

*Р. А. Ефремов<sup>1,2,3\*</sup>, А. В. Яблоков<sup>1,2,3</sup>*

## **Исследование нового алгоритма роевого интеллекта для обращения дисперсионных кривых поверхностных волн**

<sup>1</sup> Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН,  
г. Новосибирск, Российская Федерация

<sup>2</sup> Институт горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН, г. Новосибирск, Российская Федерация

<sup>3</sup> Новосибирский государственный университет, г. Новосибирск, Российская Федерация

\*e-mail: r.efremov2@g.nsu.ru

**Аннотация.** В работе исследуется новый подход к задаче инверсии дисперсионных кривых поверхностных волн на основе биоинспирированного алгоритма оптимизации «роя салп» (Salp Swarm Algorithm или SSA). Идея алгоритма SSA заключается в симуляции движения агентов, определяющих текущий набор восстанавливаемых параметров в заданном пространстве, подобно процессу поиска пищи морских салп. Положения поисковых агентов обновляются в ходе итерационного процесса на основе закона равноускоренного движения и контролируются адаптивными коэффициентами. Эти коэффициенты определяют переход от этапа исследования всего пространства (поиск) до уточнения окончательного решения (охота). В рассматриваемой постановке восстанавливаются значения векторов скорости поперечной волны и мощности слоев в моделях с небольшим количеством слоев. В работе представлена визуализация работы алгоритма SSA на примере двумерной задачи и продемонстрирована его эффективность при поиске глобальных оптимумов. Также приведен анализ результатов синтетических экспериментов для различных классов слоистых скоростных моделей.

**Ключевые слова:** MASW, инверсия, SSA, метод роя, инженерная сейсморазведка

*R. A. Efremov<sup>1,2,3,\*</sup>, A. V. Yablokov<sup>1,2,3</sup>*

## **Research of a new swarm intelligence algorithm for the inversion of surface waves dispersion curves**

<sup>1</sup> Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, Novosibirsk,  
Russian Federation

<sup>2</sup> Chinakal Institute of Mining SB RAS, Novosibirsk, Russian Federation

<sup>3</sup> Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russian Federation

\*e-mail: r.efremov2@g.nsu.ru

**Abstract.** This research investigates a new approach to the problem of surface wave dispersion curve inversion based on the bioinspired Salp Swarm Algorithm (SSA). The idea of the SSA algorithm is to simulate the movement of agents representing the current set of restorable parameters in a given range, similar to the process of searching for food of sea salps. The positions of the searching agents are updated during the iterative process based on the law of uniformly accelerated motion and controlled by adaptive coefficients. These coefficients determine the transition from the stage of exploration of the whole domain (search) to the refinement of the final solution (hunt). In the considered formulation, the values of transverse wave velocity vectors and layer thicknesses are determined in models with a small number of layers. The paper presents a visualization of the operation of the SSA algorithm on the example of a two-dimensional problem and demonstrates its effectiveness in finding global optima. We also analyze the results of synthetic experiments for different classes of layered velocity models.

**Keywords:** MASW, inverse problem, SSA, swarm method, engineering seismic

## *Введение*

Методы анализа поверхностных волн применяются для решения широкого круга задач: восстановление строения приповерхностных грунтов [11], картирование кровли пород фундамента [7], оценку добротности [10], поиск зон разуплотнения в дорожном покрытии [6] и др. Наибольшее распространение получил метод многоканального анализа поверхностных волн (MASW) за счет устойчивости к случайному шуму, простой и отлаженной методики наблюдения данных, а также возможности восстановления скоростных моделей с отрицательным градиентом скорости. Метод MASW реализуется в 3 основных этапа: наблюдение полевых данных, извлечение дисперсионной кривой (спектральный анализ) и ее обращение в скоростную модель (инверсия).

Инверсия дисперсионных кривых поверхностных волн представляет собой сложную задачу в силу ее нелинейности, многопараметрического характера и наличия множества локальных оптимумов в многомерном пространстве функционала невязки [3]. В частности, неоднозначность инверсии дисперсионных кривых возрастает с увеличением числа восстанавливаемых параметров скоростной модели, что приводит к проблеме оценки неопределенности [12]. Наиболее подходящей стратегией регуляризации решения является переход к классу слоистых моделей, сокращение пространства решения и применение методов глобальной оптимизации [1, 8, 13].

Теорема NFL [9] показывает важность создания и применения новых алгоритмов в различных областях, поскольку эффективность алгоритма при решении одного набора задач не гарантирует его успеха на других наборах тестовых задач. Этим и обусловлена данная работа, в которой адаптируется и исследуется алгоритм роевого интеллекта применительно к задаче определения параметров одномерной модели скорости поперечной волны обращением дисперсионных кривых поверхностных волн.

Интерес к алгоритмам роевого интеллекта обусловлен следующими факторами: высокая адаптивность, безградиентный механизм и возможность избегания локальных оптимумов. Алгоритм роя сальп (от англ. Salp Swarm Algorithm или SSA) – оптимизатор на основе биоинспирации, созданный для решения задач инженерного моделирования [5]. Его создание вдохновлено поведением колоний плавающих морских животных – сальпов, образующих изгибающиеся цепочки или спирали. Алгоритм SSA основывается на концепции коллективного поиска пищи. Алгоритм начинает с размещения случайного набора условных сальп в пространстве и вычисления значений целевой функции для каждой из них. Сальпа с наилучшим значением функции становится "источником пищи", за которым охотится группа сальп, состоящая из ведущих и ведомых особей. Когда группа находит "источник пищи", его положение обновляется, и процесс повторяется. Важным этапом является переход от разведки к нападению, который происходит после прохождения 50% всех итераций.

Эффективность алгоритма SSA проверена на ряде синтетических данных для различных типов моделей: 1 – с положительным градиентом скорости с глубиной, 2 – с наличием низкоскоростного и 3 – высокоскоростного слоя.

### **Описание оптимизационного алгоритма роя сальп**

В оптимизационном алгоритме роя сальп положение сальпа определяется в  $D$ -мерном пространстве переменных. Положение всех агентов сохраняется в матрице  $X_{ld}^k$ ,  $l \in [1, L]$ ,  $d \in [1, D]$ ,  $k \in [1, K]$ , где  $L$  – количество итераций,  $D$  – количество переменных задачи,  $K$  – количество агентов, а  $M$  – количество лидеров. Количество агентов выбирается в соответствии с размерностью задачи:  $K = 10 \cdot D$ , где  $D$  – размерность задачи, определяемая числом восстанавливаемых параметров.

В оптимизационном алгоритме роя сальп предполагается, что в пространстве поиска находится цель, которую цепочка агентов, называемая источником пищи  $G$ , стремится достичь. Начальное положение лидера и источника пищи инициализируется случайными значениями в заданных диапазонах поиска решения. Изменение положение лидера в процессе итераций определяется следующим выражением:

$$X_{ld}^m = \begin{cases} G_{ld} + c_l^1((ub_d - lb_d)c^2 + lb_d), & c^3 \geq 0.5 \\ G_{ld} - c_l^1((ub_d - lb_d)c^2 + lb_d), & c^3 < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

где  $X_{ld}^m$  – положение лидера  $m \in [1, M]$  в пространстве параметра  $d$  на  $l$ -ой итерации;  $G_{ld}$  – положение пищи в пространстве параметра  $d$  на  $l$ -ой итерации;  $ub_d$  и  $lb_d$  соответственно означают верхнюю и нижнюю границу поиска в пространстве параметра  $d$ .

Параметр  $c_l^1$  отвечает за переход от поиска к нападению и определяется выражением:

$$c_l^1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2} \quad (2)$$

Параметры  $c^2$  и  $c^3$  выбираются из случайного равномерного распределения в диапазоне  $[0,1]$ . Параметр  $c^2$  отвечает за размер случайного шага лидера, а  $c^3$  за направление шага. Изменение положений сальпов-последователей описывается законом движения Ньютона:

$$X_{ld}^k = \frac{1}{2}(X_{ld}^{k-1} + X_{ld}^k) \quad (3)$$

Таким образом, на  $l$ -ой итерации сальп в пространстве параметра  $d$  сдвигается к предыдущему сальпу в цепи на половину расстояния между ними, и это происходит со всей группой последователей. Положение источника пищи  $G_{ld}$  обновляется после того, как все агенты изменяют свое положение в соответствии с уравнениями (1) и (3), и становится оптимальными параметрами после  $l$ -ой итерации.

В задачах оптимизации невозможно использовать математическую модель для прямой симуляции сальп-цепей. Для решения оптимизационных задач требуется модифицировать модель, чтобы адаптировать ее к этим задачам. Основная цель оптимизатора – найти глобальный оптимум. В модели "рой сальп" последователи движутся за лидером, который направляется к источнику пищи. Если источник пищи ассоциировать с глобальным оптимумом, то сальп-цепь автоматически будет двигаться в его направлении. Однако в задачах оптимизации глобальный оптимум обычно неизвестен. Поэтому предполагается, что наилучшее решение, найденное на данный момент, считается глобальным оптимумом и используется в качестве источника пищи, к которому сальп-цепь стремится.

В данном исследовании алгоритм SSA был адаптирован для задачи инверсии дисперсионных кривых фазовых скоростей. Инверсия проводится только для дисперсионной кривой фундаментальной моды волны Релея с целью восстановления значений скорости поперечной волны ( $V_S$ ) и мощностей слоев ( $h$ ) в геологическом разрезе. Оптимизационная задача направлена на поиск глобального минимума невязки между извлеченной и расчетной дисперсионными кривыми. Прямое моделирование дисперсионных кривых волны Релея осуществляется с помощью библиотеки *disba* (Python), которая реализует матричный алгоритм Дункина [2].

Для визуализации описанной математической модели выполняется моделирование задачи оптимизации. В качестве функции невязки используется L2 (евклидова) норма. Рассчитывается дисперсионная кривая для горизонтально-слоистой среды с двумя слоями, где параметры скорости поперечной волны  $V_S$ : 150, 700 м/с и мощности слоев  $h = 5$  м. Для визуализации двумерной задачи (в пространстве параметров  $V_S$ ) мощность слоя была зафиксирована, а поиск выполнялся в пространстве  $V_S$  первого слоя и  $V_S$  второго слоя (рис. 1). Визуализация расчетов показывает, как рой формирует цепочку и как изменяется положение источника пищи (оптимума) в процессе оптимизации (зелёный ромб на рис. 1). На последних итерациях решение сходится к истинному оптимуму.

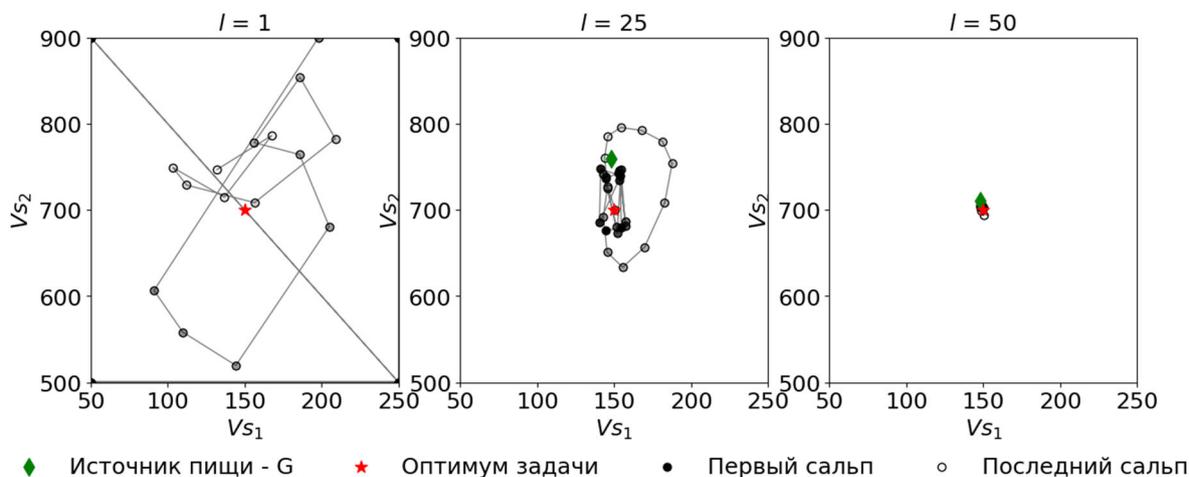


Рис. 1. Изменение положения поисковых агентов в пространстве параметров  $V_S^1 - V_S^2$  в ходе итерационного решения двумерной оптимизационной задачи

## Результаты синтетических экспериментов

В рамках текущего исследования анализируются результаты обработки данных, полученных в ходе серии синтетических экспериментов. Рассматриваются три класса слоистых скоростных моделей: 1 – с положительным градиентом скорости, 2 – с низкоскоростным и 3 – высокоскоростным слоем. Модель с положительным градиентом скорости представляет собой типичную последовательность отложений при спокойной обстановке осадконакопления. Второй и третий класс моделей иллюстрируют наличие сезонных и реликтовых многолетнемерзлых пород.

Истинные значения  $V_S$  и  $h$  синтетических скоростных моделей представлены на рис. 2 (сверху), черной пунктирной линией. Значения скорости продольной волны, необходимые для расчета фазовых скоростей волны Релея, рассчитываются на основе коэффициента Пуассона ( $\nu$ ):

$$V_P = V_S \sqrt{2(1 - \nu)/(1 - 2\nu)}.$$

При этом  $\nu$  равняется 0.35, который является типичным для приповерхностных грунтов. Значения плотности рассчитываются исходя из эмпирического соотношения:

$$\rho = 2.35 + 0.036 \cdot (V_P - 3)^2 \text{ г/см}^3 [4].$$

Результатом решения рассматриваемой обратной задачи являются 100 независимых скоростных моделей S-волны (рис. 2, сверху). Функционал невязки – *MSLE*. Анализ параметров распределения восстановленных значений характеризует устойчивость решения (области эквивалентности результатов). Для такой статистически значимой выборки модель, полученная расчетом математического ожидания (красная пунктирная линия на рис. 2, сверху), будет являться наилучшим решением обратной задачи.

Для алгоритма SSA ошибка MAPE, измеряющая отклонение между восстановленной скоростной моделью, определенной на основе математического ожидания распределений параметров, и истинной скоростной моделью, составляет 0.4%, 3.2%, 1.8% для первой, второй и третьей модели соответственно. Максимальные ошибки восстановления при использовании алгоритма SSA не превышают 1.6% и 4.9% для  $V_S$  и  $h$ , соответственно. При этом алгоритм SSA обеспечивает низкий разброс восстановленных значений, определяемый стандартным отклонением восстановленных параметров. Максимальный разброс восстановленных значений наблюдается в третьем слое второй модели: 8% от истинного значения для  $V_S$  и 11% от истинного значения для  $h$ .

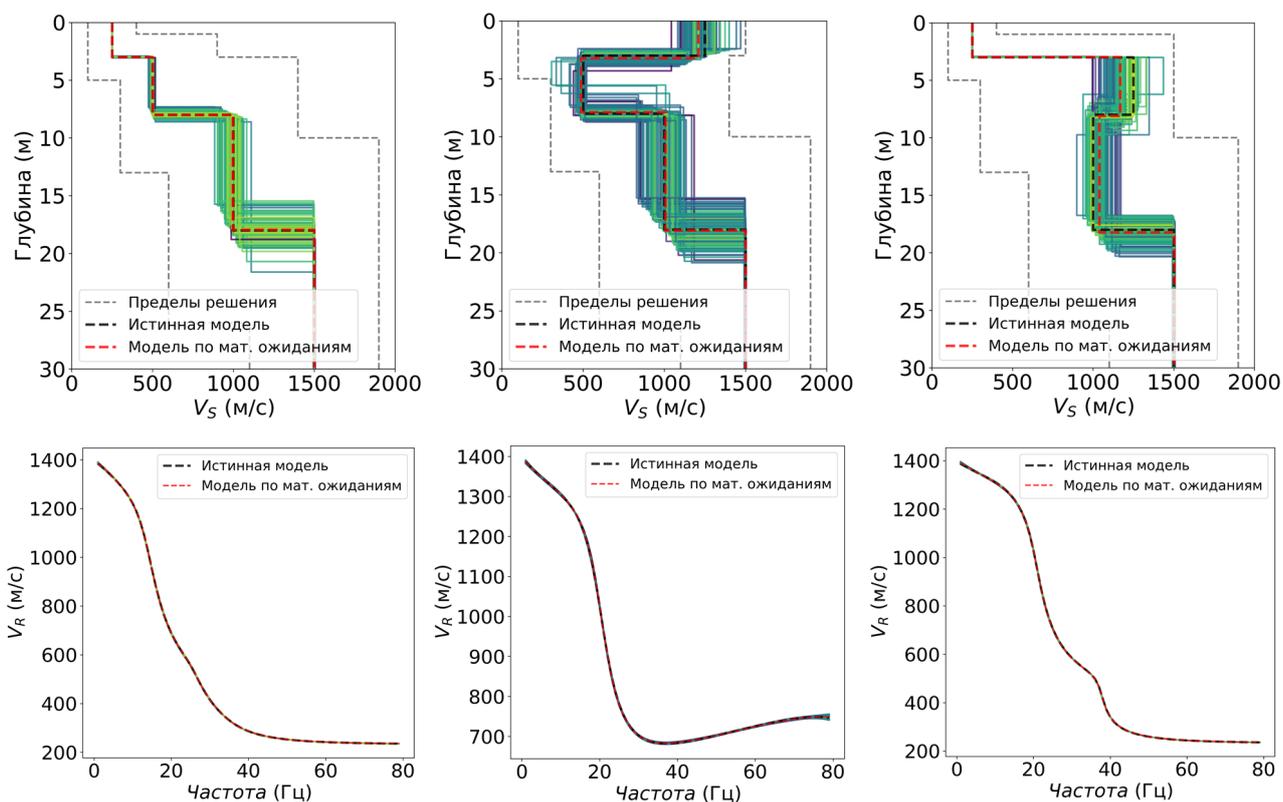


Рис. 2. Результат решения обратной задачи с использованием алгоритма SSA для различных классов скоростных моделей: восстановленные скоростные модели (сверху) и их дисперсионные кривые (снизу)

### Заключение

В рамках исследования алгоритм SSA адаптирован для решения задачи инверсии дисперсионных кривых поверхностных волн. Источником пики «роя сальп» здесь является позиция значений векторов скорости S-волны и мощности восстанавливаемой модели в многомерном пространстве функционала невязки, определяемого выбранной метрикой. В статье приводится анализ результатов синтетических экспериментов, в ходе которых рассмотрены три класса слоистых скоростных моделей: приповерхностные грунты с положительным градиентом скорости, грунты с низкоскоростным слоем и грунты с высокоскоростным слоем. Результаты применения алгоритма SSA демонстрируют незначительные ошибки восстановления параметров, в среднем не превышающие 1.6% и 4.9% для скорости S-волны и мощности, соответственно. Также SSA обеспечивает небольшой разброс значений восстановленных параметров. Таким образом, SSA позволяет реализовать достаточно точное и устойчивое решение обратной задачи метода MASW.

### Благодарности

Исследование выполнено за счет совместного гранта Российского научного фонда и Правительства Новосибирской области № 23-27-10042, <https://rscf.ru/project/23-27-10042/>.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Cox B. R., Teague D. P. Layering ratios: a systematic approach to the inversion of surface wave data in the absence of a priori information // *Geophysical Journal International*. – 2016. – Vol. 207. – № 1. – P. 422-438.
2. Dunkin J. W. Computation of modal solutions in layered, elastic media at high frequencies // *Bulletin of the Seismological Society of America*. – 1965. – Vol. 55. – № 2. – P. 335-358.
3. Foti S., Lai C. G., Rix G. J., Strobbia C. *Surface wave methods for near-surface site characterization*. – CRC press, 2014.
4. Kurita T. Regional variations in the structure of the crust in the central United States from P-wave spectra // *Bulletin of the Seismological Society of America*. – 1973. – Vol. 63. – № 5. – P. 1663-1687.
5. Mirjalili S., Gandomi A. H., Mirjalili S. Z., Saremi S., Faris H., Mirjalili S. M. Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems // *Advances in engineering software*. – 2017. – Vol. 114. – P. 163-191.
6. Ryden N., Park C. B. Fast simulated annealing inversion of surface waves on pavement using phase-velocity spectra // *Geophysics*. – 2006. – Vol. 71. – № 4. – P. R49-R58.
7. Socco L. V., Foti S., Boiero D. Surface-wave analysis for building near-surface velocity models-established approaches and new perspectives // *Geophysics*. – 2010. – Vol. 75. – № 5. – P. A83-A102.
8. Song X., Tang L., Zhao S., Zhang X., Li L., Huang J., Cai W. Grey Wolf Optimizer for parameter estimation in surface waves // *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*. – 2015. – Vol. 75. – P. 147-157.
9. Wolpert D. H., Macready W. G. No free lunch theorems for optimization // *IEEE transactions on evolutionary computation*. – 1997. – Vol. 1. – № 1. – P. 67-82.
10. Xia J. Estimation of near-surface shear-wave velocities and quality factors using multi-channel analysis of surface-wave methods // *Journal of Applied Geophysics*. – 2014. – Vol. 103. – P. 140-151.
11. Xia J., Miller R. D., Park C. B. Estimation of near-surface shear-wave velocity by inversion of Rayleigh wave // *Geophysics*. – 1999. – Vol. 64. – № 3. – P. 691-700.
12. Yablokov A., Lugovtsova Y., Serdyukov A. Uncertainty quantification of multimodal surface wave inversion using artificial neural networks // *Geophysics*. – 2023. – Vol. 88. – № 2. – P. KS1-KS11.
13. 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.

© P. A. Ефремов, А. В. Яблоков, 2024