

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.2.8>

УДК: 621.396.67

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ КОЭФФИЦИЕНТА УСИЛЕНИЯ ФАЗИРОВАННОЙ АНТЕННОЙ РЕШЕТКИ В ЗАДАННЫХ НАПРАВЛЕНИЯХ

А.А. Комаров, С.Ю. Пашаев, А.М. Михайлов, В.А. Пермяков

Национальный исследовательский университет «МЭИ»,
111250, Москва, Красноказарменная ул., д.14, стр. 1

Статья поступила в редакцию 14 ноября 2025 г.

Аннотация. Вычисление коэффициента усиления антенной решетки является критически важной задачей при проектировании и эксплуатации современных систем радиосвязи, радиолокации и радиоэлектронной борьбы. Этот параметр позволяет количественно оценить эффективность концентрации электромагнитной энергии в заданном направлении, что непосредственно определяет дальность связи, помехозащищенность и энергетическую эффективность системы. В данной работе предлагается метод расчета коэффициента усиления АФАР с использованием нейронных сетей (НС). Подход основан на обучении модели на синтезированных данных, где входными параметрами выступают геометрия решетки, амплитудно-фазовое распределение и углы сканирования, а целевой переменной – значение коэффициента усиления. Обученная модель демонстрирует способность к мгновенному прогнозированию характеристик антенны для произвольных конфигураций. Преимуществом метода является существенное сокращение вычислительных затрат по сравнению с традиционными электродинамическими расчетами при сохранении удовлетворительной точности. Разработанный подход открывает возможности для создания систем

адаптивного управления диаграммой направленности в реальном времени и эффективной оптимизации параметров антенной решетки при изменяющихся условиях эксплуатации.

Ключевые слова: фазированная антенная решетка, нейронные сети, применение нейросетей для численных расчетов, аппроксимация, коэффициент усиления, диаграмма направленности, машинное обучение.

Финансирование: Работа выполнена при финансовой поддержке РФФ, проект №23-19-00485 <https://rscf.ru/project/23-19-00485/>

Автор для переписки: Пашаев Солтанбек Юсупович soltanbek.pashaev@mail.ru

Введение

В настоящее время стремительное развитие техники, широкое распространение цифровых сервисов и непрерывный рост объема передаваемых данных приводят к необходимости создания все более высокоскоростных решений в сфере связи. Для удовлетворения этих требований используются каналы с увеличенной пропускной способностью, что, в свою очередь требует перехода на более высокие частоты.

Одним из перспективных направлений, способных обеспечить высокий уровень скорости передачи данных, минимальную задержку и широкий географический охват, является использование низкоорбитальных спутниковых группировок. Такие системы, по сравнению с традиционными геостационарными спутниками, располагаются значительно ближе к поверхности Земли, что позволяет существенно снизить задержки сигнала и обеспечить стабильную связь даже в труднодоступных регионах.

Однако для построения надежной линии связи в подобных системах требуется детальный инженерный расчет, включающий анализ всех элементов, участвующих в передаче и приеме сигнала. Ключевым компонентом здесь является антенна – или, в более сложных системах, антенные решетки, – параметры которой напрямую влияют на характеристики радиолинии: направленность, усиление, форму диаграммы направленности и эффективность излучения.

Точное знание и моделирование этих параметров является необходимым условием для оценки энергетического баланса линии связи, обеспечения надежного приема сигнала и оптимизации всей системы в целом.

Важной задачей является просчет линий связи спутников с абонентами. Для просчета линии связи необходимо знать мощность на выходе передатчика, она связана с коэффициентом усиления антенны, которая, в свою очередь, связана с коэффициентом направленного действия через коэффициент полезного действия. Далее в работе рассматривается вариант вычисления коэффициента направленного действия антенной решетки с применением нейронных сетей.

1. Обзор по применению нейронных сетей для анализа антенных решеток

В последнее время наблюдается активный рост числа публикаций по применению НС для анализа антенных решёток. Одно из активно развивающихся направлений – это применение НС для подавления помех в антенных решётках. Такие задачи подробно расписаны в работах Литвинова О. С. с соавторами [1-6]. В работах [1-2] рассмотрено применение сверточных НС для подавления помех, в работах [3-4] – изучено подавление помех с помощью рекуррентных НС. Другое направление по применению НС связано с формированием нулей в ДН. Можно отметить работы [5-6].

В работах [7-9] исследованы вопросы обратного проектирования и синтеза диаграммы направленности (ДН) антенной решетки. По заданной желаемой ДН (или ее параметрам на уровне боковых лепестков, ширине луча) вычисляется возбуждение (амплитуда и фаза) для каждого элемента решетки.

Можно отметить работы [10-12], посвященные калибровке и диагностики неисправности в антенной решетки. С применением НС получается обнаружить вышедшие из строя элементы в решетке по искаженной измеренной ДН.

В работах [13-15] исследованы вопросы быстрой перестройки ДН антенной решетки для слежения за целью, подавления помех или формирования нулей в ДН.

Активно изучаются варианты [16-18] по замене строгого электродинамического анализа на аппроксимацию с помощью НС. Электродинамическое моделирование большой решетки методом моментов (МоМ) или методом конечных разностей во временной области (FDTD) требует огромных вычислительных ресурсов. Изучаются варианты, где НС создает быструю приближенную модель.

2. Постановка задачи

Необходимо вычислить коэффициент направленного действия антенной решетки для расчета линии связи.

Получим выражение для вычисления коэффициента направленного действия плоской фазированной антенной решетки.

Считаем, что решетка располагается в плоскости YOZ системы координат (рис. 1).

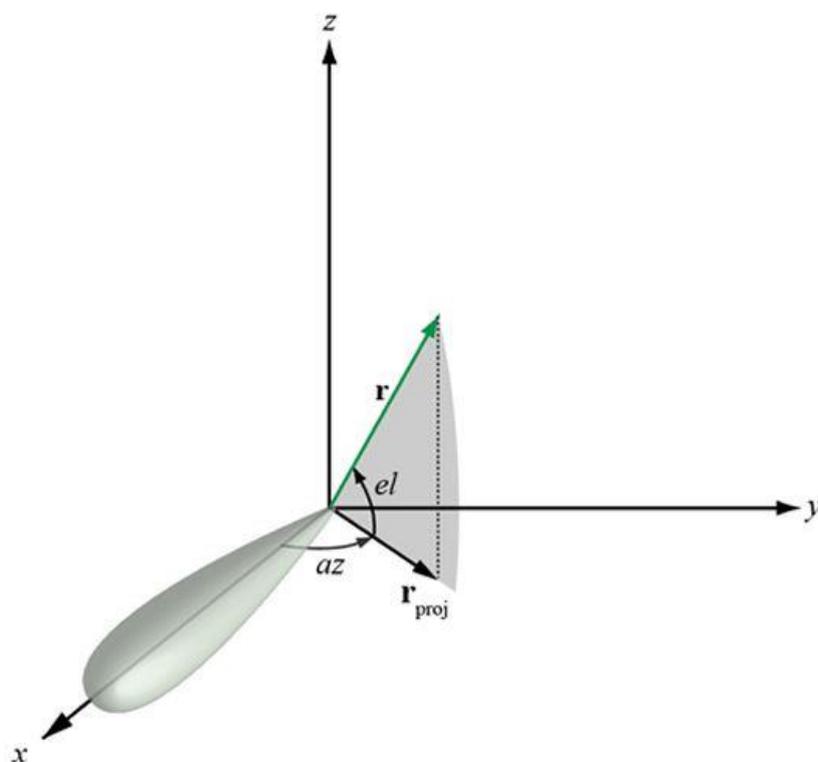


Рис. 1. Система координат.

Элементы решетки расположены в узлах прямоугольной сетки (y_n, z_n) с постоянным шагом по оси OY и OZ – d_y и d_z

Диаграмма направленности всех элементов решетки одинаковы и описываются функцией $f_0(\theta, \varphi)$, где θ – угол места, φ – азимут. Считаем, что решетка излучает только в передней полусфере, т.е. азимут лежит в пределах от $-\pi/2$ до $\pi/2$. Множитель решетки, сфазированной в направлении $(\theta_{\max}, \varphi_{\max})$, имеет вид:

$$AF(\theta, \varphi) = \sum_{m=0}^{M-1} \exp(im\psi_z) \sum_{n=0}^{M-1} \exp(in\psi_y), \quad (1)$$

где обозначены:

$$\begin{aligned} \psi_z(\theta) &= kd_z (\sin(\theta) - \sin(\theta_{\max})), \\ \psi_y(\theta, \varphi) &= kd_z (\cos(\theta)\sin(\varphi) - \cos(\theta_{\max})\sin(\varphi_{\max})). \end{aligned}$$

Диаграмма направленности антенной решетки описывается выражением:

$$F_{\Sigma}(\theta, \varphi) = f_0(\theta, \varphi) \times AF(\theta, \varphi). \quad (2)$$

КНД антенной решетки в некотором направлении (θ, φ) определяется формулой:

$$D(\theta_0, \varphi_0) = \frac{4\pi |F_{\Sigma}(\theta_0, \varphi_0)|^2}{\int_{-\pi/2}^{\pi/2} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} |F_{\Sigma}(\theta, \varphi)| \cos\theta d\theta d\varphi} \quad (3)$$

Выражение для знаменателя по статье Формана [1]:

$$\begin{aligned} & \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} |F_{\Sigma}(\theta, \varphi)| \cos\theta d\theta d\varphi = \\ &= \frac{4\pi MN}{4p+2} \left(1 + (4p+2) \left[\sum_{r=1}^{N-1} \left(1 - \frac{r}{N} \right) K_r \cos(krd_y \cos\theta_{\max} \sin\varphi_{\max}) + \right. \right. \\ & \quad \left. \left. + \sum_{q=1}^{M-1} \left(1 - \frac{q}{M} \right) K_q \cos(kqd_z \sin\theta_{\max}) + \right. \right. \\ & \quad \left. \left. + 2 \sum_{q=1}^{M-1} \sum_{r=1}^{N-1} \left(1 - \frac{q}{M} \right) \left(1 - \frac{r}{N} \right) K_{qr} \cos(kqd_z \sin\theta_{\max}) \cos(krd_y \cos\theta_{\max} \sin\varphi_{\max}) \right] \right), \end{aligned}$$

где обозначены:

$$K_r = 2^{p-1/2} \Gamma(p+1/2) \frac{J_{p+1/2}(krd_y)}{(krd_y)^{p+1/2}},$$

$$K_q = 2^{p-1/2} \Gamma(p+1/2) \frac{J_{p+1/2}(krd_z)}{(krd_z)^{p+1/2}},$$

$$K_{qr} = 2^{p-1/2} \Gamma(p+1/2) \frac{J_{p+1/2} \left(k \sqrt{(qd_z)^2 + (rd_y)^2} \right)}{\left(k \sqrt{(qd_z)^2 + (rd_y)^2} \right)^{p+1/2}},$$

где p – степень аппроксимации одиночного элемента ($p = [0, 1/2, 1, 2]$)

Из-за присутствия в формулах специальных функций при увеличении числа расчетов сильно увеличивается время выполнение. Для оптимизации этого процесса предлагается использовать нейронную сеть.

3. Полносвязная нейронная сеть

Полносвязная НС (или многослойный перцептрон) является одной из базовых архитектур в области искусственных нейронных сетей и машинного обучения. Она представляет собой упорядоченный набор слоев нейронов, в которых каждый нейрон одного слоя соединен с каждым нейроном следующего слоя. Благодаря такой структуре сеть способна моделировать сложные зависимости между входными и выходными данными и аппроксимировать произвольные нелинейные функции [19].

Многослойный перцептрон (MLP, Multi-Layer Perceptron) состоит, как правило, из входного слоя, одного или нескольких скрытых слоев и выходного слоя (рис. 2) основная идея его работы заключается в последовательной обработке сигнала: входные данные преобразуются через систему весов и функций активации (рис. 3), проходя от слоя к слою, до формирования окончательного результата. Для того чтобы сеть могла выполнять требуемую задачу – классификацию, регрессию и другие виды прогнозирования, – она должна быть обучена на основе примеров [5]. Процесс обучения перцептрона

включает настройку весов связей между нейронами с использованием алгоритмов оптимизации, чаще всего основанных на методе обратного распространения ошибки (backpropagation) и градиентного спуска.

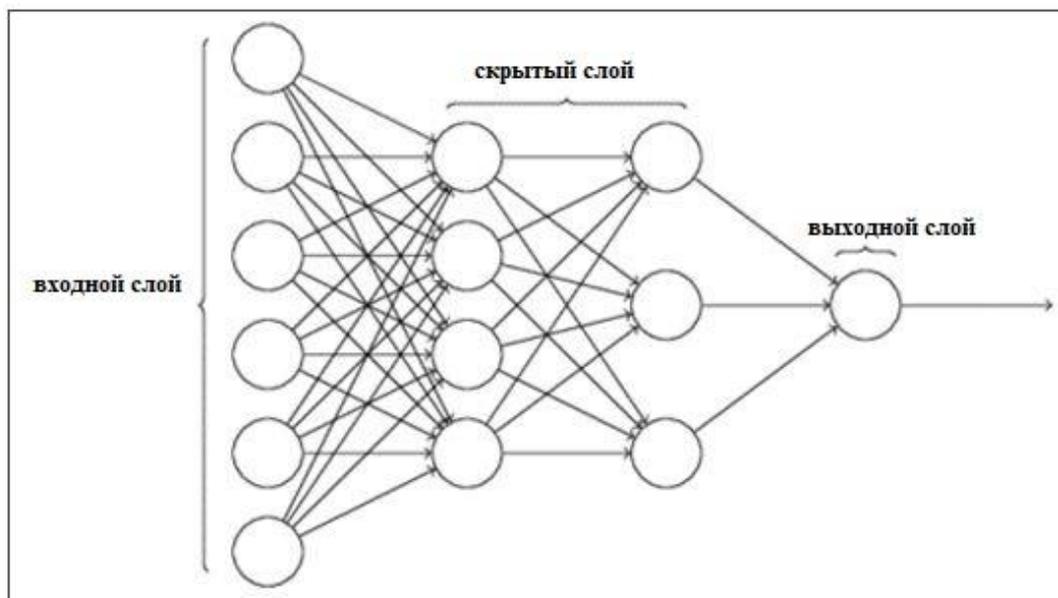


Рис. 2. Структурная схема полносвязной нейронной сети.

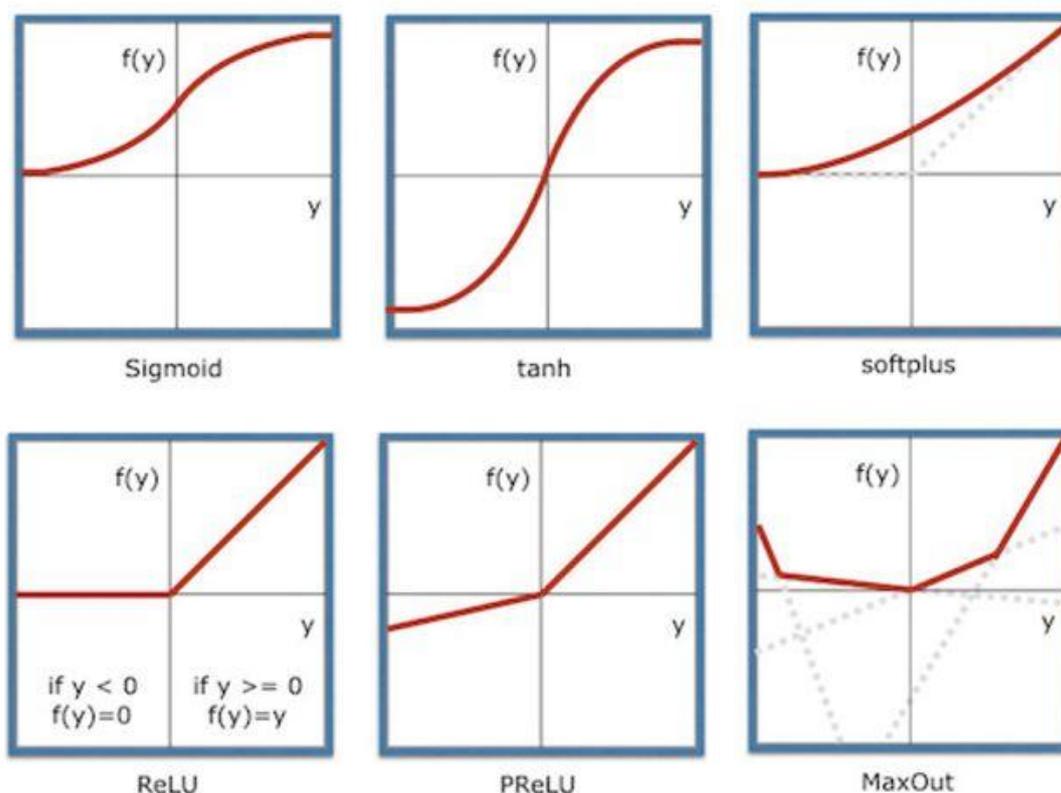


Рис. 3. Самые распространенные функции активации нейронов.

Процесс обучения нейросети:

- задание начальных весов между нейронами;
- вычисление значения на выходе с учетом весов;
- расчет значения потерь (различия между вычисленными и заранее подготовленным ответом; для задачи регрессии используют среднеквадратичную ошибку);
- изменение весов нейросети для снижения ошибки.

3.1 Выбранная модель нейронной сети

Была выбрана полносвязная нейронная сеть из-за простоты описания работы и использования. Входной слой состоит из 6 нейронов, т.к. функция зависит от 6 параметров:

d_y – расстояние между элементами решётки по оси y ,

d_z – расстояние между элементами решётки по оси z ,

N – количество элементов решётки по оси y ,

M – количество элементов решётки по оси z ,

θ_{\max} – угол места максимума излучения антенной решётки,

φ_{\max} – азимут максимума излучения антенной решётки,

В выходном слое один нейрон, поскольку выходным параметром является значения интеграла, стоящего с знаменателе коэффициента направленного действия. Для достаточно точной аппроксимации функции было взято 6 скрытых слоёв по 100 нейронов в каждом, это позволит нейросети аппроксимировать более резкоменяющиеся функции и находить более сложные зависимости.

Схема выбранной модели нейросети представлена на (рис. 4)

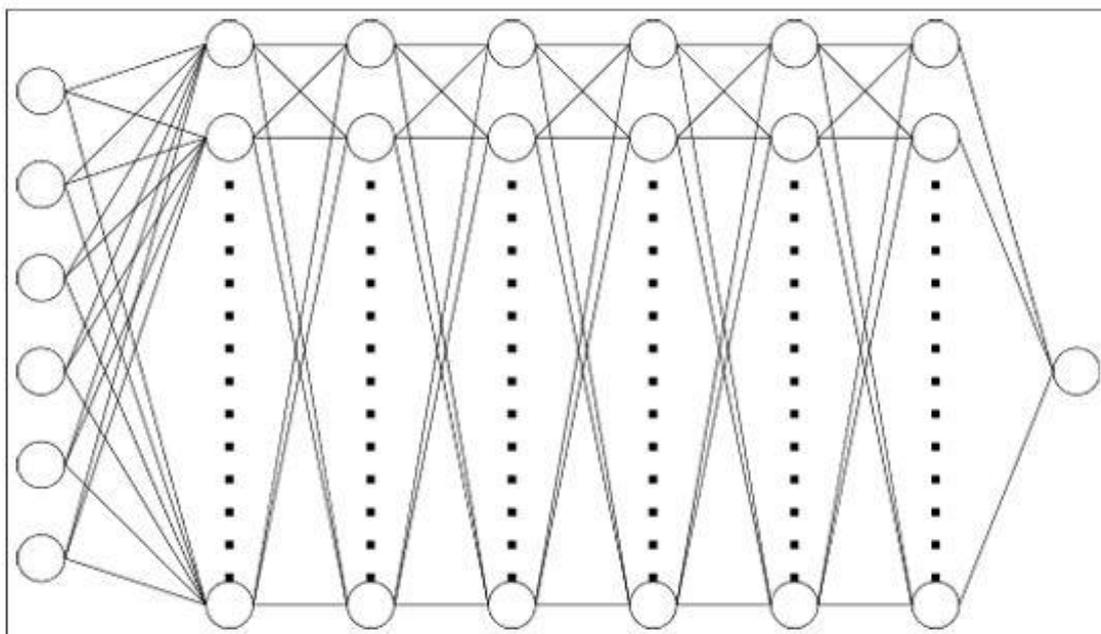


Рис. 4. Выбранная модель нейросети.

Потенциальный размер выборки (V) входных векторов, если:

$$d_y, d_z \in [04;07] \text{ с шагом } 0.01,$$

$$NM \in [1;64] \text{ с шагом } 1,$$

$$\theta_{\max} \cdot \varphi_{\max} \in [060] \text{ с шагом } 0,1:$$

$$V = 30 \cdot 30 \cdot 64 \cdot 64 \cdot 600 \cdot 600 \approx 13 \cdot 10^{12}.$$

Потенциальный размер выборки получен комбинаторным способом, полный её объём не требуется для нейронной сети. Для обучения нейросети был выбран размер выборки в 10 миллионов векторов, которые созданы с использованием равномерного распределения в пределах интервалов значений.

3.2 Полученные результаты

График обучения нейросети показан на (рис. 5). После обучения нейросеть была проверена на другой выборке, которая не использовалась для обучения, результат показан на (рис. 6). Средняя ошибка на выборку в 15000 векторов составила 0,99ю

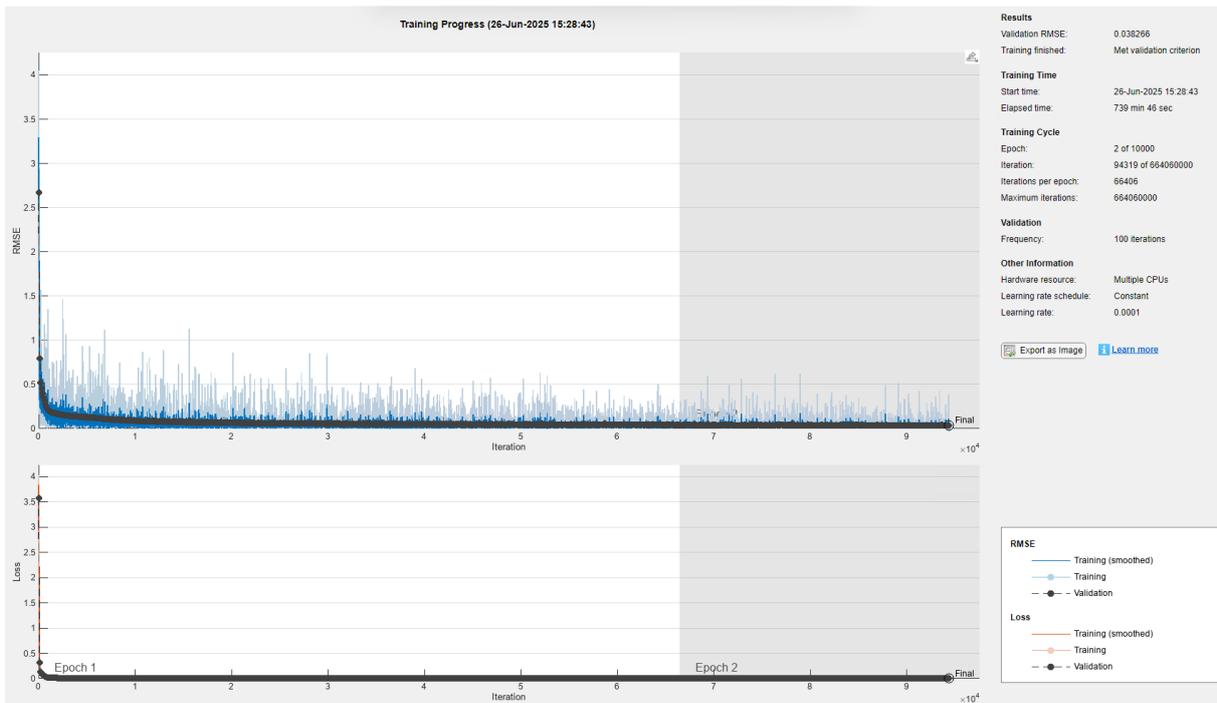


Рис. 5. Процесс обучения нейросети.

Гистограмма распределения относительного отклонения от истинного ответа на выборке размером 15000

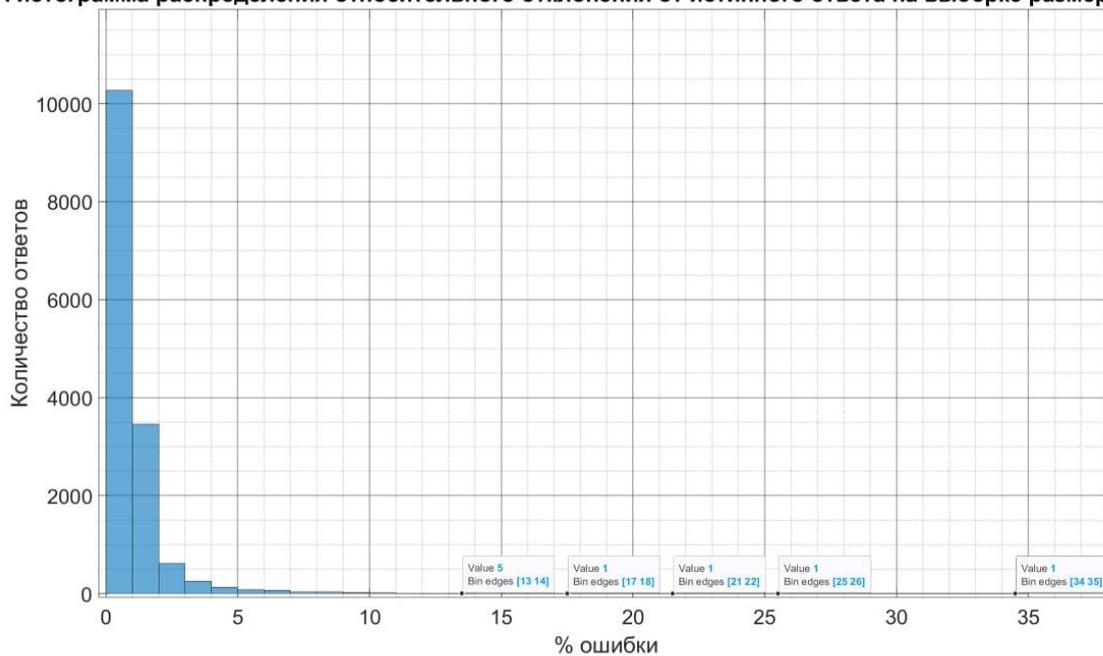


Рис. 6. Гистограмма ошибки ответов нейросети.

Далее было проведено сравнение вычисления коэффициента направленного действия с помощью нейросети и по формулам (рис. 7).

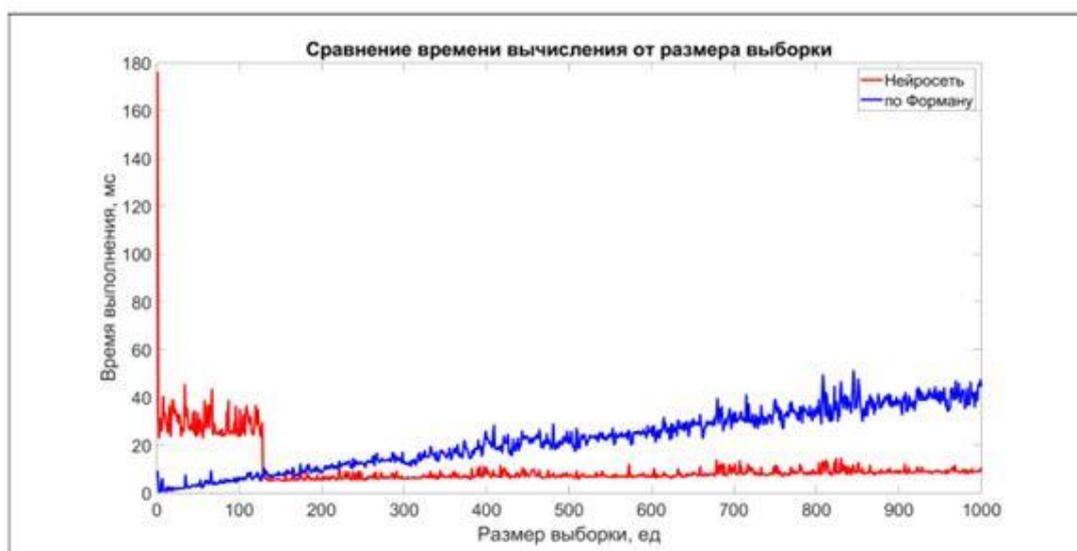


Рис. 7. Графики времени вычисления от размера выборки: красный – с использованием нейросети, синий – по формулам из статьи.

Нейросеть работает быстрее при увеличении числа требуемых расчетов, начиная с размера выборки 200, нейросеть как минимум в 2 раза быстрее, чем вычисление по формулам.

Заключение

В данной работе предложен метод расчета коэффициента усиления АФАР с использованием нейронных сетей (НС). Подход основан на обучении модели на синтезированных данных, где входными параметрами выступают геометрия решетки, амплитудно-фазовое распределение и углы сканирования, а целевой переменной – значение коэффициента усиления. Обученная модель демонстрирует способность к мгновенному прогнозированию характеристик антенны для произвольных конфигураций. Преимуществом метода является существенное сокращение вычислительных затрат по сравнению с традиционными электродинамическими расчетами при сохранении удовлетворительной точности. Разработанный подход открывает возможности для создания систем адаптивного управления диаграммой направленности в реальном времени и эффективной оптимизации параметров антенной решетки при изменяющихся условиях эксплуатации

Литература

1. Литвинов О.С. и др. Исследование характеристик подавления широкополосных помех в адаптивных антенных решетках с нейросетевым управлением //Антенны. – 2020. – №. 4. – С. 48-53.
2. Литвинов О.С. и др. Исследование характеристик подавления шумов в адаптивных антенных решетках на нейросетевом управлении //Антенны. – 2019. – №. 8. – С. 12-19.
3. Литвинов О.С., Забелин А.Н. Сравнение алгоритмов подавления помех в адаптивных антенных решетках на нейросетевом, калмановском и традиционном управлении //волновая электроника и инфокоммуникационные системы. – 2022. – С. 181-187.
4. Забелин А.Н., Литвинов О.С. Особенности применения рекуррентной нейронной сети для подавления нестационарных помех в адаптивной антенной решетке //Волновая электроника и инфокоммуникационные системы. – 2023. – С. 158-167.
5. Литвинов О. С. и др. Подавление шумовых помех в адаптивных антенных решетках на основе нейросетевых алгоритмов //Антенны. – 2018. – №. 2. – С. 40-44.
6. Литвинов О. С. и др. Сравнение эффективности подавления помех в адаптивных антенных решетках на нейросетевом управлении //Антенны и Распространение Радиоволн. – 2019. – С. 67-69.
7. Yang R. et al. An Ultrathin Filtering Transmitarray Antenna Based on Machine-Learning-Enabled Phase Synthesis //IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters. – 2025.
8. Cui C., Rocca P., Massa A. Shaped Beampattern Synthesis of Planar Arrays with Fully Convolutional Networks //IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters. – 2025.
9. Wang C. et al. Design of Sparse Antenna Array Using Physics-Aware Generative Adversarial Network //IEEE Transactions on Antennas and Propagation. – 2025.
10. Lin Q. et al. A novel DMK fusion model for Full-Cycle Data and Its Application in Electronic Equipment //IEEE Sensors Journal. – 2025.

11. Schenone V., Fedeli A., Randazzo A. An Antenna Array Diagnosis Approach Based on CNN Inversion and CFAR Detection //IEEE Transactions on Antennas and Propagation. – 2025.
12. Yao H. M. et al. Antenna array diagnosis using a deep learning approach //IEEE Transactions on Antennas and Propagation. – 2024. – Т. 72. – №. 6. – С. 5396-5401.
13. Huang Z. et al. Spectral efficiency optimization for millimeter wave hybrid massive MIMO systems using unsupervised learning //Intelligent and Converged Networks. – 2025. – Т. 6. – №. 3. – С. 247-263.
14. Triwidyastuti Y. et al. Unsupervised Learning-Based Joint Beamforming and Phase-Shift Optimization for RIS-Assisted DeepMIMO With Large-Scale Arrays //IEEE Access. – 2025.
15. Aluvihare H. et al. A Low-complexity Structured Neural Network Approach to Intelligently Realize Wideband Multi-beam Beamformers //arXiv preprint arXiv:2503.20694. – 2025.
16. Ma J. et al. Efficient Multidimensional Parameter Estimation Using Machine Learning-Assisted SAGE Algorithm //IEEE Signal Processing Letters. – 2025.
17. Peng F., Chen X., Xue J. AI-Assisted antenna optimization: Integrating evolutionary and inverse cascade neural networks with differential evolution //IEEE Transactions on Antennas and Propagation. – 2025.
18. Adama V. R. et al. Introducing Machine Learning in Design and Analysis of Antenna for Wireless Systems //2025 International Conference on Next Generation Computing Systems (ICNGCS). – IEEE, 2025. – С. 1-7.
19. Nielsen M. A. Neural Networks and Deep Learning. Determination Press, 2015 [Electronic resource]. — URL: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>
20. MIT Introduction to Deep Learning 2025 [Electronic resource]. — URL: <https://introtodeeplearning.com>

Для цитирования:

Комаров А.А., Пашаев С.Ю., Пермяков В.А., Михайлов А.М. Применение нейронных сетей для оценки коэффициента усиления фазированной антенной решетки в заданных направлениях. // Журнал радиоэлектроники. – 2026. – №. 2. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.2.8>