Интернет-журнал «Наукоедение» ISSN 2223-5167 <http://naukovedenie.ru/>

Том 7, №1 (2015) <http://naukovedenie.ru/index.php?p=vol7-1>

URL статьи: <http://naukovedenie.ru/PDF/05TVN115.pdf>

DOI: 10.15862/05TVN115 (<http://dx.doi.org/10.15862/05TVN115>)

УДК 550.837

Московский Игорь Георгиевич

ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.»

Россия, Саратов¹

Доцент, кандидат физико-математических наук

E-mail: mosig@mail.ru

Балабан Олег Михайлович

ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.»

Россия, Саратов

Доцент кафедры «Прикладная математика и системный анализ»

Кандидат технических наук

E-mail: ombal@mail.ru

Федорова Ольга Сергеевна

ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.»

Россия, Саратов

Доцент кафедры «Прикладная математика и системный анализ»

Кандидат физико-математических наук

E-mail: olga.s.fedorova@gmail.com

Кочетков Андрей Викторович

ФГБОУ ВПО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет»

Россия, г. Пермь

Профессор, доктор технических наук

E-mail: soni.81@mail.ru

Применение нейронных сетей при интерпретации данных электромагнитных зондирований вертикально-трещиноватых сред

¹ 410054, Саратов, ул. Политехническая, 77.

Аннотация. В статье исследуется возможность применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для определения наличия в геоэлектрическом разрезе неоднородного слоя с частотной дисперсией электропроводности, обусловленной эффектом Максвелла-Вагнера по данным магнитотеллурических зондирований (МТЗ).

Рассмотрен нейросетевой классификатор магнитотеллурических данных, рассчитанных для трехслойной среды с неоднородным вертикально-трещиноватым вторым слоем. Выделено два класса геологических сред, к одному из которых классификатор должен соотнести магнитотеллурические данные: среда, содержащая вертикально-трещиноватый слой и среда с однородными слоями. За основу нейросетевого классификатора взяты двухслойные и трехслойные нейронные сети прямого распространения. В статье дается описание алгоритма построения и обучения нейросетевого классификатора, приводятся результаты оценки качества распознавания ИНС смоделированных данных.

Ключевые слова: магнитотеллурическое зондирование; импеданс магнитотеллурического поля; кажущееся сопротивление Земли; эффект Максвелла-Вагнера; вертикально-трещиноватые среды; искусственные нейронные сети; нейросетевой классификатор.

Ссылка для цитирования этой статьи:

Московский И.Г., Балабан О.М., Федорова О.С., Кочетков А.В. Применение нейронных сетей при интерпретации данных электромагнитных зондирований вертикально-трещиноватых сред // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 7, №1 (2015) <http://naukovedenie.ru/PDF/05TVN115.pdf> (доступ свободный). Загл. с экрана. Яз. рус., англ. DOI: 10.15862/05TVN115

Введение

В последние годы активно исследуются возможности применения ИНС для решения различных задач геофизики, в частности, при интерпретации результатов электромагнитных зондирований Земли [1-5]. В работах [1-4] ИНС используются для решения обратных задач электроразведки при проведении магнитотеллурических зондирований. В работе [5] рассмотрена методика нейросетевой классификации магнитотеллурических данных на множестве заранее выделенных модельных классов сред. Следует заметить, что традиционные математические модели, лежащие в основе большинства методов интерпретации полевых данных, в том числе и использующих ИНС, не учитывают сложный характер строения пород. Решение электродинамических задач геоэлектрики проводится в квазистационарном приближении, т.е. токами смещения пренебрегают по сравнению с токами проводимости. Электропроводность пород считается постоянной величиной, не зависящей от частоты возбуждения электромагнитного поля. Однако, при электромагнитном зондировании тонкослоистых сред может наблюдаться эффект Максвелла-Вагнера [6-8], проявляющийся в полях, содержащих электрическую компоненту, нормальную к напластованию. Данный эффект состоит в том, что эффективная диэлектрическая проницаемость тонкослоистой среды в области низких частот многократно превышает диэлектрическую проницаемость отдельных прослоев этой среды. Таким образом, квазистационарное приближение в этом случае становится неправомерным. Кроме того, эффект Максвелла-Вагнера приводит к частотной дисперсии электропроводности тонкослоистой среды.

Для повышения качества интерпретации кривых МТЗ представляется целесообразным на начальном этапе обработки полевых данных отнести изучаемую геологическую среду к одному из возможных типов (классов): среда, содержащая неоднородный слой с дисперсией электропроводности, определяемой эффектом Максвелла-Вагнера; либо среда с однородными слоями (т.е. внутри каждого слоя среда однородна, а электропроводности слоев могут быть различными). В настоящей статье рассматривается возможность построения такого классификатора на основе использования ИНС для анализа данных МТЗ вертикально-трещиноватых сред.

1. Магнитотеллурическое поле в трехслойной среде с вертикально-трещиноватым вторым слоем

Для построения нейросетевого классификатора магнитотеллурических данных рассмотрена трехслойная модель геологической среды (рис. 1) с однородными первым и третьим слоями, и вертикально-трещиноватым вторым слоем.

Рис. 1. Трехслойная модель среды с вертикально-трещиноватым вторым слоем

Первый слой данной модели (рис. 1) характеризуется толщиной h_1 и электропроводностью σ_1 , третий слой (нижнее полупространство) – электропроводностью σ_3 . Второй слой (толщины h_2) представляет собой однородную среду (электропроводности σ_{22} и диэлектрической проницаемости ϵ_2) пронизанную системой вертикальных трещин (электропроводности σ_{21} и диэлектрической проницаемости ϵ_1). Трещины перпендикулярны поверхности Земли и имеют толщины d_1 , расстояние между трещинами равно d_2 . Данная система трещин является периодической с периодом $d = d_1 + d_2$. Все три слоя предполагаются немагнитными, магнитная проницаемость каждого слоя равна магнитной проницаемости вакуума $\mu_0 = 4\pi \cdot 10^{-7}$ Гн/м. Электромагнитное поле в такой среде возбуждается вертикально падающей плоской волной (с компонентами E_x и H_y напряженности электрического и магнитного полей, соответственно) с круговой частотой ω .

Выполняя усреднение электромагнитного поля [6, 7] по физически малому объему ($d \rightarrow 0$ при $\alpha = d_1/d = const$ и $\beta = 1 - \alpha = d_2/d = const$), для второго слоя получаем однородную анизотропную среду, характеризуемую эффективной комплексной электропроводностью σ_2 (по нормали к слоистости):

$$\sigma_2 = \sigma_2(\omega) = \sigma_n(\omega) - i\omega\epsilon_n(\omega), \quad (1)$$

$$\sigma_n(\omega) = \sigma_\infty + \frac{\sigma_0 - \sigma_\infty}{1 + \omega^2\tau^2}, \quad \epsilon_n(\omega) = \epsilon_\infty + \frac{\epsilon_0 - \epsilon_\infty}{1 + \omega^2\tau^2},$$

где

$$\tau = \frac{\alpha\epsilon_2 + \beta\epsilon_1}{\alpha\sigma_{22} + \beta\sigma_{21}},$$

а σ_0 , ϵ_0 и σ_∞ , ϵ_∞ – значения $\sigma_n(\omega)$, $\epsilon_n(\omega)$ при $\omega \rightarrow 0$ и $\omega \rightarrow \infty$:

$$\sigma_0 = \frac{\sigma_{21}\sigma_{22}}{\alpha\sigma_{22} + \beta\sigma_{21}}, \quad \epsilon_0 = \frac{\alpha\epsilon_1\sigma_{22}^2 + \beta\epsilon_2\sigma_{21}^2}{(\alpha\sigma_{22} + \beta\sigma_{21})^2},$$

$$\sigma_\infty = \frac{\alpha\sigma_{21}\epsilon_2^2 + \beta\sigma_{22}\epsilon_1^2}{(\alpha\epsilon_2 + \beta\epsilon_1)^2}, \quad \epsilon_\infty = \frac{\epsilon_1\epsilon_2}{\alpha\epsilon_2 + \beta\epsilon_1}.$$

Как нетрудно видеть эффективные электропроводность σ_n и диэлектрическая проницаемость ϵ_n второго слоя становятся существенно зависимыми от частоты электромагнитного поля, что есть проявление эффекта Максвелла-Вагнера.

В основе метода МТЗ лежит анализ величины импеданса $Z_{xy} = E_x/H_y$ магнитотеллурического поля [9], измеряемого на поверхности Земли (плоскость $z = 0$). Для получения информации об изменении сопротивления слоев геоэлектрического разреза импеданс Z_{xy} трансформируют в кажущееся сопротивление Земли ρ_k , определяемое так, чтобы в случае однородного полупространства с удельным сопротивлением ρ , величина ρ_k совпадала с ρ . Для трехслойной среды с параметрами σ_1 , σ_2 , σ_3 (электропроводности первого, второго и третьего слоев) и h_1 , h_2 (толщины первого и второго слоев, третий слой – нижнее полупространство) кажущееся сопротивление Земли ρ_k нормированное к удельному сопротивлению первого слоя $\rho_1 = 1/\sigma_1$ определяется соотношением:

$$\tilde{\rho}_k = \frac{\rho_k}{\rho_1} = \frac{\sigma_1(Z_{xy}^0)^2}{-i\omega\mu_0}, \quad (2)$$

$$Z_{xy}^0 = Z_{xy}(z=0) = \frac{k_1}{\sigma_1} \cdot \frac{1 + s_{12}e^{-2k_1h_1} + s_{12}s_{23}e^{-2k_2h_2} + s_{23}e^{-2(k_1h_1+k_2h_2)}}{1 - s_{12}e^{-2k_1h_1} + s_{12}s_{23}e^{-2k_2h_2} - s_{23}e^{-2(k_1h_1+k_2h_2)}},$$

$$s_{12} = \frac{\sqrt{\sigma_1} - \sqrt{\sigma_2}}{\sqrt{\sigma_1} + \sqrt{\sigma_2}}, \quad s_{23} = \frac{\sqrt{\sigma_2} - \sqrt{\sigma_3}}{\sqrt{\sigma_2} + \sqrt{\sigma_3}},$$

$$k_j = \sqrt{-i\omega\mu_0\sigma_j}, \quad \text{Re } k_j > 0, \quad j = 1, 2.$$

При использовании в расчетах соотношения (2) электропроводность второго слоя σ_2 для трехслойной среды с вертикально-трещиноватым вторым слоем будем определять по формуле (1), а для трехслойной среды с однородными слоями электропроводность второго слоя будем полагать действительной положительной величиной, не зависящей от частоты ω .

2. Архитектура ИНС

При выборе архитектуры ИНС учитывались рекомендации по разработке аналогичных нейросетевых классификаторов, приводимые в работе [5]. За основу были взяты два типа нейронных сетей: двухслойные и трехслойные сети прямого распространения (рис. 2).

Рис. 2. Двухслойная (а) и трехслойная (б) нейронные сети прямого распространения

На вход каждой нейронной сети подается вектор $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ имеющий n компонент $x_i, i = \overline{1, n}$. Компонентами вектора X являются значения логарифма модуля (либо аргумента) кажущегося сопротивления Земли $\tilde{\rho}_k$ для фиксированного набора частот $f_1, f_2, \dots, f_n$ (частота f связана с круговой частотой соотношением $f = \omega/2\pi$):

$$x_i = \ln|\tilde{\rho}_k(f_i)| \text{ (либо } x_i = \arg \tilde{\rho}_k(f_i)), i = \overline{1, n}.$$

Выходной вектор $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ нейронных сетей имеет компоненты $y_i, i = \overline{1, m}$, число m которых определяется количеством классов сред, к одному из которых могут быть отнесены входные данные сети. Так, если входной вектор X относится к среде с номером j ($j = \overline{1, m}$), то

$$y_i = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$

У каждой из рассмотренных в данной работе сетей $m = 2$, т.е. имеется два класса сред:

Класс 1. Трехслойные среды с вертикально-трещиноватым вторым слоем, выходной вектор $Y = (1, 0)$;

Класс 2. Трехслойные среды с однородными слоями, выходной вектор $Y = (0,1)$.

Входной слой каждой из рассмотренных ИНС содержит n нейронов – по числу компонент вектора входных данных X , а выходной слой – m нейронов, по числу компонент вектора выходных данных Y . В случае трехслойной ИНС количество k нейронов скрытого слоя можно варьировать, подбирая оптимальный вариант нейронной сети с наилучшим качеством распознавания.

Реализация нейросетевого классификатора была выполнена в системе MATLAB. При этом функции активации слоев ИНС были выбраны следующим образом: для входного и скрытого слоев – гиперболический тангенс, для выходного слоя – логистическая функция.

При использовании в ИНС других функций активации из стандартного набора передаточных функций системы MATLAB качество распознавания нейронной сетью было значительно ниже. Обучение нейронных сетей выполнялось с помощью алгоритма Левенберга-Марквардта [10].

3. Результаты моделирования

При построении обучающего и тестового множеств ИНС параметры рассмотренной трехслойной среды варьировались в следующих пределах: h_1 – от 100 до 200 м; h_2 – от 100 до 1000 м; σ_1 – от 0,01 до 0,1 См/м; σ_{22} – от 10^{-4} до 10^{-1} См/м; α – от 10^{-4} до 10^{-2} . Для сред с однородными слоями электропроводность второго слоя определялась равенством $\sigma_2 = \sigma_{22}$. Параметры $\sigma_{21} = 10^{-7}$ См/м, $\sigma_3 = 10^{-10}$ См/м, $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 25\varepsilon_0$ ($\varepsilon_0 = 8,842 \cdot 10^{-12}$ Ф/м – диэлектрическая проницаемость вакуума) не менялись. Для обучения ИНС всего использовалось $N = 10\,000$ (объем обучающего множества) комбинаций различных сочетаний значений параметров среды, для тестирования качества работы сети – $N = 12\,000$ (объем тестового множества) других комбинаций. Диапазон изменения частоты колебаний электромагнитного поля полагался от 10 до 10^4 Гц.

Учитывая, что на настоящий момент не существует общей теории, определяющей выбор архитектуры нейронной сети (сколько выбрать слоев в ИНС, сколько выбрать нейронов в скрытых слоях), используемой при решении той либо иной прикладной задачи, при построении нейросетевого классификатора с удовлетворительным качеством обработки материала рассматривалось несколько вариантов нейронных сетей:

1. (сеть 13-2) двухслойная сеть (во входном слое $n = 13$ нейронов, в выходном слое $m = 2$ нейрона);
2. (сеть 13-2-2) трехслойная сеть (во входном слое $n = 13$ нейронов, в скрытом слое $k = 2$ нейрона, в выходном слое $m = 2$ нейрона);
3. (сеть 13-4-2) трехслойная сеть (во входном слое $n = 13$ нейронов, в скрытом слое $k = 4$ нейрона, в выходном слое $m = 2$ нейрона);
4. (сеть 13-8-2) трехслойная сеть (во входном слое $n = 13$ нейронов, в скрытом слое $k = 8$ нейронов, в выходном слое $m = 2$ нейрона);
5. (сеть 13-13-2) трехслойная сеть (во входном слое $n = 13$ нейронов, в скрытом слое $k = 13$ нейронов, в выходном слое $m = 2$ нейрона).

Каждая нейронная сеть построена в двух вариантах: первый – на вход подается значение $\ln|\tilde{p}_k|$, второй – $\arg \tilde{p}_k$.

Качество работы нейронной сети оценивалось величиной ошибки распознавания:

$$\varepsilon_i = \frac{N_\varepsilon}{N} \cdot 100\%,$$

где N – количество входных векторов множества, анализируемого нейронной сетью; N_ε – количество неверно классифицированных данных; $i = 1$ – для ИНС анализирующей $\ln|\tilde{p}_k|$, $i = 2$ – $\arg \tilde{p}_k$.

Установление принадлежности входного вектора к одному из классов сред по результатам обработки данных ИНС выполнялось следующим образом. Логистическая функция активации, выбранная для нейронов выходного слоя, принимает значения из интервала $(0, 1)$, следовательно, в этом же интервале будут лежать значения y_1 и y_2 компонент выходного вектора $Y = (y_1, y_2)$, определяемые нейронной сетью, т.е. y_1 и y_2 будут отличны от бинарных значений 0 и 1.

Критерием принадлежности входного вектора к классу сред с вертикально-трещиноватым слоем было выбрано выполнение неравенства $y_1 > y_2$ для компонент выходного вектора нейронной сети. Принадлежность к классу сред с однородными слоями определялась неравенством $y_1 < y_2$. Заметим, что вычисленные нейронной сетью значения $Y = (y_1, y_2)$ являются приближенными по отношению к векторам $Y = (1, 0)$ либо $Y = (0, 1)$ для двух рассматриваемых классов сред.

Результаты анализа работы построенных нейронных сетей на обучающем и тестовом множествах представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты тестирования работы нейросетевого классификатора

Величина ошибки распознавания (в %)		Сеть 13-2	Сеть 13-2-2	Сеть 13-4-2	Сеть 13-8-2	Сеть 13-13-2
для обучающего множества	ε_1	0,23	0,23	0,23	0,47	0,82
	ε_2	0,13	0,3	0,26	0,69	0,67
для тестового множества	ε_1	2,36	0,99	1,01	0,86	1,03
	ε_2	0,97	0,65	0,81	1,54	0,89

При сравнении качества распознавания ИНС каждого из двух классов сред в отдельности отмечено (табл. 2), что возможные ошибки при обработке магнитотеллурических данных с помощью нейронных сетей несут преимущественно характер ложного приписывания среде с однородными слоями наличия вертикально-трещиноватого слоя.

Таблица 2

**Результаты тестирования работы нейросетевого классификатора
для каждого из двух классов сред в отдельности**

Величина ошибки распознавания (в %)		Сеть 13-2	Сеть 13-2-2	Сеть 13-4-2	Сеть 13-8-2	Сеть 13-13-2
ε_1	Класс сред 1	1,18	0,72	0,44	0,09	0,46
	Класс сред 2	5,90	1,80	2,70	3,17	2,77
ε_2	Класс сред 1	0,37	0,22	0,02	1,07	0,01
	Класс сред 2	2,77	1,97	3,17	2,97	3,53

Из рассмотренных вариантов наиболее оптимально использование трехслойных ИНС. У этих сетей ошибка распознавания, как для обучающего множества, так и для тестового (т.е. анализ данных, на которых сеть не обучалась) составляет порядка одного процента и меньше. Число нейронов в скрытом слое достаточно брать не более числа нейронов во входном слое, так как увеличение этого числа будет приводить только к увеличению времени обучения сети.

Также следует отметить, что для всех рассмотренных сетей в равной мере удовлетворительное качество распознавания дает анализ логарифма модуля и аргумента кажущегося сопротивления Земли, т.е. данные характеристики являются достаточно чувствительными к наличию в разрезе пород с тонкослоистой текстурой.

Выводы

1. Выполненные расчеты показывают возможность использования нейронных сетей на предварительном этапе обработки данных МТЗ для установления в одном из слоев геоэлектрического разреза вертикально-трещиноватых пород.

2. Наиболее оптимальными ИНС для решения задачи обнаружения слоя с вертикально-трещиноватыми породами при анализе данных МТЗ являются трехслойные нейронные сети прямого распространения с числом нейронов в скрытом слое равном числу нейронов во входном слое и меньше. В качестве входных данных ИНС рекомендуется использовать величину логарифма модуля или аргумента кажущегося сопротивления Земли.

ЛИТЕРАТУРА

1. Спичак, В.В. Применение нейросетевого подхода для реконструкции параметров трехмерной геоэлектрической структуры / В.В. Спичак, И.В. Попова // Физика Земли. 1998, № 1. - С. 39 – 45.
2. Спичак, В.В. Методология нейросетевой инверсии геофизических данных / В.В. Спичак, И.В. Попова // Физика Земли. 2005, № 3. - С. 71 – 85.
3. Шимелевич М.И. Применение метода нейронных сетей для аппроксимации обратных операторов в задачах электромагнитных зондирований / М.И. Шимелевич, Е.А. Оборнев // Геология и разведка. 1999, № 2. - С. 102 – 116.
4. Шимелевич, М.И. Модифицированный нейросетевой метод решения обратной задачи МТЗ / М.И. Шимелевич, Е.А. Оборнев, И.Е. Оборнев, Е.А. Родионов // Геология и разведка. 2013, № 3. - С. 46 – 52.
5. Оборнев, Е.А. Классификация магнитотеллурических данных с использованием нейросетевого метода / Е.А. Оборнев, М.И. Шимелевич, С.А. Доленко, Ю.С. Шугай // Геология и разведка. 2007, № 5. - С. 60 – 68.
6. Губатенко, В.П. Эффект Максвелла-Вагнера в электроразведке // Физика Земли. 1991, № 4. С. 88 – 98.
7. Губатенко, В.П. Магнитотеллурическое зондирование вертикально-трещиноватых сред / В.П. Губатенко, М.Н. Бердичевский, Б.С. Светов // Физика Земли. 1992, № 11. - С. 3 – 17.
8. Губатенко, В.П. Магнитотеллурическое поле в периодической модели фрактально построенной среды / В.П. Губатенко, И.Г. Московский // Доклады Российской конференции «Теория и практика интерпретации электромагнитных геофизических методов», Екатеринбург : Наука, Урал. отд., 1996. - С. 16 – 20.
9. Бердичевский, М.Н. Магнитотеллурическое зондирование горизонтально-однородных сред / М.Н. Бердичевский, В.И. Дмитриев. – М. : Недра, 1992. – 250 с.
10. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

Рецензент: Кокодеева Наталия Евсегнеевна, профессор, доктор технических наук. ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.», Россия, Саратов.

Moskowsky Igor Georgievich

Saratov State technical university
Russia, Saratov
E-mail: mosig@mail.ru

Balaban Oleg Michailovich

The Yuri Gagarin State Technical University of Saratov
Russia, Saratov
E-mail: ombal@mail.ru

Fedorova Olga Sergeevna

The Yuri Gagarin State Technical University of Saratov
Russia, Saratov
E-mail: olga.s.fedorova@gmail.com

Kochetkov Andrey Viktorovich

Perm national research polytechnical university
Russia, Perm
E-mail: soni.81@mail.ru

Application of neural networks at interpretation of these electromagnetic sounding of vertically jointed environments

Abstract. In article possibility of application of artificial neural networks for definition of existence in a geoelectric section of a non-uniform layer with frequency dispersion of the conductivity caused by Maxwell-Wagner's effect according to magnetotelluric soundings is investigated.

The neural network qualifier of the magnetotelluric data calculated for the three-layer environment with a non-uniform vertically jointed second layer is considered. Two classes of geological environments are allocated, to one of which the qualifier has to correlate magnetotelluric data: Wednesday, containing vertically jointed layer and Wednesday with uniform layers. Two-layer and three-layer neural networks of direct distribution are taken as a basis of the neural network qualifier. In article the description of algorithm of construction and training of the neural network qualifier is given, results of an assessment of quality of recognition the *iskusvennykh* of neural networks of the simulated data are given.

Keywords: magnetotelluric sounding; impedance of a magnetotelluric field; the seeming Earth resistance; Maxwell-Wagner's effect; vertically jointed environments; artificial neural networks; neural network qualifier.

REFERENCES

1. Spichak, V.V. Primenenie neyrosetevogo podkhoda dlya rekonstruktsii parametrov trekhmernoy geoelektricheskoy struktury / V.V. Spichak, I.V. Popova // Fizika Zemli. 1998, № 1. - S. 39 – 45.
2. Spichak, V.V. Metodologiya neyrosetevoy inversii geofizicheskikh dannykh / V.V. Spichak, I.V. Popova // Fizika Zemli. 2005, № 3. - S. 71 – 85.
3. Shimelevich M.I. Primenenie metoda neyronnykh setey dlya approksimatsii obratnykh operatorov v zadachakh elektromagnitnykh zondirovaniy / M.I. Shimelevich, E.A. Osbornev // Geologiya i razvedka. 1999, № 2. - S. 102 – 116.
4. Shimelevich, M.I. Modifitsirovanny neyrosetevoy metod resheniya obratnoy zadachi MTZ / M.I. Shimelevich, E.A. Osbornev, I.E. Osbornev, E.A. Rodionov // Geologiya i razvedka. 2013, № 3. - S. 46 – 52.
5. Osbornev, E.A. Klassifikatsiya magnitotelluricheskikh dannykh s ispol'zovaniem neyrosetevogo metoda / E.A. Osbornev, M.I. Shimelevich, S.A. Dolenko, Yu.S. Shugay // Geologiya i razvedka. 2007, № 5. - S. 60 – 68.
6. Gubatenko, V.P. Effekt Maksvella-Vagnera v elektrorazvedke // Fizika Zemli. 1991, № 4. S. 88 – 98.
7. Gubatenko, V.P. Magnitotelluricheskoe zondirovanie vertikal'no-treshchinovatykh sred / V.P. Gubatenko, M.N. Berdichevskiy, B.S. Svetov // Fizika Zemli. 1992, № 11. - C. 3 – 17.
8. Gubatenko, V.P. Magnitotelluricheskoe pole v periodicheskoy modeli fraktal'no postroennoy sredy / V.P. Gubatenko, I.G. Moskovskiy // Doklady Rossiyskoy konferentsii «Teoriya i praktika interpretatsii elektromagnitnykh geofizicheskikh metodov», Ekaterinburg : Nauka, Ural. otd., 1996. - C. 16 – 20.
9. Berdichevskiy, M.N. Magnitotelluricheskoe zondirovanie gorizontal'no-odnorodnykh sred / M.N. Berdichevskiy, V.I. Dmitriev. – M. : Nedra, 1992. – 250 s.
10. Ossovskiy, S. Neyronnye seti dlya obrabotki informatsii / S. Ossovskiy. – M. : Finansy i statistika, 2002. – 344 s.