

УДК 550.837+519.6

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ ОБРАТНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ СУМУДУ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ЗАДАЧЕ НАЗЕМНОГО ЭЛЕКТРОМАГНИТНОГО ЗОНДИРОВАНИЯ МЕТОДОМ ПЕРЕХОДНЫХ ПРОЦЕССОВ

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

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

Рассматриваются результаты разработки нейросетевого алгоритма обратного преобразования Сумуду применительно к задаче наземного нестационарного электромагнитного зондирования. Преобразование Сумуду перспективно для решения прямых задач геоэлектрики в трехмерных моделях сред, поскольку, в отличие от использования преобразования Лапласа или Фурье, Сумуду-изображение действительной функции также является действительной функцией. Таким образом, при последующих вычислениях не возникает необходимости прибегать к комплексным числам, что снижает вычислительные затраты и требования к оперативной памяти в случае успешного определения Сумуду-изображения функции. К недостаткам подхода можно отнести отсутствие явного способа вычисления обратного преобразования. Обращение можно осуществить путем решения соответствующего интегрального уравнения Фредгольма первого рода, однако это является плохо обусловленной задачей и приводит к высоким требованиям к точности получения Сумуду-изображения. Применение современных технологий машинного обучения может обеспечить получение метода, более устойчивого к шуму во входных данных. В работе описывается процесс создания обучающего набора данных и разработки нейросетевого алгоритма, оценивается точность и производительность разработанного решения. Предложенный способ позволит развивать новые подходы к моделированию физических процессов, анализу, обработке и интерпретации измеренных геофизических данных.

Электромагнитное зондирование, метод переходных процессов, алгоритм, геоэлектрическая модель, машинное обучение, искусственные нейронные сети

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-BASED COMPUTATIONAL ALGORITHM OF INVERSE SUMUDU TRANSFORM APPLIED TO SURFACE TRANSIENT ELECTROMAGNETIC SOUNDING METHOD

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

The paper discusses the results of the development of a deep learning-based algorithm of the inverse Sumudu transform applied to the problem of on-ground non-stationary electromagnetic sounding. The Sumudu transform has potential for solving forward geoelectric problems in three-dimensional earth models because, unlike using the Laplace or Fourier transform, the Sumudu image of a real function is also a real function. Thus, there is no need to use complex numbers in subsequent calculations, which reduces computational costs and memory requirements in case of successful determination of the Sumudu image of the function. The disadvantages of the approach include the absence of an explicit method for calculating the inverse transform. The inversion can be done by solving the corresponding Fredholm integral equation of the first kind, but this is a poorly conditioned task leading to high requirements for the accuracy of the Sumudu image. The use of modern machine learning techniques can provide a method that is more robust to noise in the input data. This paper describes the process of creating a training dataset and developing a neural network algorithm; we evaluate the accuracy and performance of the obtained solution. The proposed method can contribute to the development of new approaches to physical processes modeling as well as to analysis, processing and interpretation of measured geophysical data.

Electromagnetic sounding, transient method, computational algorithm, geoelectric model, machine learning, artificial neural networks

ВВЕДЕНИЕ

Электромагнитное зондирование земных недр методом переходных процессов (МПП) — метод, широко зарекомендовавший себя во всем мире для поисков и разведки полезных ископаемых, геологического картирования, решения задач инженерной геологии, гидрогеологии, археогеофизики и многих других [Кожевников, Антонов, 2022; Kozhevnikov et al., 2023]. Согласно последним публикациям, в настоящее время активно развиваются такие направления МПП, как проведение измерений в условиях акваторий морского шельфа [Агеенков и др., 2022], картирование границ распространения многолетнемерзлых пород [Buddo et al., 2022], выделение газогидратных скоплений в криолитозоне [Мурзина и др., 2022].

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

✉ e-mail: MikhaylovIV@ipgg.sbras.ru

Моделирование физических полей и восстановление свойств среды по измеренным данным лежат в основе геофизической методологии. Постоянное увеличение сложности строения целевых геологических объектов и повышающиеся требования к детальности исследований обуславливают необходимость разработки новых подходов к моделированию физических процессов, анализу, обработке и интерпретации измеряемых данных. Трехмерное моделирование электромагнитных процессов, протекающих в геологической среде, требует значительных вычислительных ресурсов, поэтому разработка новых эффективных подходов к решению прямых и обратных задач электродинамики является актуальной задачей геофизики.

Интегральное преобразование Сумуду было предложено в [Watugala, 1993] в качестве альтернативы преобразованию Лапласа. Рядом исследователей рассмотрено применение Сумуду-преобразования для моделирования электромагнитных процессов в областях с простой геометрией и физическими свойствами [Hussain, Belgacem, 2007; Belgacem, 2009; Belgacem et al., 2017].

В то же время преобразование Сумуду обладает значительным потенциалом для решения задач геоэлектрики в трехмерно-неоднородных сильноконтрастных средах. К важным свойствам этого преобразования относится сохранение размерности функции: единицы измерения самой функции и ее изображения совпадают. Необходимо также отметить, что Сумуду-изображение действительной функции также 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. Кроме того, вычисление электромагнитных сигналов на поздних временах после включения источника через Фурье-преобразование становится весьма затратным из-за необходимости интегрирования быстроосциллирующих и слабозатухающих подынтегральных выражений [Табаровский, Соколов, 1982]. Наиболее подробно свойства преобразования Сумуду рассматриваются в [Belgacem, Karaballi, 2006; Belgacem, 2006].

К недостаткам преобразования Сумуду следует отнести отсутствие явной формулы вычисления его обратного преобразования. Без использования свойств преобразования Сумуду и таблицы с изображениями для некоторых функций обращение можно осуществить путем решения соответствующего интегрального уравнения Фредгольма первого рода, что является плохо обусловленной задачей, и в контексте моделирования электромагнитных зондирований требует специального регуляризирующего оператора, учитывающего особенности измеряемого сигнала [Эпов и др., 2023]. В силу плохой обусловленности интегрального уравнения Фредгольма первого рода, вычисление обратного преобразования Сумуду при помощи данного подхода требует, чтобы соответствующее Сумуду-изображение обладало погрешностью, значительно меньшей, чем желаемая погрешность у результирующей функции. В случае, когда Сумуду-изображение является решением краевой задачи, полученным при помощи какого-либо численного метода, обеспечение достаточно малой погрешности у решения может приводить к значительным вычислительным затратам. Таким образом, требуется разработка метода вычисления обратного преобразования Сумуду, обладающего меньшей чувствительностью к уровню шума у Сумуду-изображения. Это позволило бы смягчить требования к допустимой величине погрешности Сумуду-изображения и, как следствие, привело бы к экономии вычислительных ресурсов.

В качестве эффективного инструмента для решения этой проблемы могут быть использованы современные технологии машинного обучения — искусственные нейронные сети (ИНС), естественным свойством которых является способность к обобщению сложных нелинейных зависимостей и устойчивость к зашумлению входных данных. Алгоритмы, основывающиеся на применении ИНС, в настоящее время активно применяются во многих областях, в том числе и при решении задач геоэлектрики [Шимелевич и др., 2022; Даниловский и др., 2023].

Цель представленного исследования — предложить новый способ обратного преобразования Сумуду на основе ИНС применительно к задаче нестационарных электромагнитных зондирований. Рассматривается способ моделирования сигналов, процесс создания обучающего набора данных, разработка нейросетевого алгоритма, оценивается точность и быстродействие разработанного алгоритма.

МОДЕЛИРОВАНИЕ СИГНАЛОВ ЭЛЕКТРОМАГНИТНОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ПРИ ПОМОЩИ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ СУМУДУ

Рассмотрим процесс электромагнитного зондирования земных недр. В качестве источника будет выступать импульс тока в генераторной круглой петле радиуса r . Результатом зондирования является временная развертка электродвижущей силы (ЭДС), наведенная в круглой измерительной петле того же радиуса на удалении d от источника тока: d — расстояние между центрами генераторной (Γ) и измерительной (Π) петель, причем $d > 2r$ (рис. 1).

Математическая модель, описывающая процесс зондирования, выглядит следующим образом:

$$\text{rot} \frac{1}{\mu_0} \text{rot} E(t) + \sigma \frac{\partial E(t)}{\partial t} + \epsilon_0 \frac{\partial^2 E(t)}{\partial t^2} = -\frac{\partial J_0(t)}{\partial t}, \quad (1)$$

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

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

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

где $E(t)$ — напряженность электрического поля, J_0 — плотность тока в генераторной петле, σ — удельная электропроводность, ε_0 — диэлектрическая и μ_0 — магнитная проницаемости, $\partial\Omega$ — граница расчетной области Ω , удаленная от генераторной петли настолько, что напряженность поля на ней можно полагать равной нулю.

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

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

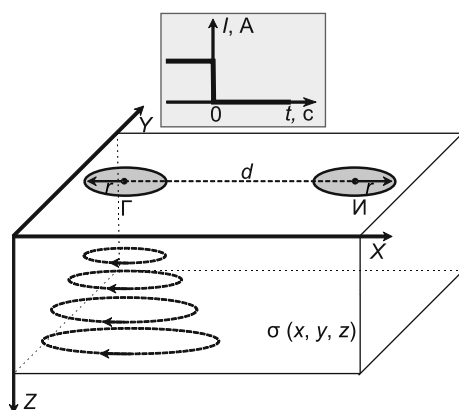
$$E(u) \times n|_{\partial\Omega} = 0. \quad (6)$$

В зависимости от того, как удельная электропроводность среды изменяется в пространстве, можно выбрать подходящий метод решения краевой задачи (5), (6) в частных производных, например, векторный метод конечных элементов [Эпов и др., 2007]. В результате получим Сумуду-изображение напряженности электрического поля, интегрируя которое по контуру измерительной петли, можно найти Сумуду-изображение ЭДС, наведенной в этой петле. Для получения зависимости ЭДС от времени необходимо провести обратное преобразование Сумуду. Поскольку полученное поле является решением задачи зондирования Земли, предположим, что ЭДС и ее Сумуду-изображение значимо отличаются от нуля только при $0 \leq t \leq b$ и $0 \leq u \leq b$ соответственно. Тогда для выполнения обратного преобразования Сумуду относительно изображения ЭДС, необходимо решить следующее интегральное уравнение:

$$\tilde{E}(u) = \int_0^b \frac{1}{u} \exp\left(-\frac{t}{u}\right) \tilde{E}(t) dt,$$

где $\tilde{E}(t)$ — ЭДС, наведенная в измерительной петле, $\tilde{E}(u)$ — ее Сумуду-изображение.

Использование преобразования Сумуду для моделирования сигналов электромагнитного зондирования рассмотрим на следующем примере. Область моделирования разделена горизонтальной плоскостью на два однородных по физическим свойствам полупространства: верхнее полупространство — непроводящий воздух, нижнее полупространство — проводящая геологическая среда. На земной поверхности расположены круглые генераторная и измерительная петли. Пусть плотность тока в генераторной петле во времени представляет из себя прямоугольный импульс достаточно большой продол-



жительности, чтобы к моменту выключения тока напряженность электрического поля стала близка к нулю. Выключение тока происходит в момент времени $t = 0$. Если при этом радиусы петель достаточно малы по сравнению с расстоянием между их центрами, то генераторную петлю можно заменить вертикальным магнитным диполем, а ЭДС в измерительной катушке — принять пропорциональной производной по времени от z -компоненты напряженности магнитного поля $\frac{\partial H_z(t)}{\partial t}$ в центре измерительной петли.

Рис. 1. Схема зондирующей установки МПП, модель среды и импульс тока в генераторной петле.

Для изображения Лапласа функции $\frac{\partial H_z(t)}{\partial t}$ в подобной постановке существует аналитическое выражение [Nabighian, 1988]:

$$L\left[\frac{\partial H_z(t)}{\partial t}\right] = \frac{m}{2\pi\mu_0\sigma r^5} \left(9s^{-1} - \left(9s^{-1} + 9as^{-1/2} + 4a^2 + a^3s^{1/2}\right)\exp(-as^{1/2})\right), \quad (7)$$

где $a = \sqrt{\mu_0\sigma d}$, σ — удельная электропроводность нижнего полупространства, d — расстояние между центрами петель, m — величина момента магнитного диполя. Воспользовавшись связью между преобразованиями Лапласа и Сумуду, запишем Сумуду-изображение функции $\frac{\partial H_z(t)}{\partial t}$ следующим образом:

$$S\left[\frac{\partial H_z(t)}{\partial t}\right] = \frac{m}{2\pi i\mu_0\sigma d^5} \left(9u - \left(9u + 9au^{\frac{1}{2}} + 4a^2 + a^3u^{-\frac{1}{2}}\right)\exp\left(-au^{\frac{1}{2}}\right)\right). \quad (8)$$

Выполнив аналитическое обратное преобразование Лапласа для (7), получим следующее аналитическое выражение для $\frac{\partial H_z(t)}{\partial t}$ [Nabighian, 1988]:

$$\frac{\partial H_z(t)}{\partial t} = \frac{-m}{2\pi i\mu_0\sigma d^5} \left(9\operatorname{erf}(\theta d) - 2d\pi^{-\frac{1}{2}} \left(9 + 6\theta^2 d^2 + 4\theta^4 d^4\right)\exp(-\theta^2 d^2)\right), \quad (9)$$

где $\theta = \sqrt{\mu_0\sigma/4/t}$, $\operatorname{erf}(t)$ — функция ошибок:

$$\operatorname{erf}(t) = \frac{2}{\pi^{1/2}} \int_0^t \exp(-\tau^2) d\tau.$$

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОГО АЛГОРИТМА

В представленной работе для решения плохо обусловленной задачи обращения преобразования Сумуду используется метод подбора [Тихонов, Арсенин, 1979]. Суть метода заключается в выборе оптимального элемента из заранее заданного компактного множества M потенциальных исходных функций. Для каждой функции из M выполняется прямое преобразование Сумуду, тем самым создается набор Сумуду-изображений $S[M]$. Задача обращения решается путем выбора функции $f(t)$ из M , на которой расстояние между ее Сумуду-образом и исходно заданным образом $g(u)$ минимально. В случае, если $g(u)$ изначально не лежит в множестве $S[M]$ (например, в силу искажения шумом), то полученная функция $f(t)$ приближенно решает задачу и называется квазирешением [Тихонов, Арсенин, 1979]. Компактность множества M достигается за счет того, что его элементы — функции $f(t)$ — соответствуют решениям задачи моделирования наземного электромагнитного зондирования, параметризованной замкнутое множеством конечномерного пространства (множество параметров рассматриваемой геофизической модели). Таким образом, разрабатываемый нейросетевой алгоритм нацелен на подбор элемента M , Сумуду-образ которого находится на достаточно близком расстоянии от исходного Сумуду-образа. Чтобы алгоритм мог искать квазирешения исходной задачи, к Сумуду-образам, полученным в процессе моделирования и входящим в $S[M]$, добавляется шум определенного уровня, типичного для практических сценариев. В результате регуляризация исходной некорректной задачи обращения интегрального уравнения первого рода достигается за счет ограничения множества возможных решений.

Задача разработки нейросетевого алгоритма решается при помощи обучения «с учителем». В такой постановке на первом этапе необходимо получить набор данных, содержащий ряд обучающих примеров, каждый из которых представляет собой пару «функция $f(t)$ »—«Сумуду-изображение $g(u) = S[f(t)]$ ». В рамках данного исследования такой набор данных формируется на базе результатов математического моделирования для типичных геоэлектрических ситуаций и параметров зондирующих установок. Функции и их изображения представляются в виде векторов значений в заранее заданных точках $t_i = u_i$.

Полученные пары данных нормируются умножением на значение $\frac{1}{\max(g(u))}$. Такое преобразование позволяет исключить характеристики измерительной установки: силу тока, радиусы петель, количество витков и др.

Для расширения обучающей выборки применяется аугментация данных — создание дополнительных данных из уже имеющихся путем применения простых преобразований, не требующих значительных вычислительных ресурсов. Аугментация увеличивает как объем, так и разнообразие данных, что является эффективной стратегией борьбы с переобучением моделей машинного обучения, поскольку помогает находить закономерности в данных [Krizhevsky et al., 2012]. Используя свойство линейности преобразования Сумуду, из двух пар данных (g_1, f_1) , (g_2, f_2) можно получить третью за счет их линейной комбинации:

$$g_3 = a \cdot g_1 + b \cdot g_2,$$

$$f_3 = a \cdot f_1 + b \cdot f_2,$$

где a, b — константы. При этом полученные данные необходимо аналогичным способом отмасштабировать.

Для повышения устойчивости разрабатываемого алгоритма к входным данным $g(u)$ добавляется нормально распределенный шум, среднеквадратичное отклонение которого пропорционально уровню самого сигнала и составляет 5 %, что соответствует ожидаемой точности измерения зондирующей установкой.

При анализе кривых зондирования в МПП более важной информацией является относительное изменение сигнала, а не его абсолютное значение. Поэтому в рамках исследования используется преобразование обучающих данных, деформирующее пространства входных и выходных сигналов для более эффективного обучения ИНС. К результату расчета ИНС применяется соответствующая постобработка для восстановления необходимой размерности сигналов.

Для контроля за процессом обучения нейронной сети (предотвращения переобучения) полученный набор данных (пар «Сумуду-изображение $g(u)$ » — «функция $f(t)$ ») разделяется на две подвыборки: 75 % непосредственно для обучения («обучающие данные») и 25 % для контроля («тестовые данные»).

Алгоритм обратного преобразования Сумуду реализуется на базе ИНС — классе математических моделей, являющихся универсальными аппроксиматорами [McCulloch, Pitts, 1943; Cybenko, 1989]. В общем виде ИНС представляет собой произвольную функцию от входных аргументов и внутренних параметров, которые подбираются в процессе обучения:

$$F(g, W) = \{f_1(g, W), \dots, f_n(g, W)\},$$

где $g = \{g_1, \dots, g_n\}$ — входные аргументы, представленные значениями вектора Сумуду-образа; W — внутренние параметры ИНС, которые подбираются в процессе обучения; f_1, \dots, f_n — набор функций, аппроксимирующий вектор обратного преобразования Сумуду; n — количество элементов во входном и выходном векторах.

Таким образом, состоящая из комбинации линейных и нелинейных операций ИНС аппроксимирует обратное преобразование Сумуду, трансформируя Сумуду-образы функций в их исходное представление. При обучении результат применения нейронной сети на каждой итерации сравнивается с известными результатами расчетов, полученными математическим моделированием.

Архитектура разработанной ИНС (рис. 2) представляет собой многослойный перцептрон (полносвязную нейронную сеть) и включает входной слой, принимающий вектор из 100 элементов (Сумуду-изображение функции), N скрытых слоев, каждый из которых со-

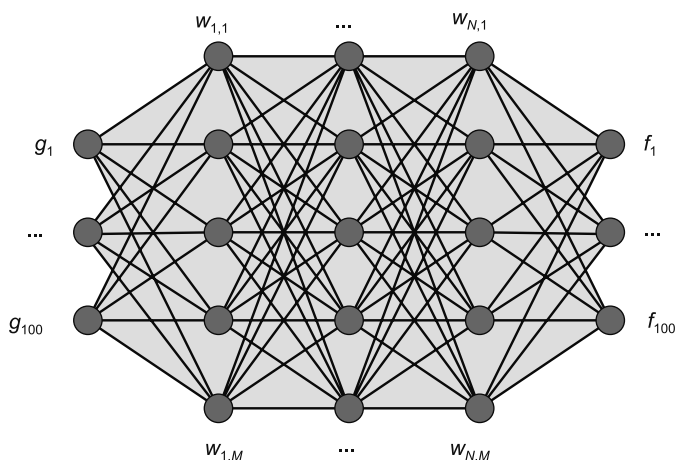


Рис. 2. Схематичное представление архитектуры ИНС для аппроксимации обратного преобразования Сумуду.

N — число скрытых слоев ИНС, M — число нейронов в скрытых слоях ИНС.

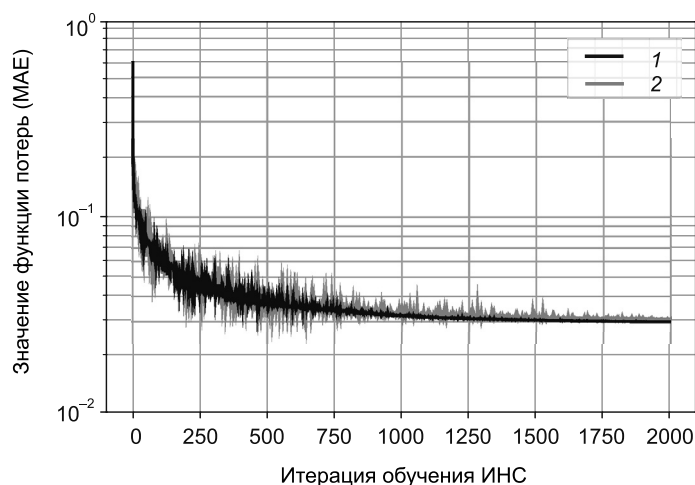


Рис. 3. Значения функции потерь, рассчитанные для обучающих (1) и тестовых (2) данных в зависимости от номера итерации обучения ИНС.

слоях ИНС изначально задаются случайным образом и затем подбираются в процессе обучения. Определение оптимальных параметров ИНС в рассматриваемом случае является задачей обучения «с учителем», которая решается с использованием алгоритма обратного распространения ошибки. Обучение осуществляется алгоритмом Adam, представляющим собой модификацию стохастического градиентного спуска с адаптивной оценкой импульса первого и второго порядков [Kingma, Ba, 2015]. В качестве функции потерь (минимизируемой в процессе обучения) используется среднеквадратичное отклонение — MAE (англ. «mean absolute error»). Выбор такой функции потерь в сочетании со способом предобработки данных из обучающего набора позволяет минимизировать относительное отклонение между результатом расчета ИНС и истинными кривыми зондирования. Для повышения эффективности обучения применяется последовательное уменьшение номинального шага градиентного спуска (скорости обучения) в зависимости от номера его итерации.

Полное время обучения финальной версии ИНС с архитектурой, выбранной по результатам экспериментов, составило 40 мин (количество эпох — 2000, рис. 3). Обучение алгоритма проводилось с использованием параллельных вычислений на базе графического ускорителя GPU RTX 2080.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

После получения оптимальных значений весовых коэффициентов обученная ИНС может использоваться для выполнения обратного преобразования Сумуду. Тестирование разработанного алгоритма проводится на данных из отложенного набора, которые не были задействованы непосредственно при обучении ИНС (рис. 4).

В окрестности точки перехода восстанавливаемого сигнала через ноль (на диаграммах — характерный минимум в середине временной оси) в некоторых случаях наблюдается увеличение относительной погрешности по сравнению с другими временными интервалами (рис. 5). Это может быть связано с тем, что в этой окрестности абсолютное значение первой логарифмической производной данной функции (относительная скорость изменения функции) больше, чем на других временных интервалах.

В таблице 1 приводятся результаты оценки качества работы разработанного алгоритма на обучающих и тестовых данных.

На рисунке 6 приведены сводные гистограммы поточечных невязок, полученные по данным из тестовой подвыборки, незадействованным непосредственно при обучении.

Как видно из приведенных данных, разработанный нейросетевой алгоритм позволяет выполнять обратное преобразование Сумуду с высокой точностью, достаточной для решения практических задач. Следует отметить, что при решении традиционными методами интегральных уравнений первого рода, в силу их плохой обусловленности, характерная погрешность в полученном решении оказывается значительно более высокой [Тихонов, Арсенин, 1979].

Таблица 1. Результаты оценки качества работы алгоритма

Функция потерь/метрика	Результат (обучающие данные)	Результат (тестовые данные)
Средняя абсолютная невязка	$1.6 \cdot 10^{-3}$	$1.8 \cdot 10^{-3}$
Среднеквадратичная невязка	$1.4 \cdot 10^{-5}$	$2.0 \cdot 10^{-5}$

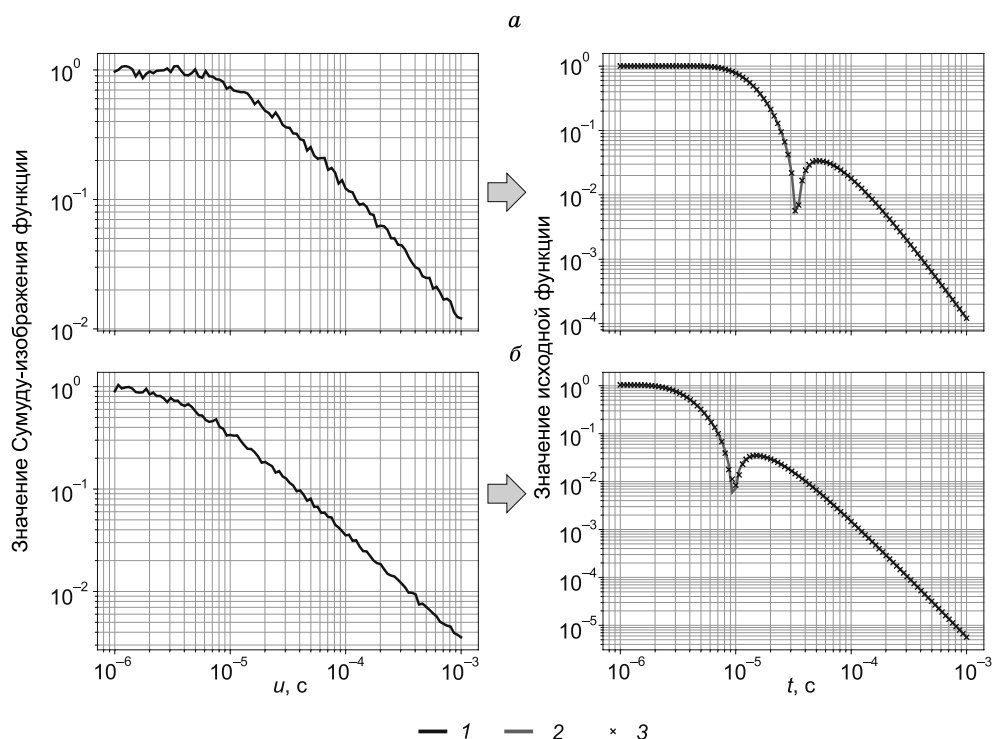


Рис. 4. Примеры применения обученной ИНС (а, б).

Слева — Сумуду-изображение функций (входные данные); справа — исходные функции в сравнении с результатами обратного преобразования Сумуду на основе ИНС. 1 — выходные данные $g(u)$, 2 — выходные данные $f(t)$, 3 — результат расчета ИНС.

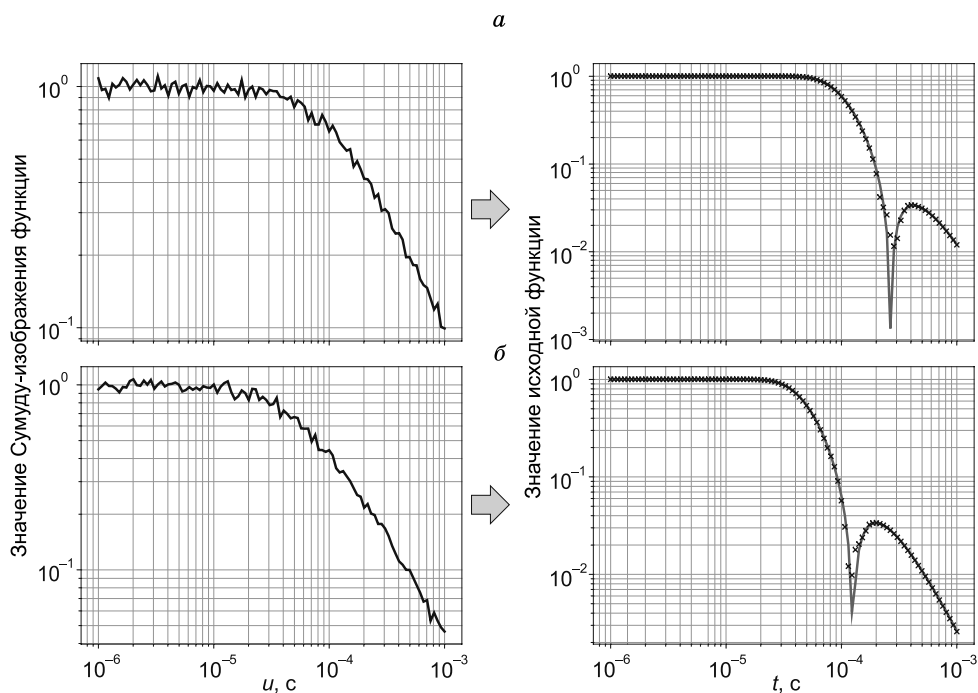


Рис. 5. Примеры применения обученной ИНС (а, б).

Слева — Сумуду-изображение функций (входные данные); справа — исходные функции в сравнении с результатами обратного преобразования Сумуду на основе ИНС. В окрестности точки перехода восстанавливаемого сигнала через ноль (минимум в середине временной оси) наблюдается увеличение относительной погрешности. Усл. обозн. см. на рис. 4.

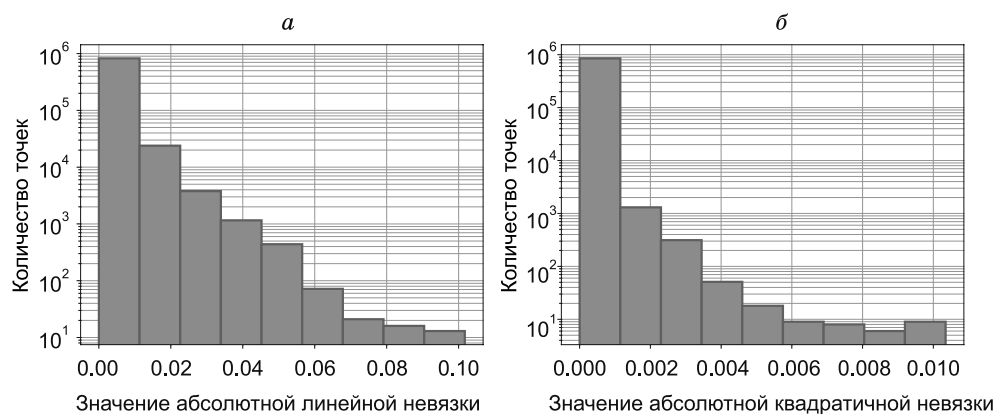


Рис. 6. Распределения поточечной линейной (а) и квадратичной (б) невязок исходных функций и результатов обратного преобразования Сумуду на ИНС (данные тестовой подвыборки).

Оценка быстродействия разработанного алгоритма проводилась на базе центрального процессора CPU Intel i7-8700 (анализировалось время, затраченное на обратное преобразование одного Сумуду-изображения). Усредненное по десяти тысячам запусков нейросетевого алгоритма время расчета в сравнении со временем расчета численным алгоритмом [Эпов и др., 2023] приведено в табл. 2. В результатах не учитывается время загрузки ИНС и необходимых программных библиотек в оперативную память. Эти операции выполняются один раз при запуске программы и в дальнейшем не оказывают влияния на скорость расчета. Следует также отметить, что расчеты нейросетевым алгоритмом можно проводить в «пакетном» режиме, позволяя эффективно использовать параллельные вычисления на многопроцессорных устройствах.

Таблица 2. Результаты оценки быстродействия разработанного алгоритма обратного преобразования Сумуду на основе ИНС в сравнении с численным решением

Численный алгоритм	Нейросетевой алгоритм
$9.3 \cdot 10^0$ с	$2.9 \cdot 10^{-2}$ с

Таким образом, разработанный нейросетевой высокопроизводительный алгоритм характеризуется качественно более высоким быстродействием при меньшей ресурсоемкости, что в совокупности с достигнутой точностью преобразования обеспечивает возможность его использования в рамках программного обеспечения для моделирования сигналов электромагнитных зондирований.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследована возможность применения ИНС для создания алгоритма обратного преобразования Сумуду применительно к задаче наземного электромагнитного зондирования методом переходных процессов. На базе результатов математического моделирования создана обучающая выборка, в которой к входным данным добавлен нормально распределенный шум, уровень которого пропорционален уровню самого сигнала и соответствует ожидаемой точности измерения зондирующей установкой. С применением параллельных вычислений на базе графического ускорителя обучена ИНС с архитектурой многослойного перцептрона.

Выполнено тестирование разработанного алгоритма с оценкой точности и быстродействия. Продемонстрирована высокая точность обращения Сумуду-образов функций в присутствии шума, что затруднительно при решении традиционными методами интегральных уравнений первого рода в силу их плохой обусловленности. Установлено, что разработанный алгоритм характеризуется качественно более высоким быстродействием (в среднем более чем в 300 раз) в сравнении с численным решением при значительно меньшей ресурсоемкости.

Следует отметить, что предлагаемый в статье подход является гибким и может в дальнейшем быть адаптирован для решения более широкого круга геофизических задач. В рамках дальнейших исследований планируется применение разработанного инструментария для инверсии данных, полученных по результатам полевых геофизических измерений.

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

Агеенков Е.В., Ситников А.А., Воднева Е.Н. Результаты математического моделирования переходных процессов для условий акваторий морского шельфа // *Геология и геофизика*, 2022, т. 63 (7), с. 971—987, doi: 10.15372/GiG2021111.

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. Эффекты последствия в методе переходных процессов: магнитная вязкость // *Геология и геофизика*, 2022, т. 63 (3), с. 371—381, doi: 10.15372/GiG2021138.

Мурзина Е.В., Поспеев А.В., Буддо И.В., Шарлов М.В., Семинский И.К., Мисюркеева Н.В., Шелохов И.А. Возможности малоглубинных нестационарных электромагнитных зондирований для выделения газогидратных скоплений в криолитозоне северных регионов Западной Сибири // *Криосфера Земли*, 2022, т. XXVI, № 2, с. 51—62, doi: 10.15372/KZ20220204.

Табаровский Л.А., Соколов В.П. Программа расчета нестационарного поля дипольных источников в горизонтально-слоистой среде (АЛЕКС) // *Электромагнитные методы геофизических исследований*. Новосибирск, ИГиГ СО АН СССР, 1982, с. 57—77.

Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М., Наука, 1979, 288 с.

Шимелевич М.И., Родионов Е.А., Оборнев И.Е., Оборнев Е.А. Нейросетевая 3D инверсия полевых данных геоэлектрики с расчетом апостериорных оценок // *Физика Земли*, 2022, № 5, с. 3—13, doi: 10.31857/S0002333722050246.

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.

Belgacem F.M. Introducing and analysing deeper Sumudu properties // *Nonlinear Stud.*, 2006, v. 13 (1), p. 23—41.

Belgacem F.M. Sumudu applications to Maxwell's equations // *PIERS Online*, 2009, v. 5 (4), p. 355—360, doi: 10.2529/piers090120050621.

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.

Belgacem F.M., Al-Shemas E.H., Silambarasan R. Sumudu computation of the transient magnetic field in a lossy medium // *Appl. Math. Inf. Sci.*, 2017, v. 11 (1), p. 209—217, doi: 10.18576/amis/110126.

Buddo I., Sharlov M., Shelokhov I., Misyurkееva N., Seminsky I., Selyaev V., Agafonov Yu. Applicability of transient electromagnetic surveys to permafrost imaging in Arctic West Siberia // *Energies*, 2022, v. 15 (5), p. 1—16, doi: 10.3390/en15051816.

Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function // *Math. Control Signals Syst.*, 1989, v. 2 (4), p. 303—314, doi: 10.1007/BF02551274.

Hussain M.G., Belgacem F.M. Transient solutions of Maxwell's equations based on Sumudu transform // *PIER*, 2007, v. 74, p. 273—289, doi: 10.2528/PIER07050904.

Kingma D.P., Ba J. Adam: a method for stochastic optimization // 3rd Int. Conf. Learning Representations (San Diego, CA, May 7–9, 2015), 2015, arxiv.org/abs/1412.6980, doi: 10.48550/arXiv.1412.6980.

Kozhevnikov N., Sharlov M., Pesturин T., Antonov E. Testing transient electromagnetics systems on the ice cover of Lake Baikal // *J. Appl. Geophys.*, 2023, v. 212, p. 1—11, doi: 10.1016/j.jappgeo.2023.104985.

Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // *Adv. Neural Inf. Proc. Syst.*, 2012, v. 25, p. 1097—1105, doi: 10.1145/3065386.

McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bull. Math. Biophys.*, 1943, v. 5 (4), p. 115—133.

Nabighian M. Electromagnetic methods in applied geophysics, v. 1: Theory. Tulsa, OK, SEG, 1988, 531 p.

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.