

Н. В. Штабель^{1,2}✉

Нейросетевой подход к оценке глубины залегания кровли проводящего объекта

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

²Новосибирский государственный технический университет,
г. Новосибирск, Российская Федерация
e-mail: orlovskayanv@ipgg.sbras.ru

Аннотация. Рассмотрена задача оценки глубины залегания кровли проводящих объектов в слабопроводящей среде с помощью полносвязной нейросети. Выявленные ранее зависимости между параметрами распределения аномалии сигналов ЭДС от проводящих объектов и параметрами объекта позволили сформулировать задачу регрессии для нейросети. После обучения нейросети на небольшой выборке сигналов ЭДС от модельных задач с пластообразными объектами, были получены оценки глубины залегания для объектов такой же формы, а также для объектов, имеющих форму шара и полусферы. Погрешность нейросетевого прогноза составила от 2 до 30%.

Ключевые слова: численное моделирование, зондирование становлением, рудные тела, машинное обучение

N. V. Shtabel^{1,2}✉

Neural network approach to estimating the depth of the roof of a conducting o-bject

¹Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics of Siberian Branch Russian Academy
of Sciences, Novosibirsk, Russian Federation

²Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russian Federation
e-mail: orlovskayanv@ipgg.sbras.ru

Abstract. The problem of estimating the depth of the roof of conducting objects buried in poorly conducting medium was investigated using a fully connected neural network. Previously identified dependencies between the parameters of the distribution of EMF anomaly signals from conductive objects and the object's parameters made it possible to formulate a regression task for the neural network. After training the neural network on a small dataset of EMF signals from model problems involving layer-like objects, depth estimates were obtained for objects of the same shape, as well as for objects shaped as a sphere and a hemisphere. The error of the neural network's prediction ranged from 2 % to 30 %.

Keywords: numerical modeling, time-domain electromagnetic sounding, ore bodies, machine learning

Введение

Методы электромагнитных зондирований чувствительны к проводящим телам в исследуемой среде. Сигналы ЭДС над проводящими телами отличаются повышенными амплитудами значений, времена проявления которых коррелируют с

глубиной расположения кровли объекта и индукционной массой объекта [1]. Индукционная масса проводящего тела — это величина равная произведению объема тела на его электропроводность. Эти два параметра определяют амплитуду и длительность воздействия вторичных наведенных токов на измеряемые сигналы, однако выделить в явном виде зависимость между сигналом ЭДС и каждым из параметров достаточно затруднительно, но можно определить связь между обобщенным параметром индукционной массы и аномалией сигналов ЭДС [2]. Для оценки глубины залегания кровли проводящего объекта можно воспользоваться аналитическими зависимостями, полученными эмпирически по расчетным данным [3], но в таком подходе необходима коррекция коэффициентов зависимости с учетом сопротивления внешней среды. Поскольку скорость распространения электрического поля в слабопроводящих средах достаточно высока, а времена начала взаимодействия поля с кровлей объекта достаточно малы и малые колебания параметров среды могут приводить к значительным погрешностям в оценке глубины залегания. Прогноз глубины залегания с использованием полносвязной нейросети позволит обобщить зависимость между аномальным сигналом ЭДС и параметрами глубины залегания кровли объекта, сопротивления внешней среды.

Постановка задачи

Рассматривается задача регрессии параметра глубины залегания кровли проводящего объекта в слабопроводящем пространстве по аномальным сигналам ЭДС с помощью полносвязной нейросети.

Рассматриваемая модель сети показана на рисунке 1. Сеть имеет один входной слой, состоящий из 5 нейронов (голубой цвет), т.к. на вход подается четыре параметра аномального сигнала ЭДС и сопротивление вмещающей среды. В качестве параметров аномального сигнала используются времена достижения минимума и максимума аномалии, а также амплитуды этих экстремумов. Далее идет слой нормализации сигналов (светло-зеленый цвет), три скрытых слоя из 64 нейронов (зеленый цвет) и выходной слой из одного нейрона, значение на выходе которого будет предсказанной оценкой глубины залегания объекта. Реализация работы с нейросетью выполнена с использованием библиотеки Keras. Для оценки результатов обучения сети использовался критерий среднеквадратичной ошибки между предсказанными и тестовыми данными.

Для корректной работы нейросети для оценки глубины объекта необходимо определить весовые коэффициенты нейронов путем обучения сети на некоторой обучающей и тестовой выборках. Для формирования обучающей и тестовой выборки были использованы результаты моделирования электрического поля и сигналов ЭДС в приемных петлях для модели слабопроводящего пространства с локальным проводящим объектом, представляющим пластообразное рудное тело. Зондирующая установка представляет собой генераторную петлю со стороной 500м и соосную приемную петлю со стороной 100м. Глубина кровли проводящего объекта для выборки варьировалась от 40 до 300 метров с шагом 50м. Объем тела был фиксирован на уровне 60000 м³ и был представлен в двух размерах 300x200x10 м и 200x100x30 м. Электропроводность объекта изменялась от

0.05 См/м до 0.3 См/м, а сопротивление среды выбиралось в диапазоне 250 – 1250 Ом·м.

Полученная выборка содержала 125 вариантов комбинаций параметров. Зависимость искомого параметра от входных параметров представлена на рисунке 2.

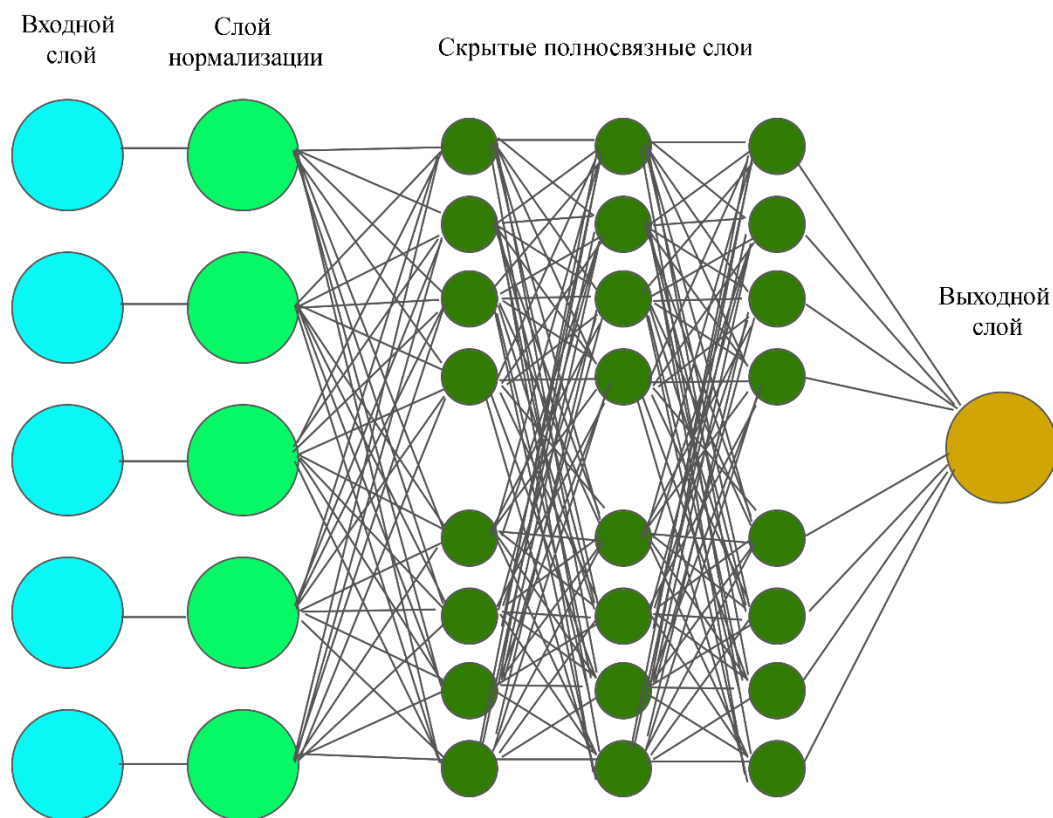


Рис. 1. Схема реализуемой нейросети

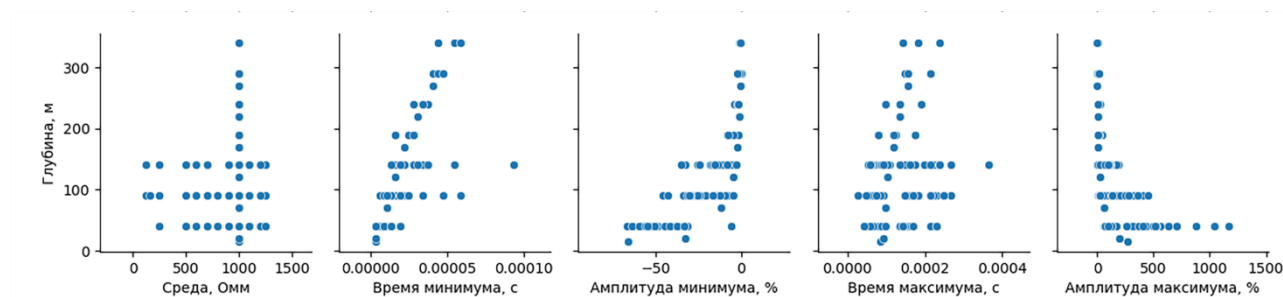


Рис. 2. Зависимость глубины залегания кровли объекта от параметров входных данных нейросети

Математическая модель

Для решения задачи зондирования среды методом становления поля систему уравнений Максвелла представляют в виде параболического уравнения второго порядка относительно напряженности электрического поля:

$$\operatorname{rot} \mu^{-1} \operatorname{rot} \vec{E} + \sigma \frac{\partial \vec{E}}{\partial t} = -\frac{\partial \vec{J}}{\partial t}, \quad (1)$$

где $\vec{E}$ - напряженность электрического поля, $\vec{J}$ - ток в генераторной петле, t - время моделирования, μ - магнитная проницаемость среды, ε - диэлектрическая проницаемость среды, σ - электропроводность среды. Для исследуемых сред $\mu = \mu_0$, $\varepsilon = \varepsilon_0$, поэтому токами смещения $\varepsilon \frac{\partial^2 \vec{E}}{\partial t^2}$ можно пренебречь, т.к. эта величина много меньше токов проводимости $\sigma \frac{\partial \vec{E}}{\partial t}$.

Определим условия на границах области моделирования Ω .

$$\vec{E} \times \vec{n} \Big|_{\partial\Omega} = 0 \quad (2)$$

Условия (2) – так называемые условия «большого бака»: требования обращения в ноль тангенциальной компоненты электрического поля на внешней границе среды.

Для решения уравнения воспользуемся векторным методом конечных элементов. Определим ряд функциональных пространств, в которых будем искать решение [4, 5]:

$$\begin{aligned} H(\operatorname{rot}, \Omega) &= \{\vec{u} \in L^2(\Omega) \mid \nabla \times \vec{u} \in L^2(\Omega)\} \\ H_0(\operatorname{rot}, \Omega) &= \{\vec{u} \in H(\operatorname{rot}, \Omega) \mid \vec{u} \times \vec{n} \Big|_{\partial\Omega} = 0\} \end{aligned}$$

Для задачи (1)-(2) сформулируем вариационную постановку:

Для заданного $\vec{J} \in L^2(\Omega) \times (0, T)$ найти $\vec{E} \in H_0(\operatorname{rot}, \Omega) \times (0, T)$ такое, что $\forall \vec{W} \in H_0(\operatorname{rot}, \Omega) \times (0, T)$ выполняется

$$(\mu^{-1} \operatorname{rot} \vec{E}, \operatorname{rot} \vec{W})_{\Omega} + \sigma \left(\frac{\partial \vec{E}}{\partial t}, \vec{W} \right)_{\Omega} = - \left(\frac{\partial \vec{J}}{\partial t}, \vec{W} \right)_{\Omega} - \int_{\partial\Omega} \mu^{-1} (\vec{W} \times \vec{n}) \operatorname{rot} \vec{E} dS \quad (3)$$

С учетом краевых условий (2), представляя напряженность $\vec{E}$ в виде разложения по базисным функциям $\vec{W}_i$, $i = 1, N_e$, ассоциированными с ребрами тетраэдрального разбиения (N_e) запишем задачу (3) в матричном виде:

$$A\vec{e} + \sigma C \frac{\partial \vec{e}}{\partial t} = -\frac{\partial \vec{F}}{\partial t} \quad (4)$$

где

$$\begin{aligned} [A]_{ij} &= \int_{\Omega} \mu^{-1} \operatorname{rot} \vec{W}_i \cdot \operatorname{rot} \vec{W}_j d\Omega, \quad i, j = 1, N_e \\ [C]_{ij} &= \int_{\Omega} \vec{W}_i \cdot \vec{W}_j d\Omega, \quad i, j = 1, N_e \\ [F]_i &= \int_{\Omega} \vec{J} \cdot \vec{W}_i d\Omega, \quad i = 1, N_e \end{aligned}$$

Для аппроксимации задачи (4) по времени использовалась неявная трех-
слойная схема с изменяющимся шагом по времени [6]:

$$\begin{cases} A\mathbf{e}^n + C \frac{\mathbf{e}^n - \mathbf{e}^{n-1}}{\Delta t} = -\frac{\mathbf{F}^n - \mathbf{F}^{n-1}}{\Delta t}, & \text{в момент работы источника} \\ A\mathbf{e}^n + \frac{\Delta t_2 + \Delta t_0}{\Delta t_2 \Delta t_0} C \mathbf{e}^n - \frac{\Delta t_2}{\Delta t_1 \Delta t_0} C \mathbf{e}^{n-1} + \frac{\Delta t_0}{\Delta t_1 \Delta t_2} C \mathbf{e}^{n-2} = 0, & t \in (0, T_1) \end{cases}$$

где T_1 – время окончания моделирования после отключения тока в источнике,
 $\Delta t, \Delta t_0, \Delta t_1, \Delta t_2$ – шаги аппроксимации по времени. Достаточно малые шаги по
времени в начале измерений постепенно увеличиваются и позволяют за неболь-
шое количество итераций достигать больших времен измерений.

Обсуждение результатов

Из рисунка 2 видно, что параметры аномального сигнала достаточно хорошо
коррелируют с глубиной залегания кровли и можно проследить возрастающую зави-
симость для времен достижения минимума аномалии с ростом глубины и экспонен-
циальное снижение амплитуды минимального экстремума с ростом глубины. Сопро-
тивление вмещающей среды никак не коррелирует с глубиной залегания объекта, но
оказывает существенное влияние на времена и амплитуды аномального сигнала. В
результате чего наблюдается размытие времен достижения минимума аномалии для
объектов на одной глубине залегания. Полученные данные были поделены в соотно-
шении 80:20 на обучающую выборку и тестовую. На обучающей выборке было про-
ведено обучение нейросети в течении 1000 и 10000 эпох. Большое количество эпох
связано с небольшим количеством данных. В каждую эпоху фиксировалась ошибка
результатов на данных из обучающих и тестовых выборок. На рисунке 3 представ-
лено снижение абсолютной ошибки по эпохам на двух выборках. Малое количество
обучающих данных не позволяет снизить ошибку меньше, чем 5.8 на тестовой вы-
борке при обучении в 1000 эпох. При большом количестве эпох обучения на малом
количестве данных происходит переобучение сети, и ошибка предсказания на тесто-
вой выборке возрастает до 8.2. На обучающей выборке ошибка медленно снижается,
но на тестовой выборке наблюдается рост ошибки. На рисунке 4 показано распре-
деление предсказанных нейросетью глубин залегания на тестовой выборке и распре-

деление относительных ошибок. Видно, что большая часть тестовой выборки попадает в 10% коридор относительной ошибки. Максимальная ошибка достигает 43%.

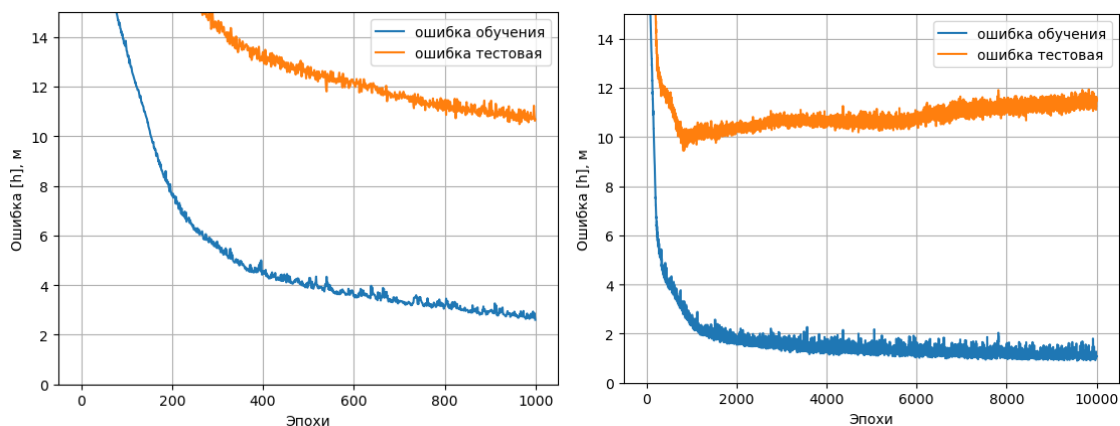


Рис. 3. Ошибка предсказания нейросети на обучающей и тестовой выборках в процессе обучения

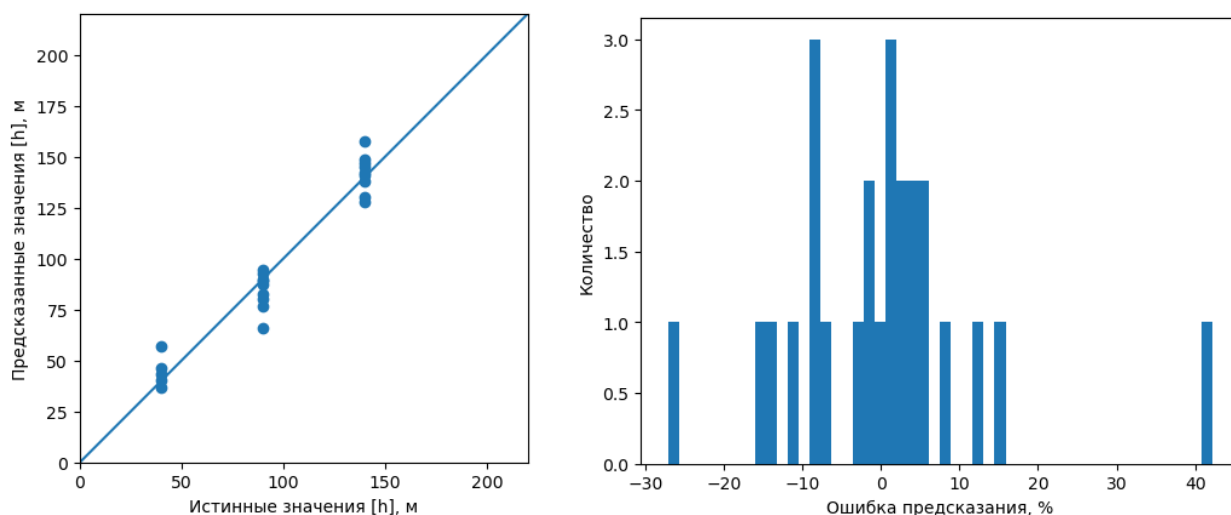


Рис. 4. Предсказания нейросети глубины залегания кровли (справа) и относительная ошибка предсказания (слева) на тестовой выборке при обучении сети в течение 1000 эпох

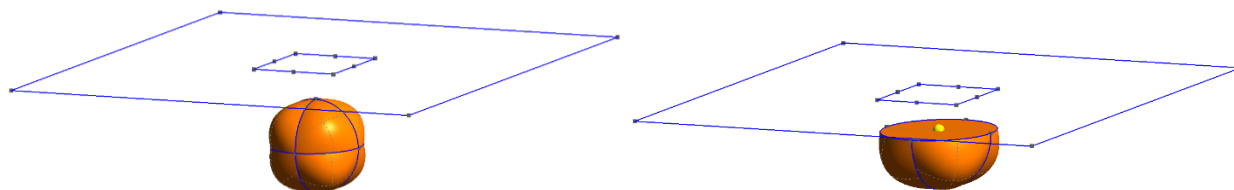


Рис. 5. Взаимное расположение зондирующей установки и объектов для контрольной выборки

Чтобы проверить возможности оценки глубины залегания кровли с помощью нейросети, оценим глубину залегания объектов не пластообразной формы: шара радиусом 52 м с электропроводностью 0.1 См/м, половине шара радиусом 63.5 м с электропроводностью 0.1 См/м и половине шара радиусом 52 м с электропроводностью 0.2 См/м (рис. 5). Размеры объектов выбраны таким образом, чтобы примерно сохранить объем и индукционную массу по сравнению с объектами обучающей выборки. Из рисунка 6 можно видеть, что для не пластообразных объектов с компактным распределением объема оценка глубины залегания имеет тенденцию к завышению значений. Наименьшие погрешности определения глубин были получены для объектов с формой половины шара. Наименьшая контрольная глубина (40 м) была предсказана нейросетью хуже остальных на всех объектах. Для шара на глубине 40 м оценка нейросети составила 68.6 м, что отличается почти на 71% от истины. Остальные глубины и варианты объектов показали относительные ошибки прогноза от 2 до 30% по модулю.

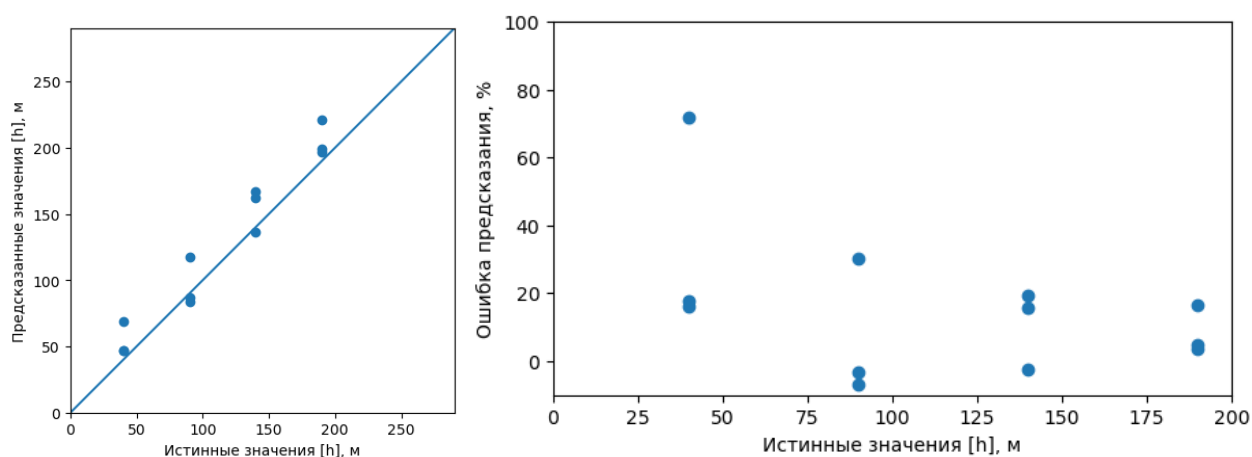


Рис. 6. Предсказания нейросети глубины залегания кровли на произвольной выборке (справа) и относительная ошибка предсказания (слева)

Заключение

Для небольшой выборки данных (125 вариантов) сигналов ЭДС от проводящих объектов пластообразной формы в слабопроводящем пространстве построена полносвязная нейросеть для предсказания глубины залегания кровли объекта. После обучения нейросеть способна предсказывать глубину залегания пластообразных объектов с точностью $\pm 15\%$ в большинстве случаев, а также для объектов другой формы с точностью от 2 до 30% по модулю. Для повышения точности прогноза нейросети необходимо расширить обучающую выборку и повторить процесс обучения, не допуская переобучения модели.

Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке проекта ФНИ FWZZ-2026-0054.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Личная А.Е., Штабель Н.В. Оценка влияния глубины залегания рудного тела на электромагнитные сигналы ЗСБ // Интерэкспо ГЕО-Сибирь - XX Международный научный конгресс. Международная научная конференция "Недропользование. Горное дело. Направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Экономика. Геоэкология": Сборник материалов в 8 т. – СГУГиТ – Новосибирск – том Т. 2 – № 4 – С. 224-232 – 2024
2. Штабель Н.В., Эпов М.И. Влияние индукционных масс проводящих объектов по данным численного трехмерного моделирования сигналов в методе переходных процессов // Физика Земли – № 5 – С. 77-92 – 2025
3. Штабель Н.В., Личная А.Е. Оценка влияния пластообразных проводящих объектов на сигналы электромагнитного зондирования по данным трехмерного моделирования // IX Всероссийская школа семинар по электромагнитным зондированиям Земли имени М.Н. Бердичевского, Л.Л. Ваньяна и В.И. Дмитриева: тезисы докладов – М. – 2025
4. Nedelec J.C. Mixed finite elements in R^3 // Numerische Mathematik, 1980, v. 35, № 3, p. 315—341.
5. Nedelec J.C. A new family of mixed finite elements in R^3 // Numer. Mathem., 1986, v. 50, p. 57—81.
6. Штабель Н.В., Эпов М.И., Антонов Е.Ю., Корсаков М.А. Аппроксимация субвертикальной границы в задачах импульсных электромагнитных зондирований // Геология и геофизика – том 55 – № 1 – С. 108-118 – 2014

© Н. В. Штабель, 2026