создан шаблон для анализа физических характеристик горных пород (rock physics template, RPT) для оценки изменений литологии и насыщенности флюидом. Объединив данные трехмерной сейсморазведки с помощью предварительной стохастической сейсмической инверсии, результаты инверсии были наложены на этот RPT для первоначальной идентификации содержания углеводородов в трехмерной структуре коллектора.

Следующим шагом [Miele et al., 2023] предложили инновационный подход, использующий итеративную геостатистическую сейсмическую инверсию для прогнозирования проницаемости по сейсмическим данным. Их подход заключается в моделировании фации с использованием 1D-моделирования вертикальных цепей Маркова. Затем они генерируют проницаемость, пористость и акустический импеданс, приводя их в соответствие с ранее смоделированной фациальной моделью. Результатом методологии является набор многочисленных геостатистических реализаций, охватывающих фации, проницаемость, пористость и акустический импеданс, которые основаны на сейсмических данных и ограничены оценками несоответствия, полученными на основе физических моделей горных пород. Авторы [Narayan et al., 2024] провели комплексное исследование, чтобы понять систему отложений позднего мела и распределение фаций коллектора, проанализировав мгновенную частоту, P -импеданс, объем глины, характеристики нейтронной пористости и структуру. Используя сейсмическую инверсию, основанную на модели, акустический импеданс и петрофизические свойства, такие как нейтронная пористость и объем глинистого материала, были точно спрогнозированы с применением многослойной нейронной сети.

К настоящему времени методы геостатистической и вероятностной инверсии получили широкое распространение, сформировав стохастический подход к сейсмической инверсии. В зарубежной литературе имеются сотни научных и прикладных работ, представляющие различные алгоритмы такой инверсии. К сожалению, отечественных публикаций существенно меньше, и они в основном направлены на сравнение результатов детерминистической и стохастической инверсии без анализа рассматриваемых алгоритмов [Хамитуллин и др., 2014; Кубышта и др., 2016; Шаповалов и др., 2023]. Осознавая важность таких исследований, отметим, что они не дают представления о широте выполняемых научных

исследований в этой области. В рамках статьи авторы постарались восполнить пробел, указав на имеющиеся ограничения стохастической инверсии.

МЕТОДЫ СТОХАСТИЧЕСКОЙ ИНВЕРСИИ

Они описывают потенциальные вариации решения обратной задачи, используя наборы возможных решений, обладающих близостью аппроксимации наблюдаемых данных [Fernandes et al., 2024]. История итеративной геостатистической (стохастической) инверсии начинается с начала 90-х годов прошлого столетия и продолжается по настоящее время. В работе [Bortoli et al., 1993] был предложен метод, который использует последовательные алгоритмы стохастического моделирования для генерации случайных пространственно-коррелированных моделей акустического импеданса. В другой работе [Soares et al., 2007] авторы представили глобальную геостатистическую инверсию для преодоления ограничений, возникающих при использовании подходов «трасса за трассой», используя глобальный подход на этапе стохастического последовательного моделирования. Также были предложены альтернативные подходы стохастической инверсии, результатами которой являются фации, свойства горных пород и объемы упругих параметров [Grana et al., 2012; Lang, Grana, 2017]. В последнее время методы стохастической инверсии продолжают широко использоваться для прогнозирования свойств среды на основе данных сейсмического отражения и оценки неопределенностей [Grant et al., 2019; Ketteb et al., 2019; Cyz, Azevedo, 2020; Fernandes et al., 2024].

В свою очередь геостатистическая инверсия делится на следующие группы методов: алгоритмы стохастической оптимизации, байесовская аналитическая инверсия, вероятностное глубокое обучение и методы Монте-Карло [Fernandes et al., 2024].

Одним из алгоритмов стохастической оптимизации является Ensemble smoother with multiple data assimilation (ES-MDA). Данный метод заключается в сглаживании ансамбля с использованием множественной ассимиляции данных. Первым шагом задается низкочастотная модель акустического импеданса, после чего для каждой трассы создается ансамбль. Ансамбль создается случайным образом, отклоняя значения вдоль трассы акустического импеданса в пределах априорного распределения. Близкие значения вдоль трассы изменяются согласно вариограмме, чтобы трассы акустического импеданса не превратились в независимый случайный процесс. Следующим шагом выполняется прямое моделирование сейсмической трассы для каждой модели. Затем итерационно решается следующее уравнение [Fernandes et al., 2024]:

$$m_i^u = m_i^p + K(dobs_i - d_i^p) \text{ для } i = 1, \dots, N_e, \quad (1)$$

где N_e – номера ансамбля; u и p – апостериорное и априорное распределение модельной переменной m ; $dobs_i$ – вектор наблюдаемых данных; K – коэффициенты Калмана.

$$K = C_{md}^p (C_{dd}^p + \alpha_j C_d)^{-1}, \quad (2)$$

где C_{md}^p – матрица взаимной ковариации между априорным вектором параметров модели m^p и вектором модельных данных d^p ; C_{dd}^p – матрица автоковариации прогнозируемых данных; C_d – ковариационная матрица ошибок измерений наблюдаемых данных; α_j – коэффициент сопоставления $\alpha_j > 1$, причем

$$\sum_{j=1}^{N_a} \frac{1}{\alpha_j} = 1.$$

Вычисление корреляционных матриц выполняется следующим образом:

$$C_{md}^p = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{i=1}^{N_e} (m_i^p - \bar{m}^p)(d_i^p - \bar{d}^p)^T, \quad (3)$$

$$C_{dd}^p = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{i=1}^{N_e} (d_i^p - \bar{d}^p)(d_i^p - \bar{d}^p)^T, \quad (4)$$

где $\bar{m}^p = N_e^{-1} \sum_{i=1}^{N_e} m_i^p$, $\bar{d}^p = N_e^{-1} \sum_{i=1}^{N_e} d_i^p$.

ES-MDA опирается на несколько ключевых допущений, которые могут ограничить его эффективность в определенных ситуациях. Предполагается, что как ошибки модели, так и ошибки наблюдений соответствуют гауссовым распределениям, которые могут не соблюдаться в сильно негауссовых системах. Кроме того, этап обновления основан на линейной аппроксимации с использованием ковариаций, полученных на основе ансамбля. В сильно нелинейных системах это может привести к неоптимальным или смещенным обновлениям, особенно при небольших размерах ансамбля [Zhang, He, 2025].

Основной формулой, используемой в байесовских методах, является формула Байеса:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}, \quad (5)$$

где $P(A)$ – априорная вероятность гипотезы A , $P(A|B)$ – вероятность гипотезы A при наступлении события B , $P(B|A)$ – вероятность наступления события B при истинности гипотезы A , $P(B)$ – полная вероятность наступления события B .

Байесовские методы используются для разделения плохо отсортированных литологий по сейсмическим данным [Avseth et al., 2001]. Данный подход является явно вероятностным, интегрируя петрофизические модели, эффекты насыщения флюидом в стиле Гассмана и методы AVO-анализа в байесовском формате. Однако одним из основных ограничений данного метода является то, что информативные сейсмические амплитуды в байесовской классификации берутся непосредственно из сейсмических объемов. Следовательно, результаты уязвимы к эффектам интерференции и неопределенности, тем самым не отражают возросшую неоднозначность, возникающую в этих случаях.

В более поздней работе [Dutta et al., 2006] авторы пытаются интегрировать последовательно-стратиграфические соображения в инверсию параметров качества пород по схожим принципам, но ограничение относительно амплитуд сохраняется. В процессе инверсии используется прямое сверточное моделирование, которое неявно устраняет эффекты интерференции, что является преимуществом [Abrahamsen et al., 1997]. В работа [Gunning, Glinsky, 2007] представлена первая попытка определить характеристики сортированности в байесовском формате, который моделирует эффекты интерференции, связанные с волновыми сигналами ограниченного разрешения.

Вероятностное глубокое обучение основано на использовании нейронной сети в алгоритме инверсии. Так, в работе [Liu, Grana, 2019] предлагается внедрение современной гетерогенной распределенной вычислительной архитектуры для ускорения сейсмической инверсии. В сейсмической инверсии интересующим модельным параметром является акустический импеданс, а прямым оператором, как правило, служит сверточная модель вида

$$d = w * r + e = w * g(I_p) + e, \quad (6)$$

где w – вейвлет, оцененный по данным каротажа и сейсмоки, r – коэффициенты отражения, вычисленные из акустического импеданса I_p с помощью функции g , e – случайная ошибка.

В парадигме машинного обучения уравнение 6 можно представить как двухслойную нейронную сеть, включающую входной слой (модельная переменная, включающая I_p) и выходной слой (сейсмический отклик d) без скрытых слоев. В отличие от стандартных нейронных сетей, в данной модели входные переменные (I_p) являются неизвестными переменными, подлежащими оценке, а не весовые коэффициенты (вейвлет w).

Данный подход включает в себя три этапа: моделирование (симуляция), инверсия и оценка неопределенности. На этапе геостатистического моделирования строится ансамбль начальных моделей коллектора на основе априорных геологических знаний и параметров пространственной корреляции с помощью выбранного алгоритма геостатистического моделирования: быстрое преобразование Фурье со скользящим средним (Fast Fourier transform with moving average, FFT-MA) [Le Ravalec-Dupin, 2005], моделирование по полю вероятностей (probability field simulation, PFS) [Froidevaux, 1993; Srivastava, 1993], последовательное гауссовское моделирование (sequential Gaussian simulation, SGS) [Doyen, 2007] и многоточечная статистика (multiple-point statistics, MPS) [Mariethoz, Caers, 2014].

Следующим шагом полученные априорные модели коллектора обновляются для ассимиляции сейсмических данных и других геофизических измерений, чтобы обеспечить лучшее описание реального поведения коллектора. Заключительным шагом собираются все результаты инверсии и реализаций коллектора, чтобы оценить связанную с моделью неопределенность, что позволяет повысить надежность принятия решений в разведке и добыче.

Методы Монте-Карло (Markov chain Monte Carlo) основываются на двух ключевых понятиях:

– моделирование методом Монте-Карло – это метод, используемый для прогнозирования и понимания поведения систем, в которых присутствует неопределенность. С помощью многократного моделирования со случайными входными данными этот метод позволяет оценить возможные результаты и их вероятность;

– цепь Маркова – это способ описания системы, которая переходит из одной ситуации, называемой «состоянием», в другую. При этом предполагается, что вероятность нахождения в определенном состоянии на следующем шаге зависит исключительно от текущего состояния. Это ключевое свойство, позволяющее игнорировать предыдущие состояния, называется свойством Маркова или отсутствием памяти.

Одним из алгоритмов методов Монте-Карло является 1D stochastic inversion process (ODiSI), продемонстрированный в статье [Connolly, Hughes, 2016]. Данный метод основан на сопоставлении большого количества псевдоскважин с сейсмическими данными, позволяет получить хорошие оценки коллекторских свойств, фациальных вероятностей и связанных с ними неопределенностей. Исторически ODiSI применялся только к интервалам кремнекlastических коллекторов, однако в статье [Grant et al., 2019] данный метод был применен для карбонатных коллекторов, где показал хорошие результаты для интервала коллектора Мишриф (Mishrif) на месторождении Румайла (Rumaila) в Ираке.

АЛГОРИТМ 1D STOCHASTIC INVERSION PROCESS

Данный алгоритм разделяется на несколько последовательных блоков:

- 1) создание псевдоскважин,
- 2) прямое моделирование трасс на основе псевдоскважин,
- 3) сравнение модельных сейсмических трасс с целевой трассой и отбор по лучшим сопоставлениям с целевой трассой,
- 4) усреднение отобранных псевдоскважин с наименьшей среднеквадратичной ошибкой по отношению к целевой трассе.

В качестве входных данных для рассматриваемого алгоритма используются суммарные сейсмические данные и данные ГИС (колонка фаций, значения скоростей продольных и поперечных волн, плотность, пористость и т. д.). Используя колонку фаций необходимо рассчитать матрицу переходов между фациями (рис. 1). Стоит отметить, что матрица перехода рассчитывается не вдоль всей колонки фаций, а для каждого отдельного стратиграфического комплекса, характеризующегося однородностью свойств. В данном примере фации были разделены по пористости (рис. 2): фация 0 соответствует пористости до 0.03, фация 1 – от 0.03 до 0.08, фация 2 – от 0.08 до 0.15, фация 3 – от 0.15 и выше.

	Фация 0	Фация 1	Фация 2	Фация 3
Фация 0	0.000	0.375	0.375	0.250
Фация 1	0.333	0.000	0.667	0.000
Фация 2	0.273	0.273	0.000	0.455
Фация 3	0.143	0.429	0.429	0.000

Рис. 1. Матрица вероятности перехода между фациями.

Используя колонку фаций, необходимо рассчитать функцию плотности вероятностей толщины каждой фации. Данная функция $f(x)$ вычисляется как произведение экспоненциальной $h(x)$ и гауссовой

функции $g(x)$ распределения, но также могут быть использованы и другие распределения, лучше отвечающие конкретному месторождению [Connolly, Hughes, 2016]:

$$h(x) = \lambda e^{-\lambda x}, \quad (7)$$

$$g(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}, \quad (8)$$

$$f(x) = h(x)g(x) = \frac{\lambda}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2} - \lambda x}, \quad (9)$$

где $\lambda = \frac{1}{m}$, m – средняя мощность фации, σ – стандартное отклонение мощности фации, σ^2 – дисперсия мощности фации.

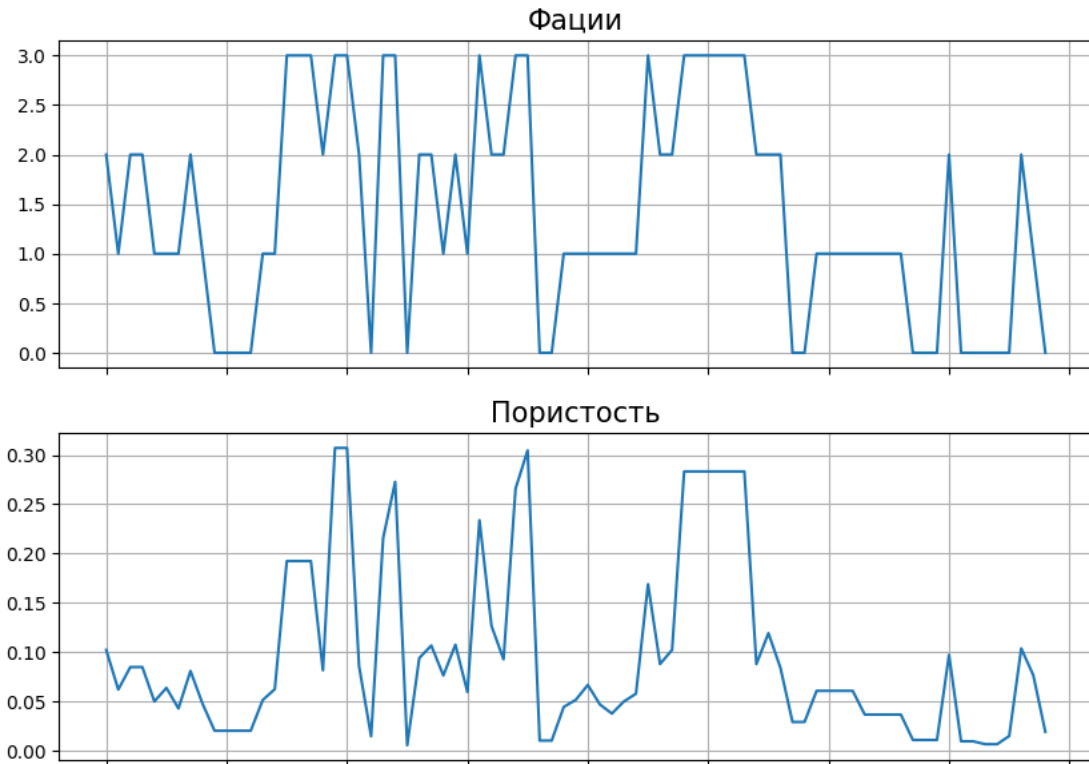


Рис. 2. Разделение фаций по пористости.

Используя матрицу перехода между фациями и распределение мощностей фаций, сгенерируем некоторое количество псевдоскважин. Количество псевдоскважин является гиперпараметром, так в работе [Connolly, Hughes, 2016] авторы генерируют 2000 псевдоскважин, а в работе [Grant et al., 2019] – 20 000, обычно достаточно от 10^3 – 10^4 псевдоскважин. На рисунке 3 приведены 10 случайных псевдоскважин из 1000 сгенерированных, используя матрицу перехода с рис. 1 и распределение для каждой фации, рассчитанное по формуле 9.

Отдельно хочется отметить, что главная ось матрицы перехода (рис. 1) заполнена 0. Это происходит вследствие того, что мощность каждой фации задается функцией плотности вероятности (9). Но существуют алгоритмы, в которых не используется функция плотности вероятности для прогнозирования мощности фации, в данном случае матрица перехода между фациями рассчитывается от дискрета к дискрету, и мощность фации определяется вероятностью перехода фации в саму себя, т. е. главной диагональю [Grana et al., 2012; de Figueiredo et al., 2019].

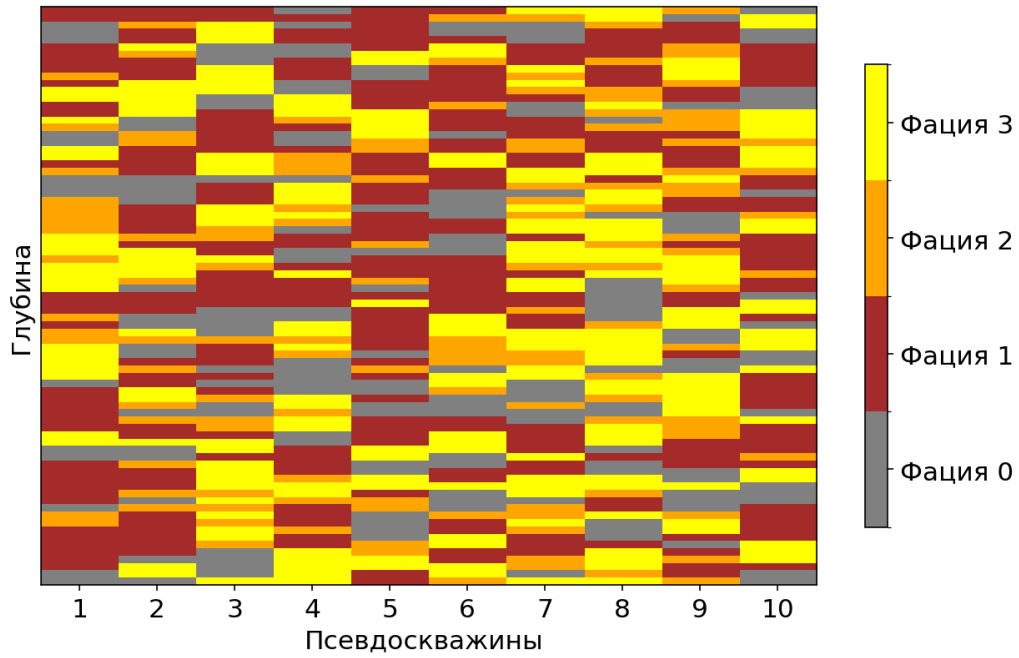


Рис. 3. Десять случайных псевдоскважин, полученных при помощи матрицы перехода с рис. 1 и формулы 9.

Следующим этапом выполняется прямое моделирование. В рамках данного этапа необходимо рассчитать акустическую жесткость (10) и коэффициенты отражения (11). Для расчета акустической жесткости [Connolly, Hughes, 2016] предлагают использовать extended elastic impedance (EEI), впервые предложенный в работе [Whitcombe et al., 2002], с целью повышения чувствительности рассматриваемого алгоритма к некоторым искомым параметрам:

$$EEI(\chi) = V_{p0}\rho_0 \left[\left(\frac{V_p}{V_{p0}} \right)^p \times \left(\frac{V_s}{V_{s0}} \right)^q \times \left(\frac{\rho}{\rho_0} \right)^r \right], \quad (10)$$

где $p = \cos(\chi) + \sin(\chi)$, $q = -8K \times \sin(\chi)$, $r = \cos(\chi) - 4K \times \sin(\chi)$, $K = \left(\frac{V_{s0}}{V_{p0}} \right)^2$, V_p – скорость продольной волны в слое, V_{p0} – средняя скорость продольной волны в рассматриваемом интервале, V_s – скорость поперечной волны в слое, V_{s0} – средняя скорость поперечной волны в рассматриваемом интервале, ρ – плотность в слое, ρ_0 – средняя плотность в рассматриваемом интервале.

$$A_k = \frac{EEI(\chi)_{k+1} - EEI(\chi)_k}{EEI(\chi)_{k+1} + EEI(\chi)_k}, \quad (11)$$

Для расчета EEI значения V_p , V_s и ρ берутся из зависимостей для каждой фации, полученных из колонок ГИС. Данные зависимости могут быть совершенно различными: линейные и нелинейные зависимости от глубины, зависимости между различными параметрами, формулы Гассмана [Gassmann, 1951] и т. д. Данный момент является плюсом ODiSI, т. к. позволяет более гибко настраивать рассматриваемый алгоритм под конкретные месторождения.

После расчета коэффициентов отражения рассчитываются модельные сейсмические трассы. Данная процедура выполняется при помощи операции свертки, которая определяется следующим уравнением:

$$q(t) = \int_0^t f(\tau)y(t - \tau)d\tau, \quad (12)$$

где $q(t)$ – модельная сейсмическая трасса, $f(t)$ – трасса коэффициентов отражения, $y(t)$ – сигнал, оцененный по данным каротажа и сеймики.

После расчета модельной сейсмической трассы для каждой псевдоскважины полученные сейсмические трассы сопоставляются с целевой сейсмической трассой. Для каждого сопоставления рассчитывается среднеквадратичная ошибка (13) и выбираются псевдоскважины с наименьшими ошибками. Количество выбранных псевдоскважин также является гиперпараметром, как и количество генерируемых псевдоскважин. В работе [Connolly, Hughes, 2016] авторы отбирают 30 лучших псевдоскважин, а в [Grant et al., 2019] – 100.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum(P_i - O_i)^2}{N}}, \quad (13)$$

где P_i – значение i дискрета целевой сейсмической трассы, O_i – значение i дискрета сейсмической трассы, соответствующей псевдоскважине, N – общее количество наблюдений.

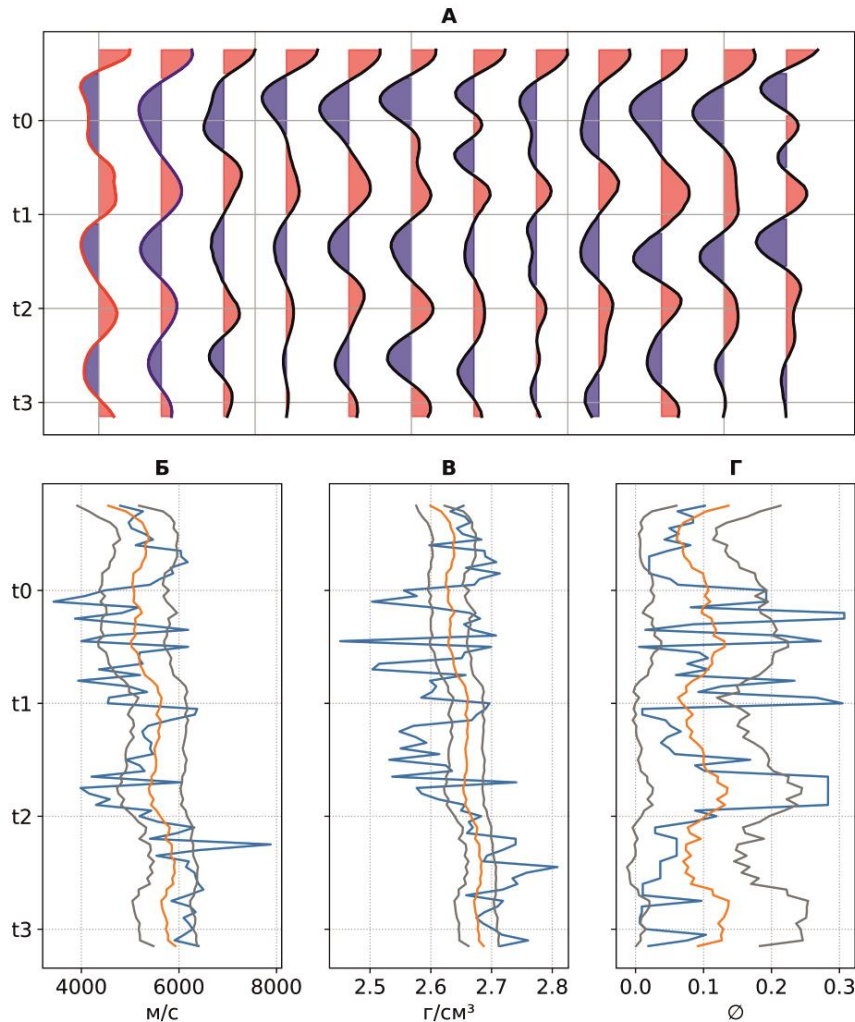


Рис. 4. Целевая сейсмическая трасса – красный цвет, модельная сейсмическая трасса, полученная усреднением – синий цвет, сейсмические трассы, которые усреднялись – черный цвет (А); скорости продольных волн: целевые значения – голубой цвет, модельные значения, полученные усреднением – оранжевый цвет, стандартное отклонение – серый цвет (Б); плотность: целевые значения – голубой цвет, модельные значения, полученные усреднением – оранжевый цвет, стандартное отклонение – серый цвет (В); пористость: целевые значения – голубой цвет, модельные значения, полученные усреднением – оранжевый цвет, стандартное отклонение – серый цвет (Г).

Последним шагом выполняется усреднение всех данных, соответствующих отобраным псевдоскважинам. Также рассчитывается стандартное отклонение (14) для каждого параметра (пористость, плотность, скорость продольной волны и т. д.) для оценки полученных результатов. На рисунке 4 приведен пример целевой сейсмической трассы, модельной сейсмической трассы, полученной усреднением 100 трасс, и 10 из 100 трасс, которые усреднялись. На этом же рисунке приведен пример данных ГИС, полученный при помощи рассматриваемого алгоритма. Разрезы сейсмических данных, разрезы пористости, стандартного отклонения пористости и разрез наиболее вероятных фаций показаны на рис. 5.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{N}}, \quad (14)$$

где x_i – значение соответствующего параметра, \bar{x} – среднее арифметическое всех значений соответствующего параметра, N – общее количество наблюдений.

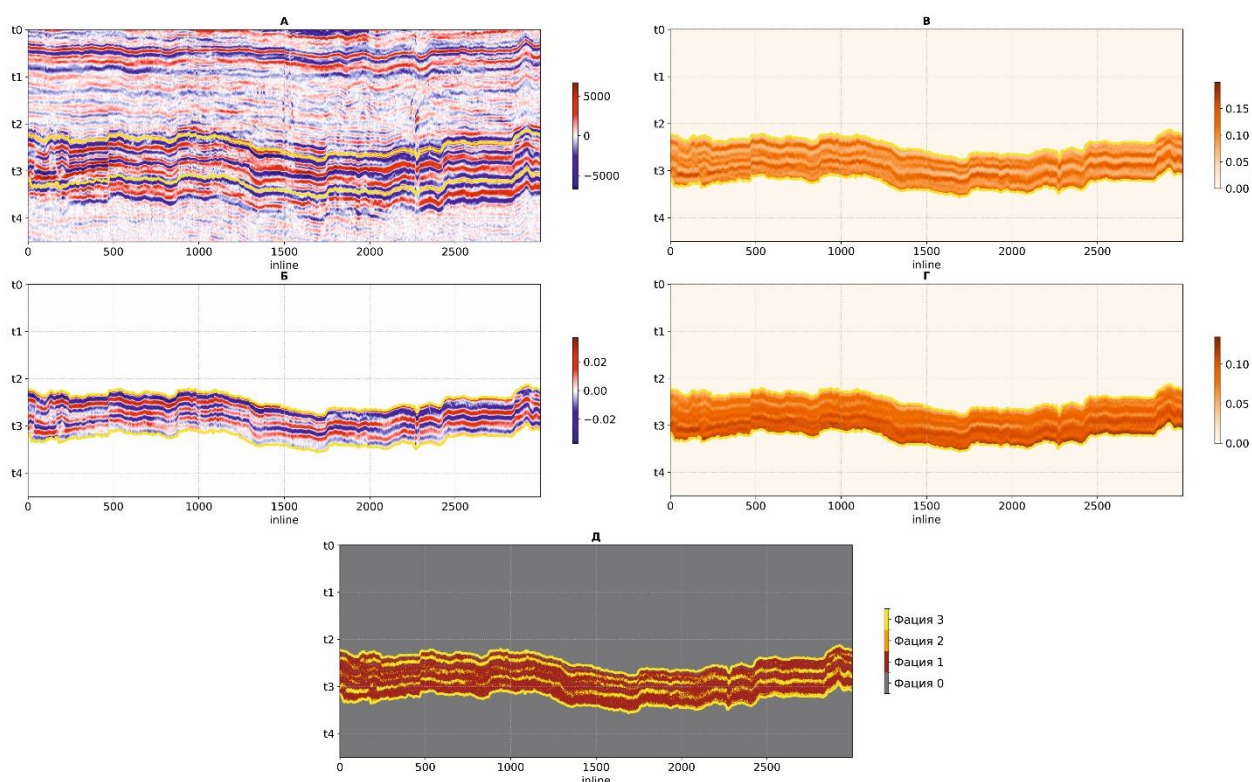


Рис. 5. Наблюдаемое волновое поле (А); подобранное волновое поле (Б); разрез пористости (В); стандартное отклонение пористости (Г); разрез фаций с наибольшей вероятностью (Д).

Рассматриваемый алгоритм является одномерным, не учитывающим латеральную корреляцию. Для решения данного вопроса авторы [Connolly, Hughes, 2016] предлагают определять наиболее вероятные литофации в каждой точке отбора на основе распределения литофаций для локального набора псевдоскважин с наименьшей среднеквадратичной ошибкой, а затем делать корректировку с учетом ближайших соседних трасс, учитывая локальное падение. Диапазон латерального поиска расширяется путем повторных итераций. На каждом шаге вероятности корректируются, чтобы вертикальная статистика оставалась согласованной с исходными параметрами и соблюдались вертикальные пропорции литологии. Но авторы отмечают, что, хотя пространственное моделирование важно и, по сути, необходимо для

построения моделей с разрешением выше сейсмического, учитывая ограничения геостатистических моделей и калибровочных данных, его не следует интегрировать в процесс сейсмической инверсии, а нужно оставить в качестве последующего шага, который может быть итеративно оптимизирован [Connolly, Hughes, 2014, 2016].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлен некоторый обзор современных методов стохастической сейсмической инверсии. Проследив ключевые этапы развития этого направления, авторы рассмотрели четыре метода, уделив особое внимание алгоритму ODiSI, как одному из перспективных и эффективных подходов. Мы хотели показать, что разнообразие алгоритмов стохастической инверсии является преимуществом, позволяя геофизикам выбирать инструмент, оптимально подходящий для конкретных геологических условий и решаемых задач – будь то оценка неопределенностей, воспроизведение свойств пород или построение высокоразрешенных моделей.

Алгоритм ODiSI был реализован в виде программного модуля. В ходе тестирования алгоритма возникли общие проблемы стохастической инверсии: большие временные затраты на расчеты и необходимость больших объемов памяти. Соответствующие сложности были преодолены путем распараллеливания и частичного сохранения результатов. Созданный алгоритм был протестирован на реальном геофизическом материале. В результате удалось построить набор согласованных реализаций, который включает разрезы литологических фаций и петрофизических свойств, согласующиеся со скважинной информацией. Эти результаты наглядно демонстрируют практическую применимость метода ODiSI для решения задач прогноза коллекторов и количественной характеристики геологической среды с учетом неопределенностей.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- Алексеев А.С.** Обратные динамические задачи сеймики // Некоторые методы и алгоритмы интерпретации геофизических данных. М.: Наука, 1967. С. 9–84.
- Ампиров Ю.П., Барков А.Ю., Яковлев И.В., Филиппова К.Е., Приезжев И.И.** Почти всё о сейсмической инверсии. Часть 1 // Технологии сейсморазведки. 2009. № 4. С. 3–16. EDN:LUNKLO.
- Гогоненков Г.Н.** Прогнозирование геологического разреза по сейсмическим данным // Геология нефти и газа. 1981. № 1. С. 48–55.
- Дмитрачков Д.К., Протасов М.И.** Применимость сейсмической инверсии для латерально-неоднородных сред // Геофизика. 2021. № 6. С. 33–37. EDN:HHVGPZ.
- Кондратьев И.К., Рыжков В.И., Киссин Ю.М., Шубин А.В.** Способы реализации и оценка эффективности сейсмической инверсии: Учебное пособие. М.: РГУ нефти и газа имени И.М. Губкина, 2011. 62 с.
- Кубышта И.И., Павловский Ю.В., Емельянов П.П.** Эффективность технологий инверсии данных сейсморазведки 3D как основа построения и уточнения сейсмогеологической модели вендских отложений месторождения Восточной Сибири // ПроНефть. 2016. № 1. С. 27–37. EDN:XTVKIP.
- Хамитуллин И.М., Новокрецин А.В., Шилова Ю.В., Ключова Е.Ю.** Возможности применения результатов геостатистической инверсии для 3D геологического моделирования // Научно-технический вестник ОАО «НК «Роснефть». 2014. № 4. С. 10–13. EDN:TGWSSL.

- Шаповалов М.Ю., Хамитуллин И.М., Шакиров Р.Р., Филиппова К.Е., Брегида А.А.** Использование сейсмической инверсии для прогноза коллектора в интервале прибрежно-континентальных отложений юрского комплекса // Георесурсы. 2023. Т. 25, № 3. С. 49–56. doi:10.18599/grs.2023.3.7. EDN:YJQKGY.
- Яковлев И.В., Ампилов Ю.П., Филиппова К.Е.** Почти всё о сейсмической инверсии. Часть 2 // Технологии сейсморазведки. 2011. № 1. С. 5–15. EDN:NRAZNB.
- Abrahamsen P., Hektoen A.L., Holden L., Munthe K.L.** Seismic impedance and porosity: support effects // E.Y. Baafi, N.A. Schofield (Eds.). Geostatistics Wollongong'96. Kluwer, Dordrecht, 1997. Vol. 1. P. 489–500.
- Angeleri G.P., Carpi R.** Porosity prediction from seismic data // Geophysical Prospecting. 1982. Vol. 30. P. 580–607. doi:10.1111/j.1365-2478.1982.tb01328.x.
- Avseth P., Mukerji T., Jørtad A., Mavko G., Veggeland T.** Seismic reservoir mapping from 3-D AVO in a North Sea turbidite system // Geophysics. 2001. Vol. 66 (4). P. 1157–1176. doi:10.1190/1.1487063.
- Bortoli L.J., Alabert F., Haas A., Journel A.** Constraining stochastic images to seismic data // A. Soares (Ed.). Geostatistics Tróia'92. Springer, Dordrecht, 1993. P. 325–337. doi:10.1007/978-94-011-1739-5_27.
- Bosch M., Mukerji T., Gonzalez E.F.** Seismic inversion for reservoir properties combining statistical rock physics and geostatistics: a review // Geophysics. 2010. Vol. 75 (5), 75A165–75A176. doi:10.1190/1.3478209.
- Connolly P.** Elastic impedance // Leading Edge. 1999. Vol. 18 (4). P. 438–452. doi:10.1190/1.1438307.
- Connolly P., Hughes M.** The application of very large numbers of pseudo-wells for reservoir characterisation // Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference. SPE, Abu Dhabi, UAE, 2014. P. SPE-171879-MS. doi:10.2118/171879-MS.
- Connolly P.A., Hughes M.J.** Stochastic inversion by matching to large numbers of pseudo-wells // Geophysics. 2016. Vol. 81 (2). P. M7–M22. doi:10.1190/geo2015-0348.1.
- Cyz M., Azevedo L.** Direct geostatistical seismic amplitude versus angle inversion for shale rock properties // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2020. Vol. 59 (6). P. 5335–5344. doi:10.1109/TGRS.2020.3017091.
- Das V., Pollack A., Wollner U., Mukerji T.** Effect of rock physics modeling in impedance inversion from seismic data using convolutional neural network // Proceedings of the 13th SEGJ International Symposium (Tokyo, Japan, 12–14 November 2018). Society of Exploration Geophysicists, Society of Exploration Geophysicists of Japan, 2019. P. 522–525. doi:10.1190/SEGJ2018-135.1.
- de Figueiredo L.P., Grana D., Roisenberg M., Rodrigues B.B.** Multimodal Markov chain Monte Carlo method for nonlinear petrophysical seismic inversion // Geophysics. 2019. Vol. 84 (5). P. M1–M13. doi:10.1190/geo2018-0839.1.
- Doyen P.M.** Seismic reservoir characterization: an Earth modelling perspective. EAGE, 2007. doi:10.3997/9789462820234.
- Dutta T., Mukerji T., Mavko G., Avseth P.** Reservoir quality prediction by integrating sequence stratigraphy and rock physics // SEG Technical Program Expanded Abstracts. 2006. P. 1811–1815. doi:10.1190/1.2369876.
- Fernandes F.J.D., Teixeira L., Freire A.F.M., Lupinacci W.M.** Stochastic seismic inversion and Bayesian facies classification applied to porosity modeling and igneous rock identification // Petroleum Science. 2024. Vol. 21 (2). P. 918–935. doi:10.1016/j.petsci.2023.11.020.
- Froidevaux R.** Probability field simulation // A. Soares (Ed.). Geostatistics Tróia'92. Springer, Dordrecht, 1993. P. 73–83. doi:10.1007/978-94-011-1739-5_7.

- Gassmann F.** Über die elastizität poroser medien // Vierteljahrsschrift der naturforschenden gesellschaft in Zürich. 1951. Vol. 96. P. 1–23.
- Grana D., Della Rossa E.** Probabilistic petrophysical-properties estimation integrating statistical rock physics with seismic inversion // Geophysics. 2010. Vol. 75 (3). P. O21–O37. doi:10.1190/1.3386676.
- Grana D., Mukerji T., Dvorkin J., Mavko G.** Stochastic inversion of facies from seismic data based on sequential simulations and probability perturbation method // Geophysics. 2012. Vol. 77 (4). P. 53–72. doi:10.1190/geo2011-0417.1.
- Grant S.R., Hughes M.J., Olatoke O.J., Philip N.** Stochastic inversion by trace matching for carbonate reservoir property prediction: A Mishrif Reservoir case study // The Leading Edge. 2019. Vol. 38 (1). P. 27–34. doi:10.1190/tle38010027.1.
- Gunning J., Glinesky M.E.** Detection of reservoir quality using Bayesian seismic inversion // Geophysics. 2007. Vol. 72 (3). P. R37–R49. doi:10.1190/1.2713043.
- Haas A., Dubrule O.** Geostatistical inversion – a sequential method of stochastic reservoir modeling constrained by seismic data // First Break. 1994. Vol. 12 (11). P. 561–569. doi:10.3997/1365-2397.1994034.
- Johari A., Emami Niri M.** Rock physics analysis and modelling using well logs and seismic data for characterising a heterogeneous sandstone reservoir in SW of Iran // Exploration Geophysics. 2021. Vol. 52 (4). P. 446–461. doi:10.1080/08123985.2020.1836956.
- Ketteb R., Djeddi M., Kiche Y.** Modeling of porosity by geostatistical methods // Arabian Journal of Geosciences. 2019. Vol. 12 (8). P. 268. doi:10.1007/s12517-019-4450-9.
- Krebs J.R., Anderson J.E., Hinkley D., Neelamani R., Lee S., Baumstein A., Lacasse M.-D.** Fast full-wavefield seismic inversion using encoded sources // Geophysics. 2009. Vol. 74 (6). P. WCC177–WCC188. doi:10.1190/1.3230502.
- Lang X., Grana D.** Geostatistical inversion of prestack seismic data for the joint estimation of facies and impedances using stochastic sampling from Gaussian mixture posterior distributions // Geophysics. 2017. Vol. 82 (4). P. M55–M65. doi:10.1190/geo2016-0670.1.
- Latimer R.B.** Inversion and interpretation of impedance data // Interpretation of three-dimensional seismic data. AAPG, SEG, Tulsa, Oklahoma, 2011. P. 309–350.
- Le Ravalec-Dupin M.** Inverse stochastic modeling of flow in porous media. Applications to reservoir characterization. Paris, Editions Technip, 2005. 194 p.
- Liu M., Grana D.** Accelerating geostatistical seismic inversion using TensorFlow: A heterogeneous distributed deep learning framework // Computers & Geosciences. 2019. Vol. 124. P. 37–45. doi:10.1016/j.cageo.2018.12.007.
- Mariethoz G., Caers J.** Multiple-point geostatistics: stochastic modeling with training images. John Wiley & Sons, 2014. doi:10.1002/9781118662953.
- Miele R., Grana D., Seabra Varella L.E., Viola Barreto B., Azevedo L.** Iterative geostatistical seismic inversion with rock-physics constraints for permeability prediction // Geophysics. 2023. Vol. 88 (2). P. M105–M117. doi:10.1190/geo2022-0352.1.
- Narayan S., Sahoo S.D., Kar S., Pal S.K., Kangsabanik S.** Improved reservoir characterization by means of supervised machine learning and model-based seismic impedance inversion in the Penobscot field, Scotian Basin // Energy Geosciences. 2024. Vol. 5 (2). P. 100180. doi:10.1016/j.engeos.2023.100180.

- Robinson E.A.** Predictive deconvolution of time series with applications to seismic exploration // MIT Geophysical Analysis Group Report No. 7. 1954. 281 p.
- Soares A., Diet J.D., Guerreiro L.** Stochastic inversion with a global perturbation method // EAGE Conference on Petroleum Geostatistics. EAGE, 2007. P. 32. doi:10.3997/2214-4609.201403048.
- Srivastava R.M.** Reservoir characterization with probability field simulation // Proceedings of the SEG Technical Program Expanded Abstracts. 1993. P. 330. doi:10.1190/1.1822473.
- Wadsworth G.P., Robinson E.A., Bryan J.G., Hurley P.M.** Detection of reflections on seismic records by linear operators // Geophysics. 1953. Vol. 18 (3). P. 539–586. doi:10.1190/1.1437911.
- Whitcombe D.N., Connolly P.A., Reagan R.L., Redshow T.C.** Extended elastic impedance for fluid and lithology prediction // Geophysics. 2002. Vol. 67 (1). P. 63–67. doi:10.1190/1.1451337.
- Zhang Z., He X.** A variational framework for inverse modeling: case study in CO₂ sequestration // Advances in Water Resources. 2025. Vol. 203. P. 105034. doi:10.1016/j.advwatres.2025.105034.

REFERENCES

- Abrahamsen P., Hektoen A.L., Holden L., Munthe K.L.** Seismic impedance and porosity: support effects // E.Y. Baafi, N.A. Schofield (Eds.). Geostatistics Wollongong'96. Kluwer, Dordrecht, 1997. Vol. 1. P. 489–500.
- Alekseev A.S.** Inverse dynamic problems of seismics // Some methods and algorithms for interpreting geophysical data (In Russ.). Nauka, Moscow, 1967. P. 9–84.
- Ampilov Yu.P., Barkov A.Yu., Yakovlev I.V., Filippova K.E., Priezzhev I.I.** Almost everything about seismic inversion. Part 1 // Seismic Technologies. 2009. No. 4. P. 3–16. (In Russ.).
- Angeleri G.P., Carpi R.** Porosity prediction from seismic data // Geophysical Prospecting. 1982. Vol. 30. P. 580–607. doi:10.1111/j.1365-2478.1982.tb01328.x.
- Avseth P., Mukerji T., Jørtad A., Mavko G., Veggeland T.** Seismic reservoir mapping from 3-D AVO in a North Sea turbidite system // Geophysics. 2001. Vol. 66 (4). P. 1157–1176. doi:10.1190/1.1487063.
- Bortoli L.J., Alabert F., Haas A., Journel A.** Constraining stochastic images to seismic data // A. Soares (Ed.). Geostatistics Tróia'92. Springer, Dordrecht, 1993. P. 325–337. doi:10.1007/978-94-011-1739-5_27.
- Bosch M., Mukerji T., Gonzalez E.F.** Seismic inversion for reservoir properties combining statistical rock physics and geostatistics: a review // Geophysics. 2010. Vol. 75 (5), 75A165–75A176. doi:10.1190/1.3478209.
- Connolly P.** Elastic impedance // Leading Edge. 1999. Vol. 18 (4). P. 438–452. doi:10.1190/1.1438307.
- Connolly P., Hughes M.** The application of very large numbers of pseudo-wells for reservoir characterisation // Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference. SPE, Abu Dhabi, UAE, 2014. P. SPE-171879-MS. doi:10.2118/171879-MS.
- Connolly P.A., Hughes M.J.** Stochastic inversion by matching to large numbers of pseudo-wells // Geophysics. 2016. Vol. 81 (2). P. M7–M22. doi:10.1190/geo2015-0348.1.
- Cyz M., Azevedo L.** Direct geostatistical seismic amplitude versus angle inversion for shale rock properties // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2020. Vol. 59 (6). P. 5335–5344. doi:10.1109/TGRS.2020.3017091.
- Das V., Pollack A., Wollner U., Mukerji T.** Effect of rock physics modeling in impedance inversion from seismic data using convolutional neural network // Proceedings of the 13th SEGJ International Symposium (Tokyo, Japan, 12–14 November 2018). Society of Exploration Geophysicists, Society of Exploration Geophysicists of Japan, 2019. P. 522–525. doi:10.1190/SEGJ2018-135.1.

- de Figueiredo L.P., Grana D., Roisenberg M., Rodrigues B.B.** Multimodal Markov chain Monte Carlo method for nonlinear petrophysical seismic inversion // *Geophysics*. 2019. Vol. 84 (5). P. M1–M13. doi:10.1190/geo2018-0839.1.
- Dmitrakhov D.K., Protasov M.I.** Applicability of seismic inversion for laterally heterogeneous media // *Geophysics*. 2021. No. 6. P. 33–37. (In Russ.).
- Doyen P.M.** Seismic reservoir characterization: an Earth modelling perspective. EAGE, 2007. doi:10.3997/9789462820234.
- Dutta T., Mukerji T., Mavko G., Avseth P.** Reservoir quality prediction by integrating sequence stratigraphy and rock physics // *SEG Technical Program Expanded Abstracts*. 2006. P. 1811–1815. doi:10.1190/1.2369876.
- Fernandes F.J.D., Teixeira L., Freire A.F.M., Lupinacci W.M.** Stochastic seismic inversion and Bayesian facies classification applied to porosity modeling and igneous rock identification // *Petroleum Science*. 2024. Vol. 21 (2). P. 918–935. doi:10.1016/j.petsci.2023.11.020.
- Froidevaux R.** Probability field simulation // A. Soares (Ed.). *Geostatistics Tróia'92*. Springer, Dordrecht, 1993. P. 73–83. doi:10.1007/978-94-011-1739-5_7.
- Gassmann F.** Über die elastizität poroser medien // *Vierteljahrsschrift der naturforschenden gesellschaft in Zürich*. 1951. Vol. 96. P. 1–23.
- Gogonenkov G.N.** Prediction of geological section from seismic data // *Russian Oil and Gas Geology*. 1981. No. 1. P. 48–55.
- Grana D., Della Rossa E.** Probabilistic petrophysical-properties estimation integrating statistical rock physics with seismic inversion // *Geophysics*. 2010. Vol. 75 (3). P. O21–O37. doi:10.1190/1.3386676.
- Grana D., Mukerji T., Dvorkin J., Mavko G.** Stochastic inversion of facies from seismic data based on sequential simulations and probability perturbation method // *Geophysics*. 2012. Vol. 77 (4). P. 53–72. doi:10.1190/geo2011-0417.1.
- Grant S.R., Hughes M.J., Olatoke O.J., Philip N.** Stochastic inversion by trace matching for carbonate reservoir property prediction: A Mishrif Reservoir case study // *The Leading Edge*. 2019. Vol. 38 (1). P. 27–34. doi:10.1190/tle38010027.1.
- Gunning J., Glinsky M.E.** Detection of reservoir quality using Bayesian seismic inversion // *Geophysics*. 2007. Vol. 72 (3). P. R37–R49. doi:10.1190/1.2713043.
- Haas A., Dubrule O.** Geostatistical inversion – a sequential method of stochastic reservoir modeling constrained by seismic data // *First Break*. 1994. Vol. 12 (11). P. 561–569. doi:10.3997/1365-2397.1994034.
- Johari A., Emami Niri M.** Rock physics analysis and modelling using well logs and seismic data for characterising a heterogeneous sandstone reservoir in SW of Iran // *Exploration Geophysics*. 2021. Vol. 52 (4). P. 446–461. doi:10.1080/08123985.2020.1836956.
- Ketteb R., Djeddi M., Kiche Y.** Modeling of porosity by geostatistical methods // *Arabian Journal of Geosciences*. 2019. Vol. 12 (8). P. 268. doi:10.1007/s12517-019-4450-9.
- Khamitullin I.M., Novokreshchin A.V., Shilova Yu.V., Klyusova E.Yu.** Potential applications of geostatistical inversion results for 3D geological modeling // *Scientific and Technical Bulletin of Rosneft*. 2014. No. 4. P. 10–13. (In Russ.).
- Kondratiev I.K., Ryzhkov V.I., Kissin Y.M., Shubin A.V.** Methods of implementation and evaluation of the effectiveness of seismic Inversion: A Textbook (In Russ.). Publishing Center of Gubkin Russian State University of Oil and Gas, Moscow, 2011. 62 p.

- Krebs J.R., Anderson J.E., Hinkley D., Neelamani R., Lee S., Baumstein A., Lacasse M.-D.** Fast full-wavefield seismic inversion using encoded sources // *Geophysics*. 2009. Vol. 74 (6). P. WCC177–WCC188. doi: 10.1190/1.3230502.
- Kubyshta I.I., Pavlovskiy Yu.V., Emelyanov P.P.** Efficient 3D seismic inversion technologies as a basis for creating and updating geoseismic model of the Vendian deposits (in terms of Eastern Siberia oil-and-gas field) // *ProNefT*. 2016. No. 1. P. 27–37. (In Russ.).
- Lang X., Grana D.** Geostatistical inversion of prestack seismic data for the joint estimation of facies and impedances using stochastic sampling from Gaussian mixture posterior distributions // *Geophysics*. 2017. Vol. 82 (4). P. M55–M65. doi:10.1190/geo2016-0670.1.
- Latimer R.B.** Inversion and interpretation of impedance data // *Interpretation of three-dimensional seismic data*. AAPG, SEG, Tulsa, Oklahoma, 2011. P. 309–350.
- Le Ravalec-Dupin M.** Inverse stochastic modeling of flow in porous media. Applications to reservoir characterization. Paris, Editions Technip, 2005. 194 p.
- Liu M., Grana D.** Accelerating geostatistical seismic inversion using TensorFlow: A heterogeneous distributed deep learning framework // *Computers & Geosciences*. 2019. Vol. 124. P. 37–45. doi: 10.1016/j.cageo.2018.12.007.
- Mariethoz G., Caers J.** Multiple-point geostatistics: stochastic modeling with training images. John Wiley & Sons, 2014. doi:10.1002/9781118662953.
- Miele R., Grana D., Seabra Varella L.E., Viola Barreto B., Azevedo L.** Iterative geostatistical seismic inversion with rock-physics constraints for permeability prediction // *Geophysics*. 2023. Vol. 88 (2). P. M105–M117. doi: 10.1190/geo2022-0352.1.
- Narayan S., Sahoo S.D., Kar S., Pal S.K., Kangsabanik S.** Improved reservoir characterization by means of supervised machine learning and model-based seismic impedance inversion in the Penobscot field, Scotian Basin // *Energy Geosciences*. 2024. Vol. 5 (2). P. 100180. doi:10.1016/j.engeos.2023.100180.
- Robinson E.A.** Predictive deconvolution of time series with applications to seismic exploration // MIT Geophysical Analysis Group Report No. 7. 1954. 281 p.
- Shapovalov M.Yu., Khamitullin I.M., Shakirov R.R., Filippova K.E., Bregid A.A.** Reservoir characterization in coastal-continental environment of the Jurassic complex based on seismic data inversion // *Georesources*. 2023. Vol. 25 (3). P. 49–56. (In Russ.). doi:10.18599/grs.2023.3.7.
- Soares A., Diet J.D., Guerreiro L.** Stochastic inversion with a global perturbation method // *EAGE Conference on Petroleum Geostatistics*. EAGE, 2007. P. 32. doi:10.3997/2214-4609.201403048.
- Srivastava R.M.** Reservoir characterization with probability field simulation // *Proceedings of the SEG Technical Program Expanded Abstracts*. 1993. P. 330. doi:10.1190/1.1822473.
- Wadsworth G.P., Robinson E.A., Bryan J.G., Hurley P.M.** Detection of reflections on seismic records by linear operators // *Geophysics*. 1953. Vol. 18 (3). P. 539–586. doi:10.1190/1.1437911.
- Whitcombe D.N., Connolly P.A., Reagan R.L., Redshow T.C.** Extended elastic impedance for fluid and lithology prediction // *Geophysics*. 2002. Vol. 67 (1). P. 63–67. doi:10.1190/1.1451337.
- Yakovlev I.V., Ampilov Y.P., Filippova K.E.** Almost everything about seismic inversion. Part 2 // *Seismic Technologies*. 2011. No. 1. P. 5–15. (In Russ.).
- Zhang Z., He X.** A variational framework for inverse modeling: case study in CO₂ sequestration // *Advances in Water Resources*. 2025. Vol. 203. P. 105034. doi:10.1016/j.advwatres.2025.105034.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

КОСТАЩУК Даниил Иванович – аспирант НГУ, инженер лаборатории динамических проблем сейсмологии Института нефтегазовой геологии и геофизики СО РАН. Основные научные интересы: атрибутивный и сейсмофациальный анализ, разработка алгоритмов определения характеристик целевых геологических объектов.

МИТРОФАНОВ Георгий Михайлович – доктор физико-математических наук, доцент, главный научный сотрудник лаборатории динамических проблем сейсмологии Института нефтегазовой геологии и геофизики СО РАН. Основные научные интересы: разработка методов и технологий обработки и интерпретации сейсмических данных, решение обратных задач геофизики.

*Статья поступила в редакцию 30 декабря 2025 г.,
одобрена после рецензирования 12 февраля 2026 г.,
принята к публикации 12 февраля 2026 г.*