

УДК 519.6+550.837+551.34

## МОДЕЛИРОВАНИЕ И ИНВЕРСИЯ СИГНАЛОВ ИМПУЛЬСНЫХ ЭЛЕКТРОМАГНИТНЫХ ЗОНДИРОВАНИЙ В ЗАДАЧЕ МОНИТОРИНГА МНОГОЛЕТНЕМЕРЗЛЫХ ПОРОД С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

О.В. Нечаев, К.Н. Даниловский, И.В. Михайлов

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

Представлен подход к решению задач мониторинга многолетнемерзлых пород на основе интеграции традиционных методов электромагнитных индукционных зондирований с технологиями глубокого машинного обучения. Приводятся решение прямой задачи импульсного электромагнитного зондирования методом конечных элементов с применением преобразования Сумуду, а также результаты разработки нейросетевого решателя прямой задачи на основе искусственной нейронной сети (ИНС), обученной на рассчитанных конечно-элементным алгоритмом данных. Нейросетевой решатель характеризуется схожей точностью моделирования с конечно-элементным методом, однако работает на несколько порядков быстрее, что открывает возможности для быстрой инверсии. Приводится решение обратной задачи, основанное на алгоритме PARS. Кроме того, представлен нейросетевой алгоритм инверсии, обученный на том же наборе данных, представляющий собой альтернативный подход к решению обратной задачи. В рамках вычислительного эксперимента сравниваются результаты численной инверсии на базе нейросетевого моделирования сигналов с результатами, полученными с помощью решателя обратной задачи на основе ИНС, а также с линейной комбинацией этих решений. Этот всесторонний анализ дает понимание эффективности предлагаемого подхода, основанного на глубоком машинном обучении, в задаче мониторинга многолетнемерзлых пород и предоставляет новые идеи для его дальнейшего применения в геофизике.

*Мониторинг многолетнемерзлых пород, импульсное электромагнитное зондирование, векторный метод конечных элементов, преобразование Сумуду, экспресс-моделирование, неитерационная инверсия, глубокое обучение, искусственные нейронные сети*

### DEEP-LEARNING-BASED SIMULATION AND INVERSION OF TRANSIENT ELECTROMAGNETIC SOUNDING SIGNALS IN PERMAFROST MONITORING PROBLEM

O.V. Nechaev, K.N. Danilovskiy, I.V. Mikhaylov

This article presents a novel approach to addressing the challenges in permafrost monitoring through the integration of deep-learning techniques with conventional electromagnetic sounding methods. Our methodology comprises a forward finite element method (FEM) solver, augmented with the Sumudu transform, and an artificial neural network (ANN) solver trained on FEM-generated data. Remarkably, the ANN solver demonstrates similar accuracy to the FEM solver but operates at a superior speed that is nearly 10,000 times faster. Furthermore, we introduce an inverse problem solution drawing on the PARS algorithm. In addition, we present an ANN-based inverse solver, where the input and output roles are inverted. The ANN inverse solver is trained on the same data, thereby offering an alternative approach to solving the inverse problem. In a computational experiment, we compare the numerical inversion results using the PARS algorithm with those obtained from the ANN forward solver, ANN inversion, and a linear combination of these solutions. This comprehensive analysis sheds light on the effectiveness of our deep-learning-based approach in permafrost monitoring, providing insights for future applications in geophysics and environmental science.

*Permafrost monitoring, transient electromagnetic sounding, vector finite element method, Sumudu transform, express modeling, non-iterative inversion, deep learning, artificial neural networks*

### ВВЕДЕНИЕ

В российских арктических и субарктических регионах отмечаются быстрые темпы увеличения среднегодовых температур в последние десятилетия с деградацией многолетнемерзлых грунтов [Мохов и др., 2022]. Учитывая, что многолетнемерзлые породы распространены на 65 % территории России, а доля деформированных зданий в Арктике уже близка к 40 % [Судакова и др., 2022], необходимость научного обоснования, создания и внедрения современных систем мониторинга многолетнемерзлых пород трудно переоценить. В качестве примера, 29 мая 2020 г. на ТЭЦ-3 в Норильске из-за стремительного проседания опор резервуара на многолетнемерзлых породах произошел аварийный разлив двух десятков тысяч тонн дизельного топлива [Глязнецова и др., 2021], что привело к экологической катастрофе. По-

© Нечаев О.В., Даниловский К.Н., Михайлов И.В. ☒, 2024

✉ e-mail: MikhaylovIV@ipgg.sbras.ru

этому своевременное обнаружение изменений характеристик многолетнемерзлых грунтов — важнейший фактор безаварийной эксплуатации инженерных сооружений в криолитозоне [Васильев и др., 2021].

Применительно к мониторингу состояния многолетнемерзлых пород активно используется дистанционное радиолокационное зондирование [Parsekian et al., 2021], съемка с беспилотных воздушных судов [Kaiser et al., 2022], а также разновременные геофизические измерения: термометрия почв [Воропай и др., 2019], электротомография [Gao et al., 2019], георадиолокация [Нерадовский, 2021], нестационарные [Кошурников и др., 2016] и частотные [Pavoni et al., 2021] электромагнитные зондирования, акустическая [Syas'ko, Shikhov, 2022] и сейсмическая [Косякина и др., 2023] съемка, комплексирование методов, например, аудиоманнитотеллурических зондирований и наземного ядерно-магнитного резонанса [Keating et al., 2018]. Активно развивается импульсное межскважинное просвечивание [Никитенко и др., 2023], с созданием прототипа аппаратуры [Бухтияров, Глинских, 2022] и проведением серии полевых измерений [Глинских и др., 2023].

Геофизический мониторинг состояния многолетнемерзлых грунтов все более широко применяется в отношении гражданских и промышленных объектов, таких как автомагистрали [Glinskikh et al., 2021], газопроводы [Varlamov et al., 2022], здания на свайном фундаменте [Косякина и др., 2023], резервуары с топливом [Михайлов и др., 2023] и других.

Разработка новых геофизических технологий традиционно основывается на высокоэффективных средствах математического моделирования синтетических данных. В связи с существенно трехмерными особенностями изучаемых объектов, одномерный подход к моделированию сигналов импульсных электромагнитных зондирований [Никитенко и др., 2021] не всегда оказывается правомерным. Значительного развития в применении импульсных зондирований для задач мониторинга состояния криолитозоны можно ожидать за счет создания как быстрых алгоритмов трехмерного численного моделирования для учета значительной пространственно-неоднородной изменчивости изучаемых объектов, так и быстрых методов решения обратной задачи для идентификации параметров геофизической модели. При мониторинге состояния промышленных и гражданских объектов ключевую роль играет время между измерением сигналов зондирования на объекте и получением результатов финальной интерпретации состояния криолитозоны; в случае критической ситуации принимать решения по предупреждению/ликвидации последствий природных и техногенных катастроф необходимо как можно более оперативно.

На сегодняшний день использование традиционных подходов при интерпретации практических данных (непосредственное решение трехмерных краевых задач) требует значительных вычислительных и временных ресурсов. Одной из возможных альтернатив является применение заранее обученных искусственных нейронных сетей (ИНС) для получения практически мгновенных результатов при решении как прямых [Петров и др., 2021; Yuan et al., 2023], так и обратных [Li et al., 2023; Даниловский и др., 2023] геофизических задач. Такие ИНС могут быть обучены до начала мониторинга состояния криолитозоны на заранее подготовленных наборах данных для конкретного объекта и при заранее заданном диапазоне конфигураций геофизической модели. Тем самым основные вычислительные затраты приходятся на предварительные этапы генерации обучающих данных и обучения ИНС, а не на обработку данных непосредственно в процессе мониторинга.

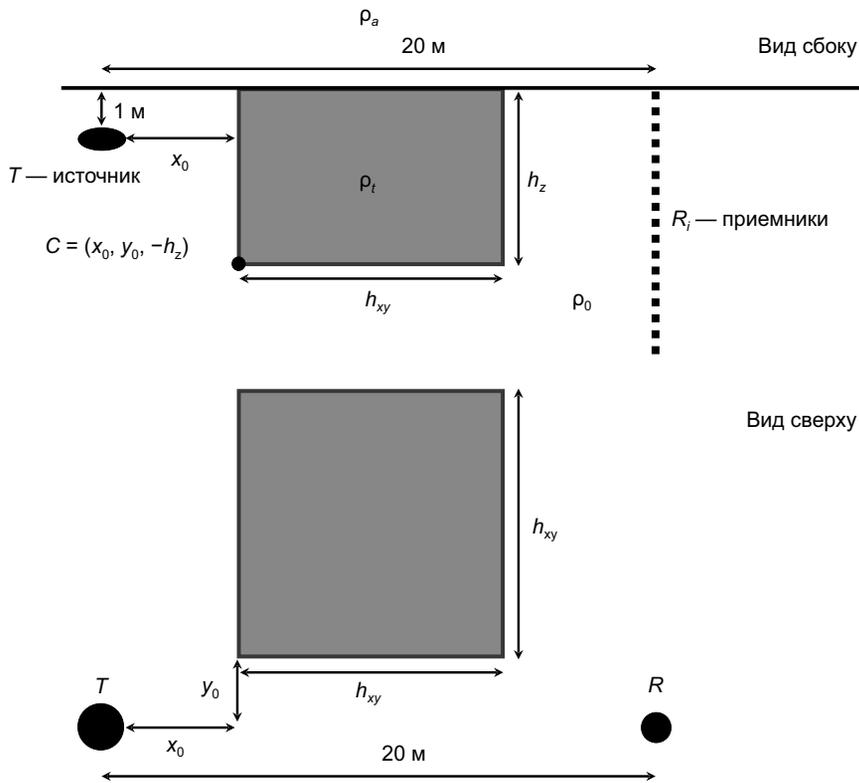
В данной работе исследуется возможность применения методов глубокого обучения для инверсии сигналов импульсных электромагнитных зондирований в задаче мониторинга многолетнемерзлых пород. Описывается постановка прямой и обратной задач, приводятся результаты разработки численных алгоритмов, а также решений на основе ИНС, анализируются результаты вычислительного эксперимента.

## РЕШЕНИЕ ПРЯМОЙ ЗАДАЧИ

Рассмотрим геофизическую модель процесса электромагнитного мониторинга многолетнемерзлых пород (рис. 1). В качестве источника электромагнитного поля будет выступать импульс тока в генераторной катушке  $T$ , расположенной на глубине  $1$  м, ее горизонтальные координаты  $(0, 0)$ . Результатом мониторинга является временная развертка ЭДС, наведенная в установленных в скважине измерительных катушках  $R_r$ , находящихся на горизонтальном удалении  $20$  м от генераторной катушки. Измерительные катушки расположены вдоль скважины каждые  $0.5$  м, на глубинах от  $1$  до  $10$  м. Модель состоит из воздуха с удельным электрическим сопротивлением (УЭС)  $\rho_a = 10^6$  Ом·м, вмещающей среды, состоящей из многолетнемерзлых пород, обладающих дисперсионными свойствами [Kozhevnikov, Antonov, 2012; Кожевников и др., 2014], ее УЭС в частотной области (Фурье-образ) описывается формулой Коул-Коул [Kozhevnikov, Antonov, 2021]:

$$\rho(\omega) = \rho_0 \left( 1 - m \left( 1 - \frac{1}{1 + (i\omega\tau)^c} \right) \right),$$

где  $\rho_0$  — УЭС на постоянном токе,  $m$  — поляризуемость,  $c$  — показатель степени (далее полагается равным 1),  $\tau$  — время релаксации. В многолетнемерзлых породах находится талик — зона протаивания



**Рис. 1. Геофизическая модель и схема зондирующей установки электромагнитного мониторинга многолетнемерзлых пород.**

$T$  — генераторная катушка,  $R_i$  — измерительные катушки,  $\rho_a$  — воздух,  $\rho_t$  — талик,  $\rho_0$  — вмещающие многолетнемерзлые породы.

с УЭС  $\rho_t$ . Талик представлен в виде прямоугольного параллелепипеда, обладающего размерами  $h_{xy}$  на  $h_{xy}$  на  $h_z$ . Положение талика в пространстве задается координатами его вершины  $C$  (см. рис. 1). Необходимо отметить, что верхняя грань талика всегда находится на земной поверхности. Будем полагать, что талик и воздух не обладают диспергирующими свойствами, в этом случае  $\rho(\omega) = \text{const}$ .

Математическая модель, описывающая прямую задачу процесса мониторинга, выглядит следующим образом:

$$\text{rot} \frac{1}{\mu_0} \text{rot} E(t) + \frac{\partial \sigma(t) * E(t)}{\partial t} + \varepsilon_0 \frac{\partial^2 E(t)}{\partial t^2} = - \frac{\partial J_0(t)}{\partial t}, \quad (1)$$

$$E(t)|_{t=0} = 0, \quad (2)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial t} \Big|_{t=0} = 0, \quad (3)$$

$$E(t) \times n|_{\partial\Omega} = 0, \quad (4)$$

где  $E(t)$  — напряженность электрического поля,  $J_0$  — плотность тока в генераторной катушке,  $\sigma(t) = \rho(t)$  — удельная электропроводность, обладающая диспергирующими свойствами, \* — операция свертки,  $\varepsilon_0$  — диэлектрическая и  $\mu_0$  — магнитная проницаемости,  $\partial\Omega$  — граница расчетной области  $\Omega$ , удаленная от генераторной катушки настолько, что напряженность поля на ней можно полагать равной нулю.

Применим к получившемуся уравнению преобразование Сумуду:

$$S[f(t)] = \int_0^{\infty} \frac{1}{u} \exp\left(-\frac{t}{u}\right) f(t) dt = f(u).$$

Интегральное преобразование Сумуду было предложено в статье [Watugala, 1993] в качестве альтернативы преобразованию Лапласа. К важным свойствам этого преобразования относится сохранение масштаба и размерности функции: единицы измерения самой функции и ее изображения совпадают [Belgacem, Karaballi, 2006]. Необходимо также отметить, что Сумуду-изображение действительной функции является действительной функцией. Таким образом, при последующих вычислениях, в отличие от использования преобразования Лапласа или Фурье, не возникает необходимости прибегать к комплексным числам, что снижает вычислительные затраты и требования к оперативной памяти в случае нахождения Сумуду-изображения функции. Наиболее подробно свойства преобразования Сумуду рассматриваются в работах [Belgacem, Karaballi, 2006; Belgacem, 2006]. В отличие от преобразования Лапласа, для преобразования Сумуду не существует явной формулы выполнения соответствующего обратного преобразования. Выполнение данной процедуры требует решения интегрального уравнения Фредгольма первого рода [Эпов и др., 2023, 2024].

Используя преобразование Сумуду по времени, преобразуем математическую модель (1)–(4) к следующему виду:

$$\operatorname{rot} \frac{1}{\mu_0} \operatorname{rot} E(u) + \left( \sigma(u) + \frac{\varepsilon_0}{u^2} \right) E(u) = -\frac{1}{u} J_0(u), \quad (5)$$

$$E(u) \times n \Big|_{\partial\Omega} = 0. \quad (6)$$

Сумуду-образ формулы Коул-Коул имеет вид:

$$\sigma(u)^{-1} = \rho(u) = \frac{\rho_0}{u} \left( 1 - m \left( 1 - \frac{1}{1 + \left( \frac{\tau}{u} \right)^c} \right) \right).$$

Для получения приближенного решения краевой задачи в частных производных (5), (6) будем использовать векторный метод конечных элементов [Эпов и др., 2007]. В результате получим Сумуду-изображение напряженности электрического поля. Интегрируя его по контуру измерительных катушек, можно найти Сумуду-изображение ЭДС, наведенных в этих катушках.

Решения задачи (5), (6) для разных значений  $u$  не зависят друг от друга, поэтому их получение можно осуществлять параллельно, что уменьшает временные затраты. Однако даже в случае параллелизации вычислений, расчет синтетических сигналов с требуемой точностью занимает значительное время. Также следует учитывать, что при итерационном решении обратной задачи количество вызовов алгоритма моделирования в зависимости от точности начального приближения (стартовой модели) может достигать нескольких сотен тысяч раз. Для ускорения процедуры решения прямой задачи можно воспользоваться ИНС, которые эффективно справляются с аппроксимацией сложных нелинейных функций, таких как связь между параметрами геоэлектрической модели и электромагнитными откликами измерительной установки.

В рамках данного исследования для создания быстрого аналога конечно-элементного алгоритма используется ИНС с архитектурой многослойного перцептрона. Применение более продвинутых архитектур, например сверточных, в данном случае не представляется целесообразным, поскольку это приведет к невозможности точно описать геометрические параметры модели среды из-за дискретизации пространства.

Входными данными для разработанной ИНС служит вектор из восьми значений, описывающий параметры геоэлектрической модели  $\{x_0, y_0, h_x, h_z, \rho_l, \rho_0, m, \tau\}$  (см. рис. 1). Выходными данными является вектор из 95 значений, содержащий пересчитанные по формуле Коул-Коул сигналы импульсного электромагнитного зондирования на 19 глубинах и 5 временах. Для создания обучающего набора данных использован описанный выше способ решения краевой задачи с применением векторного метода конечных элементов; сигналы электромагнитных зондирований рассчитаны в широком диапазоне модельных параметров. Общий объем созданного набора данных составляет  $10^4$  пар модель—сигналы, при обучении данные разделялись на две подвыборки: 75 % непосредственно для обучения (обучающие данные) и 25 % для контроля (тестовые данные).

Обучение ИНС выполнено с применением алгоритма Nadam [Dozat, 2016], сочетающего в себе ускорение градиента Нестерова [Нестеров, 1983] и адаптивную оценку импульса [Kingma, Ba, 2015]. В качестве минимизируемой в процессе обучения функции потерь использовано среднее абсолютное

Таблица 1. Результаты оценки быстродействия разработанного алгоритма моделирования сигналов импульсного электромагнитного зондирования на основе ИНС в сравнении с численным решением

Численный алгоритм	Нейросетевой алгоритм
$5.9 \cdot 10^1$ с	$1.5 \cdot 10^{-4}$ с

отклонение — MAE (англ. «mean absolute error»). Полное время обучения финальной версии ИНС с архитектурой, выбранной по результатам экспериментов, составило 45 мин (количество эпох — 2000, использованы параллельные вычисления на графическом ускорителе (GPU) NVIDIA GeForce RTX 3070Ti).

На рис. 2 показано сравнение синтетических сигналов импульсного электромагнитного зондирования, рассчитанных с применением конечно-элементного и нейросетевого алгоритмов в модели среды, характеризующейся следующими значениями параметров:

$$\{x_0 = 9.53 \text{ м}, y_0 = 1.21 \text{ м}, h_{xy} = 8.13 \text{ м}, h_z = 9.16 \text{ м}, \rho_l = 76.8 \text{ Ом} \cdot \text{м}, \rho_0 = 303 \text{ Ом} \cdot \text{м}, m = 0.70, \tau = 1.7 \cdot 10^{-4} \text{ с}\}.$$

На рисунке 3 приведены сводные гистограммы поточечных невязок сигналов электромагнитного зондирования, рассчитанных численно методом конечных элементов и с помощью нейросетевого алгоритма по данным из тестовой подвыборки. Относительная невязка сигналов превышает 5 % лишь в 5 % случаев (отдельные точки, где значения ЭДС близки к нулю). Абсолютная невязка при этом превышает  $10^{-9}$  В лишь в 5 % случаев.

Итоговая версия обученной ИНС преобразована в формат TensorFlow-Lite для ускорения работы алгоритма при использовании центральных процессорных устройств (CPU) и повышения портируемости решения. Оценка быстродействия выполнена при расчете набора сигналов электромагнитного зондирования в одной модели среды с применением CPU AMD Ryzen 7-5700G (табл. 1). Дополнительно

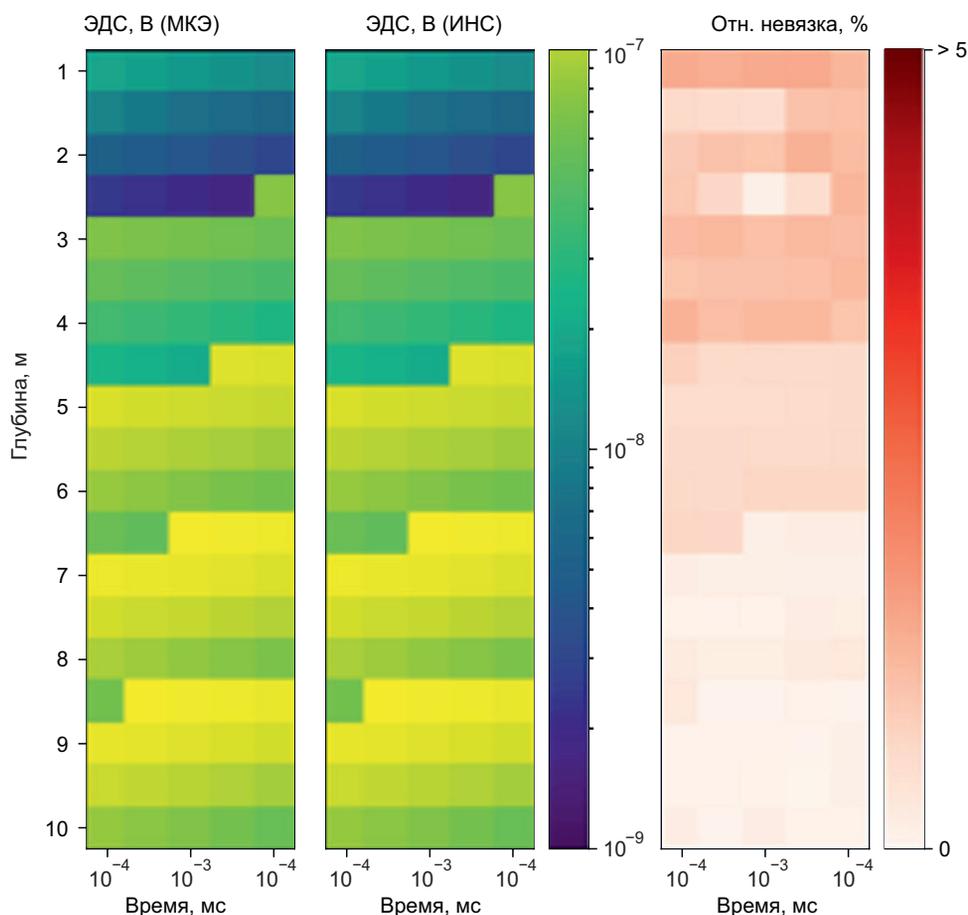


Рис. 2. Сигналы электромагнитного зондирования, рассчитанные численно (слева) и с помощью ИНС (в центре), а также их относительная невязка (справа).

Таблица 2. Границы интервалов, в которых ищутся параметры геофизической модели

Параметр модели	Нижняя граница параметра модели	Верхняя граница параметра модели
$\rho_i$ , Ом·м	10	100
$x_0$ , м	0	20
$y_0$ , м	-5	10
$h_x$ , м	1	20
$h_z$ , м	1	10
$\rho_0$ , Ом·м	100	500
$m$	0.1	0.85
$\tau$ , с	$1 \cdot 10^{-6}$	$500 \cdot 10^{-6}$

увеличить производительность алгоритма можно, используя параллельные вычисления на GPU, однако такие тесты в рамках данного исследования не выполнялись.

Таким образом, разработанный нейросетевой алгоритм характеризуется качественно более высоким быстродействием при меньшей ресурсоемкости, что в совокупности с достигнутой точностью моделирования обеспечивает возможность его использования в рамках итерационного решения обратной задачи.

### РЕШЕНИЕ ОБРАТНОЙ ЗАДАЧИ

При решении обратной задачи мониторинга будем вовлекать следующие параметры геофизической модели: УЭС талика —  $\rho_p$ , горизонтальный и вертикальный размеры талика —  $h_{xy}$  и  $h_z$ , горизонтальные координаты вершины талика  $C$  —  $x_0$  и  $y_0$ , параметры формулы Коул-Коул для многолетнемерзлых пород —  $\rho_0$ ,  $m$ ,  $\tau$ . Трансформируем искомые параметры модели следующим образом:

$$w_i = \frac{p_i - p_i^a}{p_i^b - p_i^a},$$

где  $p_i$  — искомый  $i$ -й параметр модели,  $p_i^a$  — минимальное значение параметра,  $p_i^b$  — максимальное значение параметра,  $w_i$  — новый  $i$ -й параметр, изменяющийся от 0 до 1. Границы интервалов параметров геофизической модели, используемые для вычислительных экспериментов, приведены в табл. 2.

Сформулируем задачу идентификации параметров как задачу минимизации невязки между Сумуду-образами реально измеренных сигналов и Сумуду-образами сигналов, полученных при решении задачи (5), (6):

$$\mathbf{w}^* = \arg \min_w \sum_i \sum_j \left( \frac{R_{i,j} - S_{i,j}(w)}{R_{i,j}} \right)^2, \quad (7)$$

где  $\mathbf{w}^*$  — искомый вектор параметров,  $R_{i,j}$  — Сумуду-образ реально измеренного сигнала в катушке  $i$  в момент  $u = u_j$ ,  $S_{i,j}(w)$  — Сумуду-образ сигнала в катушке  $i$  в момент  $u = u_j$ , полученный в результате решения задачи (5), (6) для геофизической модели с параметрами, заданными в векторе  $w$ .

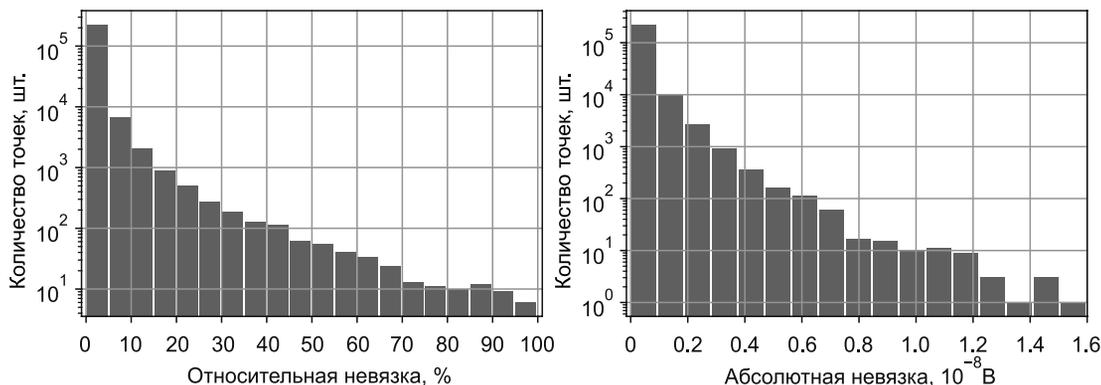
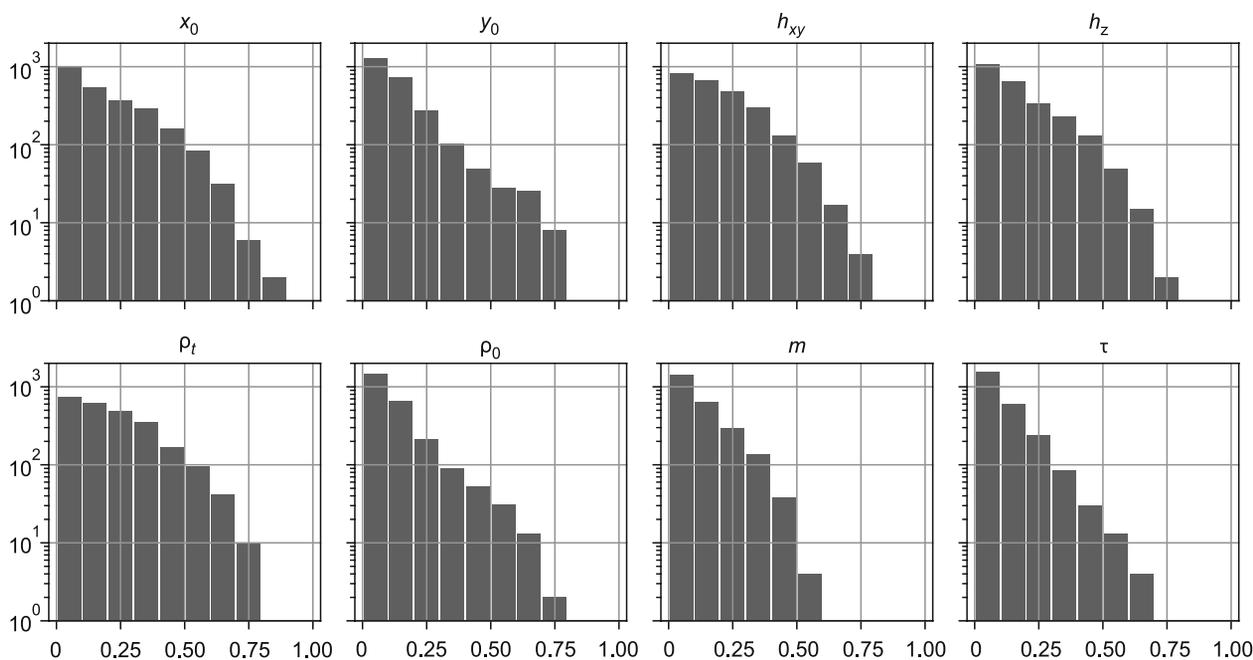


Рис. 3. Распределения поточечной относительной и абсолютной линейной невязок сигналов электромагнитного зондирования, рассчитанных численно и с помощью ИНС (данные тестовой подвыборки, не задействованные непосредственно при обучении).



**Рис. 4.** Распределения поточечной квадратичной невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных с применением нейросетевого алгоритма решения обратной задачи (данные тестовой подвыборки, не задействованные непосредственно при обучении).

Вертикальные оси — количество точек, горизонтальные оси — значение поточечной квадратичной невязки.

В качестве метода решения задачи оптимизации будем использовать алгоритм PARS [Radulovic, 2010], гарантирующий нахождение глобального минимума с вероятностью, равной единице, и обладающий экспоненциальной скоростью сходимости.

Поскольку в процессе минимизации необходимо решить уравнения (5), (6) с различными значениями параметров геофизической модели множество раз (вплоть до сотен тысяч), естественным шагом будет построить оператор, отображающий вектор параметров  $w$  в вектор измерений  $S$  с некоторой точностью и требующий для своего построения и применения значительно меньших временных затрат по сравнению с решением краевой задачи. Для этого также воспользуемся аппаратом искусственных нейронных сетей, позволяющим получать аппроксимации различных функций и операторов. В случае задачи мониторинга состояния криолитозоны в окрестностях некоторого объекта решать обратную задачу будет необходимо множество раз. В этом случае искусственная нейросеть, построенная один раз с учетом особенностей конкретного объекта мониторинга, может быть использована многократно.

Построение архитектуры ИНС и ее обучение выполняются аналогичным образом с тем отличием, что синтетические сигналы импульсного электромагнитного зондирования используются в качестве входных данных, а параметры моделей среды — в качестве выходных. На рисунке 4 приведены сводные гистограммы поточечных невязок истинных параметров модели и параметров, полученных с применением нейросетевого алгоритма решения обратной задачи.

Имея два способа решения обратной задачи, можно построить третий, взяв некоторую комбинацию первых двух вариантов (например, среднее значение). Таким образом, получим три различных способа нахождения параметров геофизической модели.

### ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Рассмотрим результаты решения обратной задачи при помощи рассматриваемых в данной работе методов. В качестве измеренных сигналов  $R_{ij}$  используются Сумуду-образы ЭДС, полученные при решении задачи (5), (6). Для имитации погрешностей измерения к вектору  $\mathbf{R}$  добавляется нормально распределенный вектор (с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией), умноженный на коэффициент, обеспечивающий заданный уровень относительной погрешности. Во всех последующих тестах значения параметров геофизической модели, отвечающие за физические свойства среды, фиксированы:  $\rho_0 = 200 \text{ Ом}\cdot\text{м}$ ,  $m = 0.3$ ,  $\tau = 10^{-4} \text{ с}$ ,  $\rho_t = 50 \text{ Ом}\cdot\text{м}$ . Параметры, отвечающие за геометрические свойства модели, принимают различные значения.

Таблица 3. Истинные координаты угла талика ( $x_0, y_0$ ) и среднеквадратичные невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных при решении обратной задачи разными способами, при  $h_{xy} = 10$  м,  $h_z = 5$  м и относительном уровне шума измерений 0 %

$x_0, \text{ м}$	$y_0, \text{ м}$	$\ w^* - w^{nn}\ $	$\ w^* - w^{\text{min}}\ $	$\ w^* - w^{\text{com}}\ $
5	-1.25	0.30	0.15	0.12
5	2.50	0.38	0.37	0.24
5	6.25	0.38	0.74	0.55
10	-1.25	0.29	0.96	0.54
10	2.50	0.44	0.40	0.31
10	6.25	0.27	0.91	0.56
15	-1.25	0.42	0.22	0.18
15	2.50	0.43	0.65	0.35
15	6.25	0.36	0.77	0.48

Таблица 4. Истинные координаты угла талика ( $x_0, y_0$ ) и среднеквадратичные невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных при решении обратной задачи разными способами, при  $h_{xy} = 10$  м,  $h_z = 5$  м и относительном уровне шума измерений 1 %

$x_0, \text{ м}$	$y_0, \text{ м}$	$\ w^* - w^{nn}\ $	$\ w^* - w^{\text{min}}\ $	$\ w^* - w^{\text{com}}\ $
5	-1.25	0.32	0.26	0.12
5	2.50	0.36	0.40	0.30
5	6.25	0.45	1.07	0.72
10	-1.25	0.28	0.96	0.56
10	2.50	0.44	0.42	0.31
10	6.25	0.36	0.79	0.53
15	-1.25	0.49	0.61	0.48
15	2.50	0.40	0.72	0.41
15	6.25	0.36	0.44	0.33

Таблица 5. Истинные координаты угла талика ( $x_0, y_0$ ) и среднеквадратичные невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных при решении обратной задачи разными способами, при  $h_{xy} = 10$  м,  $h_z = 5$  м и относительном уровне шума измерений 5 %

$x_0, \text{ м}$	$y_0, \text{ м}$	$\ w^* - w^{nn}\ $	$\ w^* - w^{\text{min}}\ $	$\ w^* - w^{\text{com}}\ $
5	-1.25	0.42	0.60	0.40
5	2.50	0.55	0.58	0.39
5	6.25	0.71	0.91	0.74
10	-1.25	0.38	0.71	0.53
10	2.50	0.63	0.41	0.38
10	6.25	0.77	0.49	0.43
15	-1.25	0.63	0.66	0.46
15	2.50	0.86	1.07	0.78
15	6.25	0.91	0.89	0.78

В таблицах 3—8 приведены среднеквадратичные невязки решений обратной задачи, полученные тремя различными способами, где  $w^{nn}$  — вектор параметров, полученный при помощи искусственной нейронной сети, которая аппроксимирует оператор, отображающий вектор измерений в вектор параметров геофизической модели. Вектор параметров  $w^{\text{min}}$  получен в результате решения задачи минимизации (7), при этом вектор сигналов  $S$  получен при помощи искусственной нейронной сети, аппроксимирующей получение ЭДС в измерительных катушках при решении уравнения (5), (6). Вектор  $w^{\text{com}}$  получен как линейная комбинация предыдущих двух векторов  $w^{\text{com}} = 0.5 \cdot (w^{nn} + w^{\text{min}})$ .

Из приведенных данных следует, что ни у метода, использующего непосредственно искусственную нейронную сеть, ни у метода, основанного на решении задачи минимизации (7), нет подавляющего превосходства. В зависимости от значений параметров исходной задачи, худшая погрешность может быть как у первого, так и у второго метода; при неустановленной закономерности затруднительно сказать, в каком случае следует отдавать предпочтение тому или иному методу. При этом вектор параметров, полученный как линейная комбинация других двух решений, всегда демонстрирует не самую высокую погрешность, и в некоторых случаях она является наименьшей среди всех трех методов.

Таблица 6. Истинные координаты угла талика ( $x_0, y_0$ ) и среднеквадратичные невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных при решении обратной задачи разными способами, при  $h_{xy} = 5$  м,  $h_z = 2.5$  м и относительном уровне шума измерений 0 %

$x_0, \text{м}$	$y_0, \text{м}$	$\ w^* - w^{nn}\ $	$\ w^* - w^{\min}\ $	$\ w^* - w^{\text{com}}\ $
5	-1.25	0.29	0.78	0.47
5	2.50	0.26	0.62	0.39
5	6.25	0.43	0.61	0.44
10	-1.25	0.39	0.30	0.31
10	2.50	0.25	0.65	0.42
10	6.25	0.36	0.48	0.40
15	-1.25	0.41	0.87	0.61
15	2.50	0.31	0.78	0.52
15	6.25	0.49	1.07	0.74

Таблица 7. Истинные координаты угла талика ( $x_0, y_0$ ) и среднеквадратичные невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных при решении обратной задачи разными способами при  $h_{xy} = 5$  м,  $h_z = 2.5$  м и относительном уровне шума измерений 1 %

$x_0, \text{м}$	$y_0, \text{м}$	$\ w^* - w^{nn}\ $	$\ w^* - w^{\min}\ $	$\ w^* - w^{\text{com}}\ $
5	-1.25	0.33	0.77	0.46
5	2.50	0.31	0.62	0.41
5	6.25	0.48	0.62	0.51
10	-1.25	0.41	0.31	0.27
10	2.50	0.30	0.81	0.51
10	6.25	0.46	0.60	0.49
15	-1.25	0.41	0.85	0.60
15	2.50	0.45	0.94	0.64
15	6.25	0.55	1.09	0.77

Таблица 8. Истинные координаты угла талика ( $x_0, y_0$ ) и среднеквадратичные невязки истинных параметров геоэлектрических моделей и параметров, полученных при решении обратной задачи разными способами, при  $h_{xy} = 5$  м,  $h_z = 2.5$  м и относительном уровне шума измерений 5 %

$x_0, \text{м}$	$y_0, \text{м}$	$\ w^* - w^{nn}\ $	$\ w^* - w^{\min}\ $	$\ w^* - w^{\text{com}}\ $
5	-1.25	0.54	0.61	0.41
5	2.50	0.77	0.61	0.54
5	6.25	0.91	1.16	0.90
10	-1.25	0.67	0.77	0.61
10	2.50	0.71	0.55	0.48
10	6.25	0.95	0.84	0.83
15	-1.25	0.80	0.75	0.68
15	2.50	0.89	0.93	0.82
15	6.25	1.075	1.35	1.13

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследована возможность применения методов глубокого обучения для инверсии сигналов импульсных электромагнитных зондирований в задаче мониторинга многолетнемерзлых пород. По результатам тестирования установлено, что разработанный нейросетевой алгоритм моделирования позволяет рассчитывать сигналы импульсного электромагнитного зондирования с достаточной для практического использования точностью в моделях среды с широким диапазоном электрофизических параметров. Достигнутое быстроедействие алгоритмов моделирования открывает возможности для быстрой инверсии с их помощью. Помимо этого, предложен альтернативный способ инверсии сигналов импульсного электромагнитного зондирования, также основанный на применении ИНС.

На основании результатов тестирования разработанных методов восстановления параметров геофизической модели можно сделать вывод, что в качестве оптимального следует выбирать метод, использующий линейную комбинацию векторов параметров, полученных при помощи двух различных

искусственных нейросетей (аппроксимирующих прямую и обратную задачи). В этом случае погрешность восстановленных параметров будет ниже самой большой погрешности двух других методов, а в некоторых случаях будет наименьшей из всех трех.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-17-00181 «Импульсное электромагнитное зондирование многолетнемерзлых пород: теоретическое и экспериментальное развитие высокоразрешающего геофизического метода, научное обоснование и создание инновационной технологии мониторинга криолитозоны», <https://rscf.ru/project/22-17-00181/>.

## ЛИТЕРАТУРА

**Бухтияров Д.А., Глинских В.Н.** Предварительные результаты мониторинга состояния глинистых грунтов при помощи установки импульсного электромагнитного зондирования // Геофизические технологии, 2022, № 2, с. 44—64, doi: 10.18303/2619-1563-2022-2-44.

**Васильев Г.Г., Джалибов А.А., Леонович И.А.** Анализ причин возникновения деформаций инженерных сооружений объектов газового комплекса в криолитозоне // Записки Горного института, 2021, т. 249, с. 377—385, doi: 10.31897/PMI.2021.3.6.

**Воропай Н.Н., Киселев М.В., Черкашина А.А.** Мониторинг температуры почв на многолетнемерзлых породах в естественных и антропогенно нарушенных условиях Тункинской котловины // Лед и Снег, 2019, т. 59, № 4, с. 517—528, doi: 10.15356/2076-6734-2019-4-421.

**Глинских В.Н., Федосеев А.А., Никитенко М.Н., Михайлов И.В., Бухтияров Д.А.** Проектирование полевых экспериментов для обоснования технологии мониторинга мерзлых пород // Криосфера Земли, 2023, т. 27, № 4, с. 45—53, doi: 10.15372/KZ20230405.

**Глянцева Ю.С., Немировская И.А., Флинт М.В.** Изучение последствий аварийного разлива дизельного топлива в Норильске // ДАН, 2021, т. 501, № 1, с. 113—118, doi: <https://doi.org/10.31857/S2686739721110050>.

**Даниловский К.Н., Петров А.М., Асанов О.О., Сухорукова К.В.** Неитерационная двумерная инверсия данных бокового каротажного зондирования на основе глубокого обучения // Геология и геофизика, 2023, т. 64 (1), с. 133—141, doi: 10.15372/GiG2022103.

**Кожевников Н.О., Антонов Е.Ю., Захаркин А.К., Корсаков М.А.** Поиск таликов методом ЗСБ в условиях интенсивного проявления индукционно-вызванной поляризации // Геология и геофизика, 2014, т. 55 (12), с. 1815—1827.

**Косякина Е.Э., Лисейкин А.В., Громыко П.В., Селезнев В.С.** Контроль технического состояния зданий и сооружений на многолетнемерзлых грунтах по изменению частот собственных колебаний (по данным сейсмического мониторинга здания свайного типа — Дворца культуры г. Норильска) // Российский сейсмологический журнал, 2023, т. 5, № 3, с. 45—58, doi: 10.35540/2686-7907.2023.3.03.

**Кошурников А.В., Тумской В.Е., Шахова Н.Е., Сергиенко В.И., Дударев О.В., Гунар А.Ю., Пушкарев П.Ю., Семилетов И.П., Кошурников А.А.** Первый опыт электромагнитного зондирования для картирования кровли подводной мерзлоты на шельфе моря Лаптевых // ДАН, 2016, т. 469, № 5, с. 616—620, doi: 10.7868/S086956521623016X.

**Михайлов И.В., Нечаев О.В., Глинских В.Н., Никитенко М.Н., Федосеев А.А.** Численное моделирование сигналов импульсного электромагнитного межскважинного мониторинга многолетнемерзлых пород под основаниями промышленных объектов // Геофизические исследования, 2023, т. 24, № 3, с. 87—102, doi: 10.21455/gr2023.3-5.

**Мохов И.И., Малахова В.В., Аржанов М.М.** Модельные оценки внутри- и межвековой деградации «вечной мерзлоты» в регионе полуострова Ямал при потеплении // ДАН, 2022, т. 506, № 2, с. 219—226, doi: 10.31857/S2686739722100383.

**Нерадовский Л.Г.** Анализ ретроспективных данных по линии структурного профиля георадиолокации для определения мощности мерзлых четвертичных отложений в среднем течении реки Лены в долине Туймаада // Геофизика, 2021, № 3, с. 34—43.

**Нестеров Ю.Е.** Метод минимизации выпуклых функций со скоростью сходимости  $O(1/k^2)$  // Докл. АН СССР, 1983, т. 269, № 3, с. 543—547.

**Никитенко М.Н., Глинских В.Н., Горностаев Д.И.** Математическое обоснование импульсных электромагнитных зондирований для новых задач нефтепромысловой геофизики // Сибирский журнал вычислительной математики, 2021, т. 24, № 2, с. 179—192, doi: 10.15372/SJNM20210205.

**Никитенко М.Н., Глинских В.Н., Михайлов И.В., Федосеев А.А.** Математическое моделирование сигналов импульсного электромагнитного зондирования для мониторинга состояния многолетнемерзлых пород // Геология и геофизика, 2023, т. 64 (4), с. 591—600, doi: 10.15372/GiG2022132.

**Петров А.М., Даниловский К.Н., Сухорукова К.В., Леоненко А.Р., Лапковская А.А.** Нейросетевой подход к экспресс-моделированию сигналов электрокаротажа в реалистичных моделях сложно-

- построенных терригенных отложений // Геология и минерально-сырьевые ресурсы Сибири, 2021, № 4, с. 70—78, doi: 10.20403/2078-0575-2021-4-70-78.
- Судакова М.С., Брушков А.В., Великин С.А., Владов М.Л., Зыков Ю.Д., Неклюдов В.В., Оленченко В.В., Пушкарев П.Ю., Садуртдинов М.Р., Скворцов А.Г., Царев А.М.** Геофизические методы в геокриологическом мониторинге // Вестн. Моск. ун-та. Серия 4. Геология, 2022, № 6, с. 141—151, doi: 10.33623/0579-9406-2022-6-141-151.
- Эпов М.И., Шурина Э.П., Нечаев О.В.** Прямое трехмерное моделирование векторного поля для задач электромагнитного каротажа // Геология и геофизика, 2007, т. 48 (9), с. 989—995.
- Эпов М.И., Нечаев О.В., Глинских В.Н.** Численная инверсия интегрального преобразования Сумуду при моделировании электромагнитного зондирования земных недр // Геология и геофизика, 2023, т. 64 (7), с. 1033—1045, doi: 10.15372/GiG2023104.
- Эпов М.И., Даниловский К.Н., Нечаев О.В., Михайлов И.В.** Вычислительный алгоритм обратного преобразования Сумуду на основе искусственной нейронной сети в задаче наземного электромагнитного зондирования методом переходных процессов недр // Геология и геофизика, 2024, т. 65 (5), с. 757—765, doi: 10.15372/GiG2023190.
- Belgacem F.M.** Introducing and analysing deeper Sumudu properties // *Nonlinear Stud.*, 2006, v. 13 (1), p. 23—41.
- Belgacem F.M., Karaballi A.A.** Sumudu transform fundamental properties investigations and applications // *J. Appl. Math. Stochastic Anal.*, 2006, v. 2006, p. 1—23, doi: 10.1155/JAMSA/2006/91083.
- Dozat T.** Incorporating Nesterov momentum into *Adam* // Proc. 4th Int. Conf. Learning Representations (San Juan, Puerto Rico, May 2–4, 2016). San Juan, 2016, paper 107.
- Gao S., Jin H., Bense V.F., Wang X., Chai X.** Application of electrical resistivity tomography for delineating permafrost hydrogeology in the headwater area of Yellow River on Qinghai-Tibet Plateau, SW China // *Hydrogeol. J.*, 2019, v. 27 (5), p. 1725—1737, doi: 10.1007/s10040-019-01942-z.
- Glinskikh V., Nechaev O., Mikhaylov I., Danilovskiy K., Olenchenko V.** Pulsed electromagnetic cross-well exploration for monitoring permafrost and examining the processes of its geocryological changes // *Geosciences*, 2021, v. 11 (2), p. 1—15, doi: 10.3390/geosciences11020060.
- Kaiser S., Boike J., Grosse G., Langer M.** The potential of UAV imagery for the detection of rapid permafrost degradation: assessing the impacts on critical arctic infrastructure // *Remote Sens.*, 2022, v. 14 (23), p. 1—21, doi: 10.3390/rs14236107.
- Keating K., Binley A., Bense V., Van Dam R.L., Christiansen H.H.** Combined geophysical measurements provide evidence for unfrozen water in permafrost in the Adventdalen Valley in Svalbard // *Geophys. Res. Lett.*, 2018, v. 45 (15), p. 7606—7614, doi: 10.1029/2017GL076508.
- Kingma D.P., Ba J.** Adam: a method for stochastic optimization // 3rd Int. Conf. Learn. Representations (San Diego, CA, May 7–9, 2015). 2015, doi: 10.48550/arXiv.1412.6980.
- Kozhevnikov N.O., Antonov E.Yu.** Fast-decaying inductively induced polarization in frozen ground: A synthesis of results and models // *J. Appl. Geophys.*, 2012, v. 82, p. 171—183, doi: 10.1016/j.jappgeo.2012.03.008.
- Kozhevnikov N.O., Antonov E.Yu.** On the equivalence of the conductivity and resistivity equations in the interpretation of induced polarization data // *Geophys. Prospect.*, 2021, v. 69, p. 872—877, doi: 10.1111/1365-2478.13066.
- Li M., Yan X.-S., Zhang M.-Z.** A comprehensive review of seismic inversion based on neural networks // *Earth Sci. Inf.*, 2023, p. 1—31, doi: 10.1007/s12145-023-01079-4.
- Parsekian A.D., Chen R.H., Michaelides R.J., Sullivan T.D., Clayton L.K., Huang L., Zhao Y., Wig E., Moghaddam M., Zebker H., Schaefer K.** Validation of permafrost active layer estimates from airborne SAR observations // *Remote Sens.*, 2021, v. 13, 2876, p. 1—17, doi: 10.3390/rs13152876.
- Pavoni M., Sirch F., Boaga J.** Electrical and electromagnetic geophysical prospecting for the monitoring of rock glaciers in the Dolomites, Northeast Italy // *Sensors*, 2021, v. 21, 1294, p. 1—18, doi: 10.3390/s21041294.
- Radulović D.** Pure random search with exponential rate of convergency // *Optimization*, 2010, v. 59 (2), p. 289—303, doi: 10.1080/02331930701763447.
- Syas'ko V., Shikhov A.** Assessing the state of structural foundations in permafrost regions by means of acoustic testing // *Appl. Sci.*, 2022, v. 12, 2364, p. 1—13, doi: 10.3390/app12052364.
- Varlamov S., Skryabin P., Zhirkov A., Wen Z.** Monitoring the permafrost conditions along pipeline routes in Central Yakutia, Russia // *Land*, 2022, v. 11, 2331, p. 1—16, doi: 10.3390/land11122331.
- Watugala G.K.** Sumudu transform: a new integral transform to solve differential equations and control engineering problems // *Int. J. Math. Educ. Sci. Technol.*, 1993, v. 24 (1), p. 35—43, doi: 10.1080/0020739930240105.
- Yuan C., Wang X., Deng F., Wang K., Wang X.** An accelerated magnetotelluric 2D forward modeling network model: Transformer + Unet, 2023, doi: 10.21203/rs.3.rs-3045517/v1.