

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ МНОГОЛЕПЕСТКОВЫХ ДИАГРАММ НАПРАВЛЕННОСТИ ФАЗИРОВАННОЙ АНТЕННОЙ РЕШЕТКИ.

Ахмад Али.

*Московский Технический Университет Связи и Информатики,
Москва, Россия*

Научный руководитель: Николаев А.В. – д-р техн. наук, доцент, заведующий кафедрой ТЭДиА, Москва, Россия

Аннотация. Для синтеза многолепестковой диаграммы направленности фазированной антенной решетки предлагается использовать глубокую нейронную сеть (ГНС). В такой ГНС комплексные диаграммы направленности являются обучающими выборками и подаются на вход сверточной нейронной сети в виде изображений для разделения их на два класса (многонаправленные, не многонаправленные), затем нейронная сеть обучается классифицировать эти диаграммы и тестировать другие диаграммы после глубокого нейросетевого анализа. Для обучения ГНС получено 2 097 152 выборки диаграмм направленности для лабораторной ФАР 1×8 перекрестной поляризации, полученных путем изменения фаз отдельных элементов антенны.

Ключевые слова: фазированная антенная решетка, глубокое машинное обучение, сверточная нейронная сеть, диаграммы направленности на прием и передачу, синтез многолепестковой диаграммы направленности.

Введение. Положение главного лепестка диаграммы направленности (ДН) фазированной антенной решетки (ФАР) можно регулировать, изменяя относительные фазы тока, присутствующего в каждой отдельной антенне. В этом преимущество электронной сканирующей ФАР. Реализация же всенаправленных антенн на мобильных платформах является практической проблемой [1].

В последнее время глубокое обучение (ГО) применяется в различных областях исследований, в том числе в прикладных задачах электродинамики. В области антенных решеток методы искусственного интеллекта используются для создания нескольких диаграмм направленности и уменьшения влияния боковых лепестков [2]–[3]. Например, для диагностики отказа элементов ФАР используется свёрточная нейронная сеть (СНС) совместно с входной ДН. Когда элементы антенны выходят из строя в ФАР, ДН изменяется, а ГНС распознает отказ.

Основной принцип управления ГНС при формировании многолепестковой ДН ФАР состоит в том, чтобы ГНС определяла амплитуду и фазу токов, возбуждающих отдельные элементы антенны, в ответ на совокупность электромагнитных полей, пришедших на раскрыт антенны от известных ей источников.

Предлагаемая нейросетевая технология также может быть непосредственно применена для определения амплитуды и фазы для различных диаграмм направленности после того, как они будут проанализированы с помощью ГНС.

Фазированная антенная решетка. Традиционно ФАР представляет собой набор отдельных антенных элементов, собранных вместе таким образом, что диаграмма ДН каждого элемента конструктивно сочетается с соседними, образуя её главный лепесток в требуемом направлении излучения радиоволны. Она предназначена для максимального увеличения электромагнитной энергии, излучаемой в главном лепестке, за счет определенного амплитудного распределения токов в пределах апертуры антенны. Одновременно решается задача снижения уровня энергии, излучаемой в боковых лепестках. Каждый антенный элемент в решетке имеет независимую настройку амплитуды и фазы для формирования желаемой диаграммы направленности и излучения энергии электромагнитного поля в требуемом направлении (рисунок 1) [4].

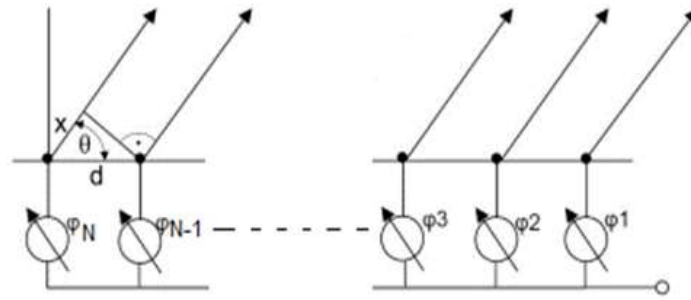


Рисунок 1 – Принципиальная схема фазированного луча линейной антенной решетки.

Сдвиг фазы (φ) между двумя последовательными элементами постоянен и называется приращением фазы (рисунок 1):

$$\frac{2\pi}{\varphi} = \frac{\lambda}{x} \rightarrow \varphi = \frac{2\pi x}{\lambda}, \quad x = d \cos(\theta) \rightarrow \varphi = \frac{2\pi d \cos(\theta)}{\lambda} \quad (1)$$

где d – расстояние между элементами (шаг решетки), θ – угол между плоскостью антенны и направлением излучения.

Диаграмма направленности фазированной антенной решетки. Методы расчета антенн построены для режима передачи сигнала, используя принцип взаимности, эти же ДН применяется для приемного режима работы антенн. То есть площади их вертикальной и горизонтальной проекций также равны для соблюдения закона сохранения энергии в радиоимпульсе при одновременном направлении сигналов по нескольким лучам ДН ФАР.

Как показано на рисунке 2, множитель решетки задаётся следующим соотношением:

$$S(\theta, \varphi, A_n, \delta_n) = \sum_{n=1}^M A_n e^{[inkd(\cos \theta \cos \theta_a + \sin \theta \sin \theta_a \cos(\varphi - \varphi_a) + i\delta_n)]}, \quad (2)$$

где A_n и δ_n – амплитуда и фаза текущего возбуждения n -го элемента решётки;

$k = \frac{2\pi}{\lambda}$ – волновое число;

λ – длина волны;

θ, φ – угловые координаты интересующего направления и θ_a, φ_a – угловые координаты оси антенны [5].

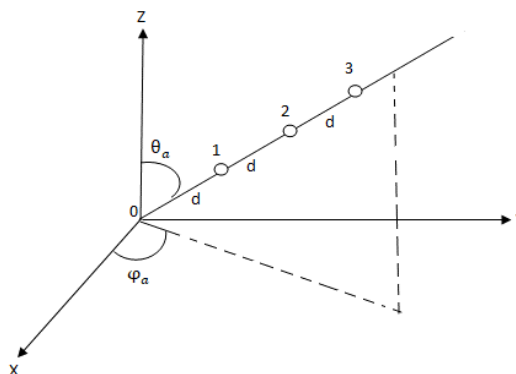


Рисунок 2 – Геометрическая интерпретация линейной антенной решетки (0, 1, 2, 3 – положение отдельного элемента антенны).

ДН ФАР получается путём умножения множителя решетки на диаграмму направленности (ДН) отдельного элемента антенной решетки [6].

Для формирования одного главного лепестка амплитуды всегда равны 1 при разных значениях фазовых углов. Если требуется сформировать несколько главных лепестков,

значения амплитуд и фаз будут меняться с помощью ГНС (рисунок 3).

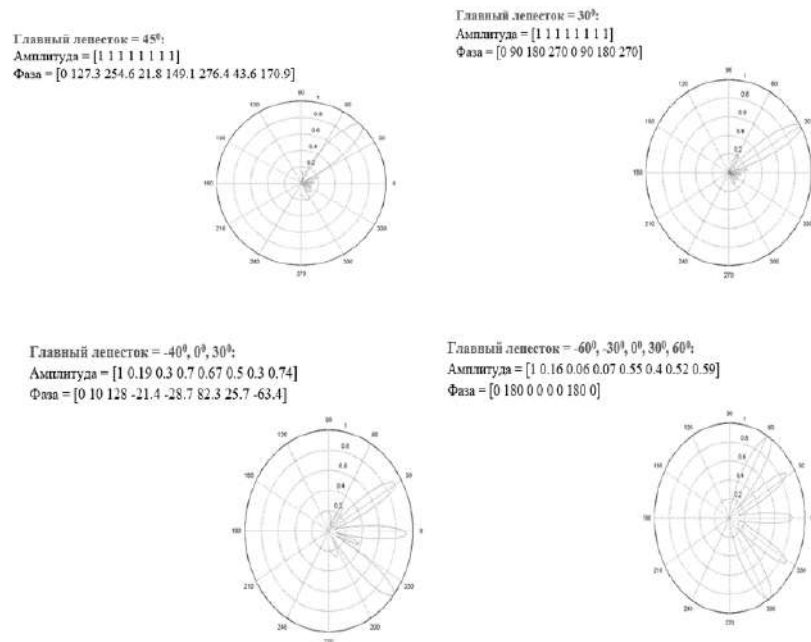


Рисунок 3 – ДН ФАР.

Анализ известных типов антенных систем. К известным типам антенн следует отнести (Рисунок 4): переключаемые лучевые антенны (*Switched Beam Antennas*); фазированные решетки (*Phased Arrays*); адаптивные антенные решетки (*Adaptive Antenna Arrays*).

В переключаемой лучевой антенне (*Switched Beam Antennas*) (1) система управления антенной помещает требуемый сигнал в главный лепесток, но не помещает сигналы помехи в нулевые точки, то есть не полностью устраняет помехи.

Для диаграммы фазированной решетки (*Phased Arrays*) (2), система размещает мешающие сигналы на боковых лепестках, и главный лепесток перемещается по мере движения пользователя, поэтому эта система лучше, чем система с переключаемым лучом.

В адаптивной антенной решетке (*Adaptive Antenna Arrays*) (3) система управления имеет возможность всегда формировать главный лепесток и одновременно размещает сигналы помех в нулевых точках, что есть полностью устраняет помехи и, следовательно, требуемый сигнал не проходит периоды затухания, когда пользователь перемещается [7].

Достоинством этих систем заключается в том, что они могут управлять и изменять свою диаграмму направленности, чтобы максимизировать *SNR* или уменьшить помехи.

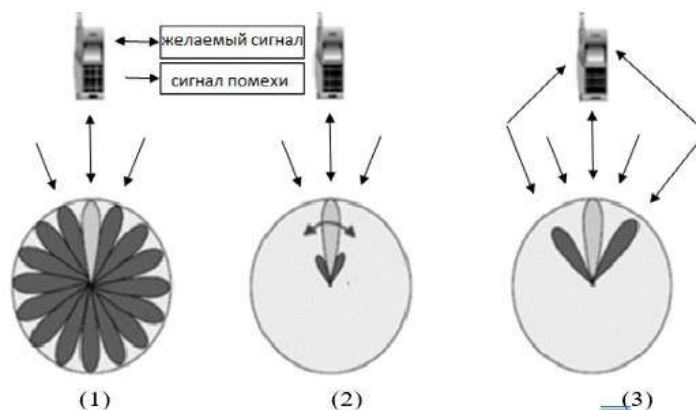


Рисунок 4 – Типы антенных систем.

сигнал (по определенному правилу) из совокупности входных сигналов (рисунок 5а). То есть основная последовательность действий одного нейрона:

- прием сигналов от предыдущих элементов сети.
- комбинирование входных сигналов.
- вычисление выходного сигнала.
- передача выходного сигнала следующим элементам нейронной сети.

Как показано на рисунке 5б., Первый слой нейросети называется входным. Каждый узел этого слоя получает на вход какую-либо информацию и передает ее на последующие узлы в других слоях. Последний узел цепочки выводит результат работы нейросети [8].

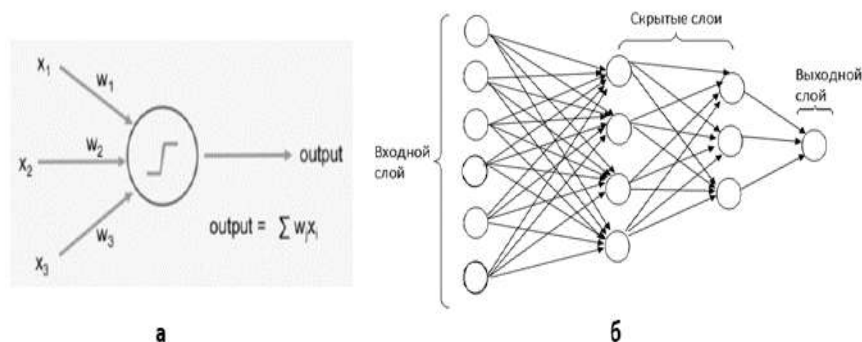


Рисунок 5 – а) Нейрон. б) Искусственная нейронная сеть.

Лабораторный стенд ФАР. На рисунке 6 показана ФАР в лаборатории кафедры «Техническая электродинамика и антенны», состоящая из 8 элементов, расположенных горизонтально, расстояние между каждыми двумя элементами $a = 0,19$ м. Для получения наилучшей диаграммы направленности при $a = 0,5\lambda$ ($\lambda = 0,38$ м) выбрана частота $f = c/\lambda = 800$ МГц.

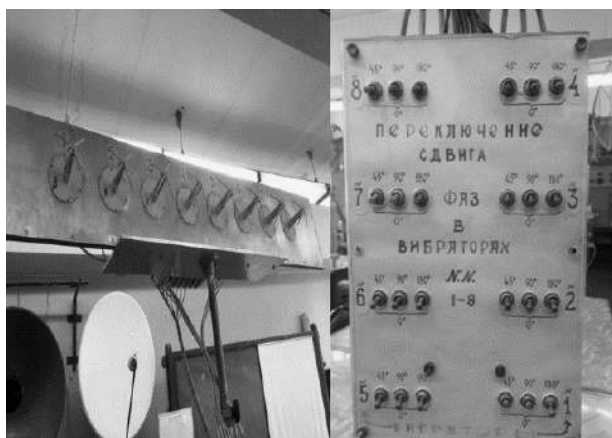


Рисунок.6. Фотография лабораторной ФАР.

В качестве элемента ФАР применяются «турникетные» антенны, которые позволяют принимать круговую поляризацию. Радиочастотный ток от передатчика подается на отдельные элементы антенны, так что энергия отдельных элементов суммируется для увеличения мощности в нужном направлении дальней зоны и подавления излучения в нежелательных направлениях.

Статические элементы, которые не можем возможно изменять в лаборатории:

- количество элементов, $n=8$);
- расстояние между элементами $a = 0,19$ м;
- амплитуда (1 для всех элементов).

К каждому элементу подключен дискретный фазовращатель, как показано на рисунке.

Отметим, что для каждого элемента есть 3 положения для значений фазовых углов (45° , 90° , 180°). Возможные значения фазовых углов для каждого элемента в лаборатории будут: 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° , 315° , 360° .

База данных диаграмм направленности. Возьмем в качестве примера один из доступных нам в лаборатории случаев, используя *Matlab* (рисунок 7):

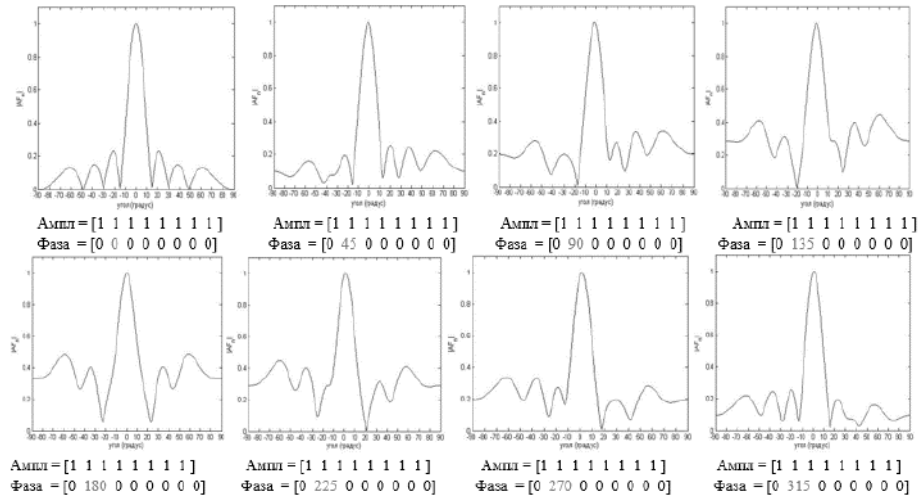


Рисунок 7 – Диаграммы направленности при изменении значения второго элемента ФАР.

Фазированные антенные решетки и многолепестковые диаграммы направленности.

Для реализации формирования диаграммы направленности используется однородная прямоугольная фазированная решетка размером 1×8 антенных элементов.

В [9] показано, что главный лепесток диаграммы направленности по углу места должен иметь достаточную ширину луча, чтобы увеличить направленность антенны и способствовать лучшему разрешению при управлении лучом при наименьших поперечных размерах антенны (рисунок 8).

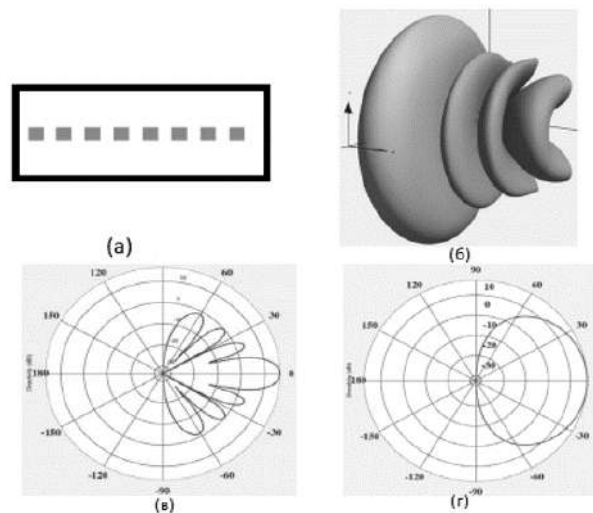


Рисунок 8 – (а) - ФАР 1×8 ; (б) - трехмерная диаграмма направленности; (в) - диаграмма направленности в азимутальной плоскости; (г) - диаграмма направленности в вертикальной плоскости, когда углы поворота установлены равными 0.

Благодаря нашим экспериментам в лаборатории кафедры показано, что можно развить представленный в [9] подход применительно к прикладной задаче синтеза несколько главных лепестков ДН ФАР, изменив только значения фазовых углов в соответствии с возможностями лабораторного стенда (рисунок 9).

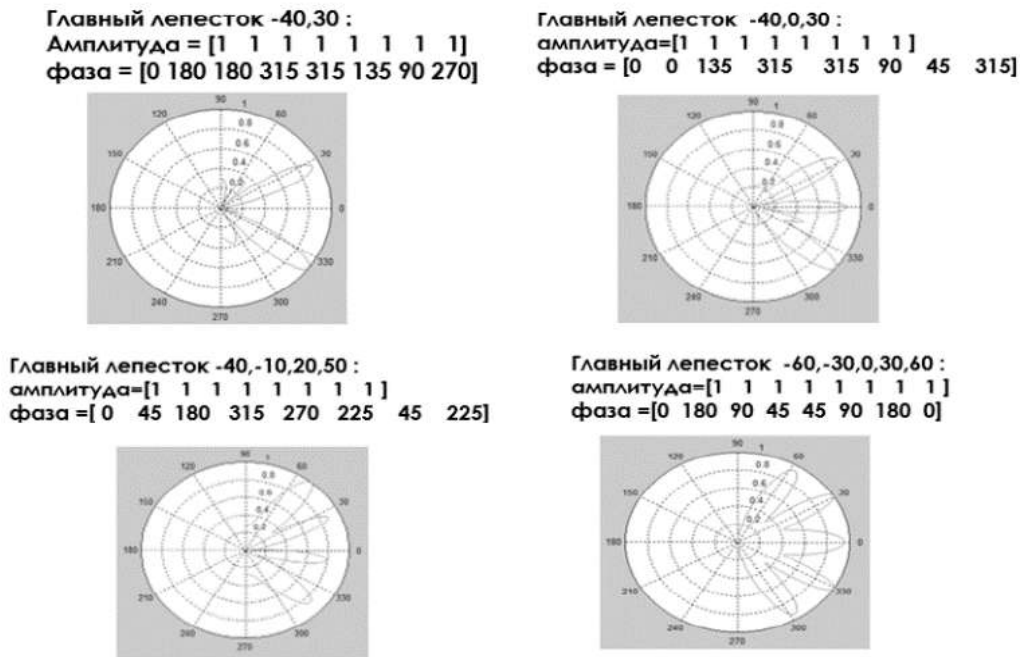


Рисунок 9 – Многолепестковые ДН ФАР.

Конечно, есть и другие значения фазовых углов, через которые можно получить несколько главных лепестков, поэтому экспериментальная работа будет заключаться в том, чтобы перепробовать все возможные значения фазовых углов ФАР и формировать требуемую многолепестковую ДН.

В ходе наших экспериментов мы заметили, что для формирования диаграмм направленности значение фазового угла первого элемента устанавливается равным нулю, а остальные элементы меняют свои значения ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$).

Количество диаграмм направленности, которые можно сформировать: $1 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 = 2\,097\,152$

Формируется база данных, содержащая большое количество этих диаграмм направленности, а затем вводятся в нейронную сеть для окончательной классификации на два класса (многолепестковые). затем нейронная сеть обучается классифицировать эти диаграммы и тестировать другие диаграммы после глубокого анализа ГНС.

Это показывает важность нейронных сетей в моделях обучения [10]. по конечным условиям ФАР мы можем с помощью нейронных сетей прогнозировать значения соответствующих фазовых углов при стабильности значений амплитуд для формирования главных многолепестковых диаграмм направленности.

Нейронные сети генерируют необходимые адаптивные формирователи луча с высокой точностью и меньшей вычислительной сложностью (по сравнению с ранее предложенным алгоритмом адаптивного формирования луча).

Заключение. Выходные данные ГНС и выходные данные тестового набора получены путем моделирования. Многолепестковая ДН после ГНС получается с использованием выходных данных. Следовательно, ГНС может сыграть полезную роль для синтеза желаемых диаграмм направленности.

По конечным условиям ФАР в лаборатории мы можем с помощью нейронных сетей прогнозировать значения соответствующих фазовых углов при стабильности значений амплитуд для формирования основных многолепестковых диаграмм направленности.

Наличие интеллектуального управления положением нескольких лучей ДН ФАР, позволяет одновременно осуществлять обзор воздушного пространства, сопровождение нескольких беспилотных летательных аппаратов и получение от них, например, информации

о параметрах атмосферы.

В будущем возможности методологии на основе ГНС могут быть расширены для антенн ММО.

Список литературы.

1. Gernot Hueber, Ali M. Niknejad. millimeter-wave circuits for 5g and radar. Cambridge University Press. Jun 20, 2019.
2. Hilal M. El Misilmani, Tarek Naous. machine learning in antenna design: an overview on machine learning concept and algorithms. Beirut Arab University. –2019. ResearchGate 10.1109/HPCS48598. – С. 600-607.
3. Danilo Erricolo, Pai-Yen Chen, Anastasiia Rozhkova, Elahehsadat Torabi, Hakan Bagci, Atif Shamim, Xianglian Zhang. machine learning in electromagnetics: a review and some perspectives for future research. –2019. IEEE 978-1-7281-0563-5, 978-1-7281-0562-8, 978-1-7281-0564-2. – С. 1377-1380.
4. J. Haring, N. Majer, R. Hronec. Directional Pattern Analysis Of A Linear Phased Antenna Arrays. –2008. Advances in Electrical and Electronic Engineering 7(1 - 2). – С. 74-77.
5. Theodoros N. Kapetanakis, Ioannis Vardiambasis, George Liodakis, Melina Ioannidou. smart antenna design using neural networks. – 2013. Antenna Problems and Soft Computing Techniques. – С. 130-135.
6. А. Али, А. В. Николаев, П. А. Тутовец. Нейронная сеть для восьмиеlementной фазированной антенной решетки. Телекоммуникации и информационные технологии. –2021. – Т. 8. – № 2. – С. 5-13.
7. Ayodele S. Oluwole and Viranjay M. Srivastava. Features and Futures of Smart Antennas for Wireless Communications: A Technical Review. –2018. Journal of Engineering Science and Technology Review. – С. 8-24.
8. Ф.М. ГАФАРОВ, А.Ф. ГАЛИМЯНОВ. Искусственные нейронные сети и приложения. –2018. учеб пособие УДК 004.032.26. – С. 1-121.
9. Yiming Huo, Xiaodai Dong. Millimeter-Wave for Unmanned Aerial Vehicles Networks. –2018. 5G and Beyond System and Hardware Prototyping. – С. 1-8.
10. Автоматизация обработки информации в интеллектуальной системе морского мониторинга / В. А. Пятакович, А. В. Николаев, Е. А. Костиков, О. В. Хотинский // Проблемы машиностроения и автоматизации. – 2020. – № 4. – С. 72-79.

UDC 004.8

NEURAL NETWORKS FOR FORMING MULTIPLE DIRECTION PATTERNS OF A PHASED ANTENNA ARRAY

Ahmad Ali

Moscow Technical University of Communication and Informatics, PhD student Department of Technical Electrodynamics and Antennas (TEDaA), Moscow, Russia.

Nikolaev A.V. – Dr Tech. Sc., Associate Professor, Head of the Department of TEDaA, Moscow, Russia

Annotation. To synthesize a multi-lobe antenna pattern, it is proposed to use a deep neural network (DNN). directional diagrams are fed to the input of a convolutional neural network in the form of images to classify the output into two classes (multidirectional, not multidirectional), then the neural network is trained to classify these diagrams and test other diagrams after deep analysis. 2,097,152 forms of radiation patterns for laboratory PAA 1×8 cross-polarization obtained by changing the phases of the antenna elements were obtained for training the DNN.

Keywords: Phased array antenna, deep machine learning, convolutional neural network, receiving and transmitting patterns, multi-beam pattern synthesis.