

УДК 004.8: 621.315.23

**Бакасова А. Б.¹, bakasovaaina@mail.ru
Асан уулу Аскат², asanaskat@gmail.com**

¹Институт машиноведения и автоматизации (ИМА) Национальной академии наук Кыргызской Республики. Кыргызстан, Бишкек, проспект Чуй, 265

²Кыргызский государственный технический университет им. И. Раззакова, Кыргызстан, Бишкек, проспект Ч. Айтматова, 66

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ЭЛЕКТРОМАГНИТНЫХ ПОМЕХ

Рассматриваются проблемы возникновения электромагнитных помех между высоковольтными линиями электропередачи и подземными металлическими трубопроводами. Для оценки потенциала вектора магнитного поля для различных конструктивных геометрий конкретной конфигурации задачи применен метод искусственного интеллекта на основе нейронных сетей. С целью нахождения оптимальных решений протестированы разные архитектуры нейронных сетей. Результаты, полученные с помощью нейронных сетей, сравнены со стандартными решениями таких задач методом конечных элементов.

Ключевые слова: электромагнитная совместимость, электромагнитная обстановка, электромагнитные помехи, нейронные сети.

Введение

Для снижения затрат на строительство и из-за правительственных постановлений [9], ограничивающих доступ к новым полосам отчуждения, коммунальные предприятия (газ, вода или нефть) вынуждены делить на большие расстояния одни и те же распределительные коридоры с линиями электропередачи высокого напряжения (ЛЭП ВН) или железнодорожными системами переменного тока.

С учетом этой полосы отвода подземные металлические трубопроводы (МТ) для подачи газа, воды или нефти подвергаются воздействию наведенного переменного тока и напряжения. В случае одно- или двухфазных КЗ на высоковольтной линии переменного тока индуцированное напряжение переменного тока в несимметричных МТ может достигать тысяч вольт. Это может быть очень опасно как для рабочего персонала, так и для структурной целостности трубопровода из-за коррозионного воздействия [1].

Решение проблем, связанных с электромагнитными полями и помехами, а также заземлением электроэнергетических систем, является актуальной задачей, так как между ними существует множество взаимосвязей (могут возникать кондуктивные электромагнитные помехи). Практически любая попытка смоделировать проблемы, связанные с током, циркулирующим вне фазных проводов, или индуцированными токами за счет индукционных эффектов (в почве, нейтральных проводах заземления, металлических трубопроводах), должна учитывать многие аспекты, касающиеся электромагнитных помех и электромагнитных полей. Для моделирования описывающих эти сложные проблемы конфигурации систем, известны использование конкретных численных методов, таких как метод конечных элементов (МКЭ), который преобразует систему дифференциальных уравнений электромагнитных помех в численную [2].

Решения, полученные МКЭ, очень точны в отношении сложности проблемы, но время вычисления этого метода увеличивается линейно с увеличением геометрии задачи, ее сетки, характеристик материала и требуемых параметров оценки. Изучение электромагнитных помех между ЛЭП ВН и МТ с помощью МКЭ для различных конфигураций системы требует дорогостоящего вычислительного времени, потому что для каждой новой рассматриваемой геометрии задачи МКЭ включает новую сетку и новые вычисления. Следовательно, метод масштабирования результатов от одного случая конфигурации к другому может представлять интерес, если он обеспечивает меньшее время вычислений. Таким образом целью работы является сокращение времени

вычислений, необходимого для изучения новой геометрии задачи, в данной работе предлагается метод на основе искусственного интеллекта – применение нейронной сети (НС).

Постановка задачи

Оценка вектора магнитного потенциала (ВМП), наведенного на МТ, для задачи электромагнитных помех. Проблема, представленная на рисунке 1, относится к подземному металлическому газопроводу, который разделяет на 25 км тот же распределительный коридор с ЛЭП 110 кВ на частоте 50 Гц. [4, 5]

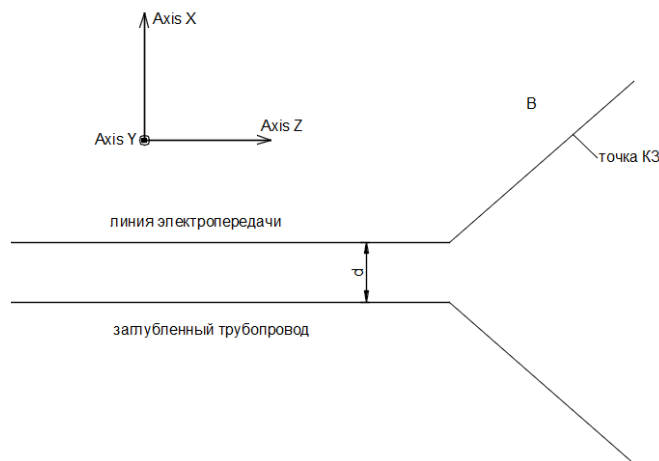


Рисунок 1 – Вид сверху исследуемой конфигурации

Предполагается, что замыкание фазы на землю происходит в точке В, далеко за пределами общего распределительного коридора ЛЭП-МТ. Ток заземления, связанный с этим повреждением, оказывает незначительное воздействие на подземный трубопровод. Этот факт позволяет предположить только индуктивные помехи, вызванные протекающим током короткого замыкания на участке, где ЛЭП ВН проходит параллельно заглубленному газопроводу.

ЛЭП ВН состоит из двух армированных сталью алюминиевых проводов на каждую фазу. Провода АС имеют радиус 120/19 мм, у газопровода внутренний радиус 0,195 м, внешний радиус – 0,2 м и радиус покрытия – 0,1 м. Характеристики материалов в этой конфигурации: грунт однородный; проволоки МТ и АС имеют проводимость $\sigma = 7 \cdot 10^5 \text{ См/м}$, относительная проницаемость $\mu_r = 250$ [4].

Конечные эффекты не учитываются, что приводит к двумерной (2D) проблеме, которая зависит от расстояния d между ЛЭП и МТ, от удельного сопротивления грунта ρ , от координат x и y точки, в которой желательно иметь определенный вектор магнитного потенциала. На рисунке 2 показано сечение исследуемой конфигурации:

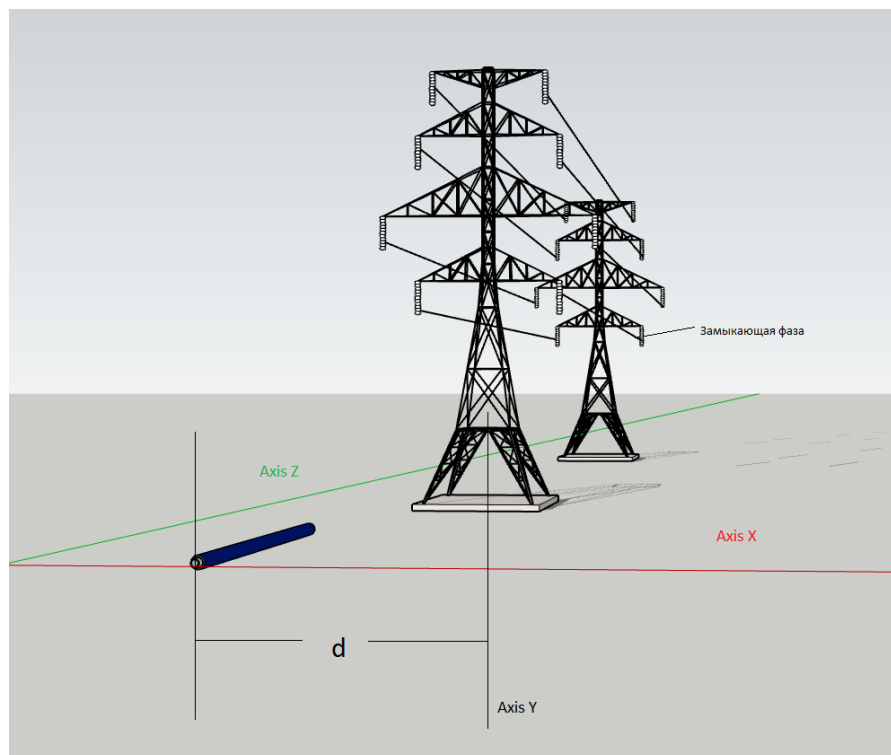


Рисунок 2 – Поперечный разрез исследуемой системы

Таким образом, с учетом сечения исследуемой системы компонента направления z векторного магнитного потенциала A_z и полной плотности тока J_z описывается следующей системой уравнений [5]:

$$\begin{cases} \frac{1}{\mu_0 \mu_r} \left[\frac{\partial^2 A_z}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 A_z}{\partial z^2} \right] - j\omega \sigma A_z + J_{sz} = 0 \\ -j\omega \sigma A_z + J_{sz} = J_z \\ \iint_{S_i} J_z ds = I_i \end{cases}, \quad (1)$$

где σ – проводимость, ω – угловая частота, μ_0 – магнитная постоянная ($\mu_0 = 4\pi \cdot 10^{-7}$ Гн/м), μ_r – относительная магнитная проницаемость окружающей среды, J_{sz} – плотность тока источника в направлении z , а I_i – ток, приложенный к проводнику i с поперечным сечением S_i .

Решение системы (1) для заданной геометрии задачи (разделительное расстояние ЛЭП-МТ, удельное сопротивление грунта) с помощью МКЭ занимает от 20 до 50 минут в зависимости от дискретности сетки. Это время вычислений необходимо повторить для каждой геометрии задачи, которую хотим исследовать и применить вычисление с помощью нейронных сетей.

С целью сокращения времени вычислений, необходимого для оценки значений ВМП для каждой геометрии задачи, в работе реализовано решение нейронной сети для масштабирования значений ВМП для набора известной геометрии задачи.

Структура нейронной сети

Нейронные сети (НС) относятся к группе методов искусственного интеллекта (ИИ) для анализа данных, которые не похожи на другие классические методы анализа.

ИИ узнает о выбранном предмете из предоставленных ему данных, а не определяется пользователем. НС получают свои знания, обнаруживая отношения между входными и выходными данными [6].

Искусственный нейрон (рис. 1) представляет собой систему, которая имеет переменное количество входов x_n , $n = 1, m$ (дендриты) и только один выход y (аксон). Входные данные искусственных нейронов умножаются на некоторые параметры w_n , называемые весами, и добавляются друг к другу. Взвешенная сумма входов добавляется к параметру b , называемому смещением [7].

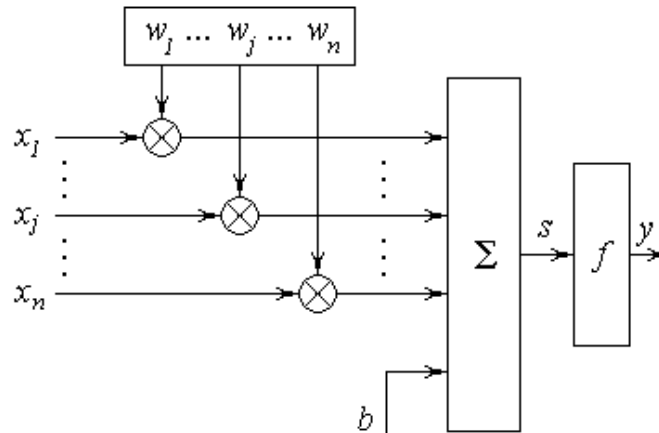


Рисунок 3 – Строение искусственного нейрона

Затем последняя сумма, обозначенная s , используется в качестве аргумента функции, которая производит выходной сигнал искусственных нейронов. Эта функция называется передаточной функцией и может принимать различные формы, специфичные для каждого нейрона. Это эквивалент ядра биологического нейрона. Таким образом, выход искусственных нейронов описывается следующим соотношением [7]:

$$y = f_a(s), \quad \text{где } s = \sum_{n=1}^m (x_n \cdot w_n) + b \quad (2)$$

Группа искусственных нейронов, которые работают параллельно, их входы и выходы имеют одно и то же назначение из слоя. Каждая нейронная сеть должна содержать по крайней мере один слой нейронов, но может присоединяться к любому количеству нейронов. Слой, где собраны нейроны, которые передают выходные данные нейронной сети, называется выходным слоем.

Слои, которые содержат нейроны, расположенные между глобальными входами нейронной сети и входами нейронов из выходного слоя, называются скрытыми слоями [8]. Обычно используются НС с прямой связью, которые содержат скрытый слой и выходной слой. На рисунке 4 представлена упрощенная блок-схема двухуровневой нейронной сети с прямой связью.

Окончательные результаты нейронной сети с прямой связью будут следующими [4]:

$$v_j = f_{a1}(s_j^1) = f_{a1} \left(\sum x_n \cdot w_{nj} + b_j^1 \right), \quad (3)$$

$$y_i = f_{a2}(h_i^2) = f_{a2} \left(\sum_j (w_{kj} \cdot f_{a1}(h_j^1)) + b_j^2 \right). \quad (4)$$

Обучение нейронной сети – это процесс, в котором ее учат обеспечивать желаемые выходные значения.

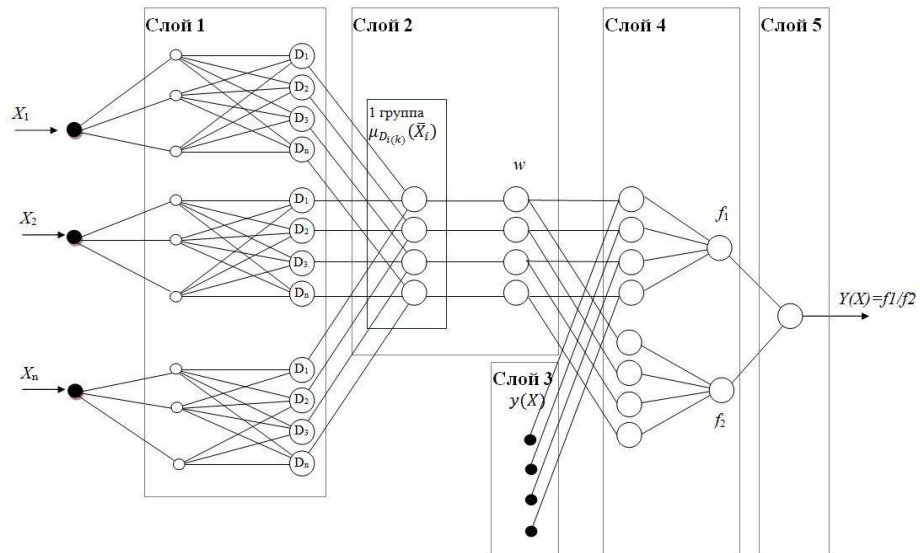


Рисунок 4 – Нейронная сеть с прямой связью

Согласно рисунку 5, веса НС корректируются в зависимости от ошибки между фактическими выходами НС и желаемыми. Эта ошибка оценивается функцией производительности.

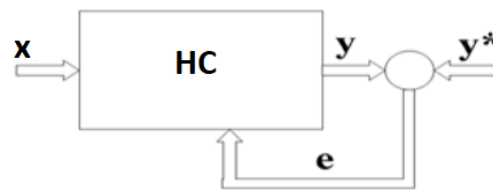


Рисунок 5 – Нейронная сеть с прямой связью

Среднеквадратичная ошибка используется как функция производительности:

$$E = \frac{1}{n} \cdot \left(\sum_{i=1}^n (y_i^* - y_i)^2 \right) \quad (5)$$

Решение

Для точного определения вектора магнитного потенциала в каждой точке исследуемой области необходимо оценить амплитуду и фазу ВМП. Для получения более точных результатов, учитывая различный диапазон их изменения до значений: $10^{-6} \div 10^{-4}$ [Вт / м] для амплитуды и соответственно $-180^\circ \div 180^\circ$ для фазы, реализовано две разные нейронные сети – одна для амплитуды, другая для фазы – в место реализации единой НС, которая обеспечивает как амплитуду, так и фазу. Так как в некоторых задачах нужно найти только фазу или амплитуду. Для этого были применены две отдельные разные нейронные сети для удобства вычисления. Эти две НС имеют в качестве входных значений параметры, которые описывают представленную двумерную задачу:

- d - безопасное расстояние между ВЛ и МТ (от 10 м до 2000 м);
- ρ - удельное сопротивление грунта (от 30 Ом · м до 1000 Ом · м);
- x, y - координаты точки, в которой будет оцениваться ВМП.

Для реализации предложенных двух НС использовался инструментарий Neural Networks из программы MatLab. Это программное обеспечение позволяет создавать практически все типы сетей, от перцептронов (однослойные сети, используемые для классификации) до более сложных архитектур с прямой связью или рекуррентных сетей. Для создания нейронной сети с прямой связью в среде MatLab необходимо использовать следующую функцию [4]:

$$net = newff P, T, S, TF, BTF, BLF, PF, (6)$$

где

- P – матрица $R \times Q1$ репрезентативных входных векторов R -элементов $Q1$;
- T – матрица $SN \times Q2$ репрезентативных целевых векторов элементов SN для $Q2$.
- S – вектор, представляющий количество нейронов в каждом скрытом слое;
- TF – вектор, представляющий передаточную функцию, используемую для каждого слоя;
- BTF – функция обратного распространения, используемая для обучения НС;
- BLF – функция обучения весу / смещению;
- PF – функция оценки эффективности.

С целью нахождения оптимальных решений для оценки амплитуды и фазы ВМП были реализованы различные архитектуры НС. Выбрана базовая архитектура НС с прямой связью с одним скрытым слоем и одним выходным слоем. Количество нейронов в скрытом слое варьировалось от 5 до 30 с шагом 5 нейронов. Передаточная функция выходного слоя была установлена на *purelin* (линейная передаточная функция), а передаточная функция на скрытом слое варьировалась между *tansig* (сигмоидальная передаточная функция гиперболического тангенса), *logsig* (логарифмическая сигмоидальная передаточная функция и *purelin*). Также производительность функции оценки варьировалась между *mse* (среднеквадратичная ошибка), *msereg* (среднеквадратичная ошибка с характеристиками регуляризации) и *sse* (ошибка в квадрате суммы).

Для обучения различных архитектур нейронных сетей был реализован метод обучения Левенберга-Марквардта и метод обучения нисходящего градиента с использованием правила обучения с моментом веса. В качестве обучающей базы данных использовался набор значений ВМП, оцененных с помощью МКЭ и представленных в [4]. Эти значения ВМП были рассчитаны в разных точках до 15 различных геометрических фигур (удельное сопротивление грунта / разделительное расстояние), получение набора из 37 пар ввода / вывода, используемых для обучения предлагаемой НС. В таблице 1 представлены данные обучения.

Таблица 1. Пары ввода / вывода (амплитуда), используемые для обучения предлагаемой НС

№	d, [м]	x, [м]	y, [м]	ρ [Омм]	ВМП	
					Амплитуда 10^{-3} [Вб/м]	Фаза [°]
1	70	70	-15	30	36.1	-22.8
5	800	818.25	-13.5	30	3.88	-82.61
9	400	384.81	-7.82	70	17.2	-44.46
14	70	40	0	100	55.9	-18.53
18	1000	1022.5	0	100	7.23	-67.27
23	300	290.26	-15.8	500	35.5	-26.74
28	700	670	-22.5	700	26	-33.74
30	150	150.55	-16.99	900	53	-19.7
33	1500	1499.1	-17.48	900	15.6	-46.35
37	2000	2030	-5	1000	12.2	-52.73

Чтобы получить более высокую точность результатов, выдаваемых двумя нейронными сетями, обучающая база данных, представленная в [4], дополняется двадцатикратным копированием, при этом добавляется аддитивная случайная составляющая, которая моделирует погрешности, возникающие в процессе измерения. Выбрано следующая обучающая выборка:

$$Y = \left[(x^{(i)}, v^{(i)}), x^{(i)} \in X, v^{(i)} \in V, i = 1, \dots, n \right], (6')$$

где $x^{(i)} \in X \subset R^m$ – векторы m -мерного пространства – набор информативных признаков. Процесс обучения как амплитудной, так и фазовой нейронных сетей занимал от 10 секунд до 1 минуты, в зависимости от архитектуры нейронной сети.

После обучения НС они могут автоматически предоставлять амплитуду, соответственно фазу ВМП для любой комбинации входных данных. Чтобы получить выходное значение, заданное реализованной НС, использовалась следующая функция MatLab:

$$sim(NET, X, T), \tag{7}$$

где NET – реализованная нейронная сеть; X – матрица размера $R \times QI$ матрицы QI репрезентативные входные векторы R – элемента; T – это матрица размера $SN \times QI$ матрицы QI , репрезентативные целевые векторы SN -элемента.

Чтобы определить оптимальную архитектуру НС как для амплитуды, так и для фазы и увидеть, как они реагируют на присутствие совершенно новой геометрии проблем, реализованная НС была протестирована, предоставив в качестве входных значений базу данных, представленную в таблице 2. Полученные результаты сравнивались со значениями ВМП, полученными с помощью расчета МКЭ [4].

Таблица 2– Пары ввода / вывода (фаза), используемые для обучения предлагаемой НС

№	d, [м]	x, [м]	y, [м]	ρ [Омм]	ВМП	
					Амплитуда 10 ⁻³ [Вб/м]	Фаза [°]
1	70	40	-15	100	53,8	-19,34
2	70	81,66	-27,03	30	32,90	-25,57
3	400	392,25	-25,56	70	16,7	-46,05
4	300	281,66	-27,03	500	37,5	-25,93
5	700	590,36	-15,80	700	25,6	-34,07
6	1000	1007,50	0	70	5,68	-72,98
7	1000	1015	-30	100	7,16	-69,22
8	1500	1524,77	-6,93	900	15,40	-46,56

После анализа максимальной и средней процентной ошибки между полученными результатами в качестве выходных значений реализованных сетей и результатами, полученными с расчетом МКЭ для наборов данных тестирования и обучения, выбраны оптимальные архитектуры НС.

В случае НС, который вычисляет амплитуду, оптимальная архитектура НС - НС с прямой связью с 10 нейронами и передаточной функцией *tansig* на скрытом слое, соответственно, функция среднеквадратичной ошибки *sse*, используемая для оценки производительности. Эта оптимальная архитектура НС регистрирует максимальную ошибку 1,72% и среднюю ошибку 0,71% для набора данных тестирования. Для всех остальных протестированных архитектур НС средние процентные ошибки больше 2%. На рисунке 6 представлено абсолютное отклонение между результатами, полученными с оптимальной архитектурой НС, и результатами, рассчитанными с помощью МКЭ для набора данных тестирования.

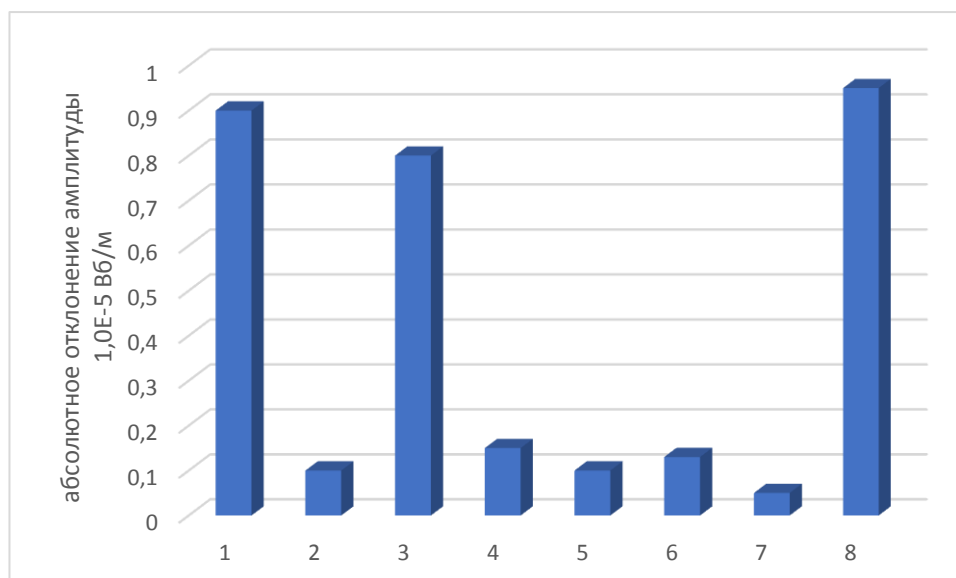


Рисунок 6 – Абсолютное отклонение для оптимальной амплитуды НС

В случае НС, который вычисляет фазу, оптимальной архитектурой была НС с прямой связью с 5 нейронами и передаточной функцией *logsig* на скрытом слое, соответственно функция суммы квадратов ошибок *mse*, используемая для оценки производительности [10]. Эта оптимальная архитектура НС представляет максимальную ошибку 5,47% и среднюю ошибку 1,54% для набора данных тестирования; для всех остальных протестированных архитектур НС максимальная погрешность в процентах больше 10%. На рисунке 7 представлено абсолютное отклонение между результатами, полученными с оптимальной архитектурой НС, и результатами, рассчитанными с помощью МКЭ для тестирования.

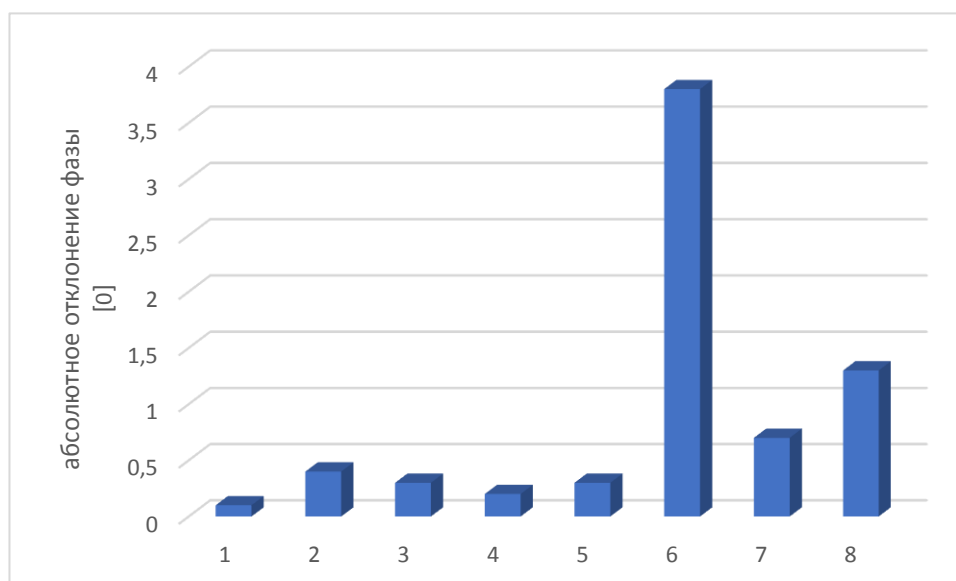


Рисунок 7 – Абсолютное отклонение для оптимальной фазы НС

Заключение

Для определения оптимального решения нейронной сети были реализованы и протестированы различные архитектуры. Полученные результаты сравнены с методами МКЭ, считающимися стандартными.

Предложено использовать технику искусственного интеллекта для масштабирования значений ВМП для любой геометрической конфигурации для конкретной проблемы электромагнитных помех из набора известных геометрий проблемы, чтобы сократить время вычислений для новых конфигураций задач. Из рисунков 6 и 7 можно заметить, что

абсолютные отклонения решений, обеспечиваемых идентифицированными оптимальными архитектурами НС, почти несущественны как для амплитуды, так и для фазы НС по сравнению с решениями, предоставляемыми МКЭ.

Метод с использованием нейронных сетей, реализованный для оценки ВМП для различных геометрических конфигураций, является эффективным, особенностью которого является то, что решения, предоставляемые нейронными сетями, получаются мгновенными по сравнению с МКЭ.

Литература

1. Давалиби Ф. Анализ электрических помех от линий электропередачи к газопроводам. Часть I. Методы вычислений, IEEE Trans. on Power Delivery, 4, 3, pp. 1840–1848 (1989).
2. Дэн Д. Мику, И. Лингвей, К. Лингвей, Л. Дарабант, А. Чеклан, Численная оценка наведенных напряжений в металлических подземных трубопроводах, Rev. Roum. des Sci. Техн. - Электротехн. et Énerg., ISI Journal, 54, 2. – С. 175–184 (2009).
3. Руководство по влиянию высоковольтных систем переменного тока на металлические трубопроводы, Рабочая группа 36.02 СИГРЭ, Канада, 1995.
4. К. Дж. Сациос, Д. П. Лабридис, П. С. Докопулос. Система искусственного интеллекта для сложной задачи электромагнитного поля: Часть I . Расчет методом конечных элементов и разработка нечеткой логики, IEEE Trans. on Magnetics, 35, 1. – С. 516–522, 1999.
5. K. J. Satsios, D. P. Labridis, P. S. Dokopoulos, An Artificial Intelligence System for a Complex Electromagnetic Field Problem: Part II – Method Implementation and Performance Analysis, IEEE Trans., 35, 1, pp. 523-527 (1999).
6. S. Al-Badi, K. Ellithy, S. Al-Alawi, Prediction of Voltages on Mitigated Pipelines Paralleling Electric Transmission Lines Using an Artificial Neural Network, The Journal of Corrosion Science and Engineering, 10 (2007).
7. M. Caudil, C. Butler, Understanding Neural Networks: Computer Exploration, Vol. 1 & Vol. 2, MA: MIT Press, Cambridge, 1992.
8. H. Demuth, M. Beale, Neural Networks Toolbox. Users' Guide, Ver. 3. The MATHWORKS Inc., 1998.
9. Строительные нормы и правила, ч. 1, гл. 1 // Система нормативных документов -СНиП 2.11.03-93
10. Верзунов С. Н. Система искусственного интеллекта для онлайн -мониторинга подземных силовых кабельных линий на основе технологий глубокого обучения// Проблемы автоматизации и управления. – №3.– (2021). – С. 83–94.