

УДК 621.396.6

АЛГОРИТМ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ФИЛЬТРОВ НА СВЯЗАННЫХ ПОЛОСКОВЫХ ЛИНИЯХ

Т. Д. Лыу, аспирант РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0003-3347-1469, e-mail: dattlhp96@gmail.com

Е. П. Васильев, д.т.н., профессор кафедры КТ РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0003-2747-7012, e-mail: evasiliev48@mail.ru

Рассматривается алгоритм моделирования фильтров на связанных полосковых линиях (СПЛ) с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС). Анализируются подходы к моделированию фильтров с применением ИНС, фокусирующиеся на различных конструктивных типах фильтров и частотных диапазонах. Целью данной работы является разработка алгоритма на базе ИНС для моделирования и оптимизации фильтров на СПЛ, позволяющего существенно сократить время проектирования по сравнению с традиционными электродинамическими симуляторами при сохранении высокой точности расчетов.

Входными параметрами модели являются размеры фильтра и электрофизические параметры подложки, а выходными – коэффициент передачи S_{21} и коэффициент отражения S_{11} . База данных для обучения нейросетевой модели формируется с помощью электродинамического симулятора. Рассматривается 5-резонаторный полосовой фильтр (ПФ) на СПЛ с центральной частотой 16 ГГц и шириной полосы по уровню -3 дБ 32 %. Разработанная нейросетевая модель демонстрирует высокую точность совпадения результатов расчета с результатами расчета электродинамическими симуляторами при значительно меньших вычислительных затратах.

Ключевые слова: моделирование, фильтр на связанных линиях, искусственная нейронная сеть, S -параметры.

DOI: 10.21667/1995-4565-2026-95-41-52

Введение

Фильтры играют важную роль во многих приложениях в области радиочастот и радиотехнических систем. Они используются для выделения или ограничения сигналов в заданных спектральных пределах. Микроволновые фильтры могут быть реализованы на различных структурах линий передачи, таких как волноводы, коаксиальные и полосковые линии [1].

Полосковые линии являются одним из наиболее популярных типов линий передачи благодаря возможности их изготовления с использованием фотолитографических процессов, простоте интеграции с пассивными и активными микроволновыми устройствами, а также использованию в широком диапазоне частот.

Полосковый фильтр является базовым функциональным устройством, которое может использоваться для проектирования других микроволновых устройств, таких как диплексеры, делители мощности, усилители для систем мобильной и беспроводной связи [2].

К преимуществам полосковых фильтров можно отнести: плоскую структуру, низкую стоимость, устойчивость к производственным допускам, воспроизводимость, широкий диапазон частотной полосы и возможности автоматизированного проектирования [3]. Разработка инструментов моделирования полосковых цепей остаётся одной из ключевых задач в области радиотехники. В последние годы достигнуты значительные успехи в области автоматизированного проектирования микроволновых цепей. Эти достижения реализованы в программных инструментах, которые применяются для системного проектирования микроволновых фильтров с использованием САПР, что позволяет значительно снизить затраты на разработку и настройку изделия. САПР обеспечивает более точное проектирование, снижает трудоёмкость и сокращает время от проектирования до производства. Кроме того, при ис-

пользовании дорогостоящих материалов первичное проектирование или уменьшение числа итераций, обеспечиваемое САПР, позволяет снизить дополнительные затраты на материалы и другие факторы, необходимые для разработки удовлетворительного прототипа [1, 4].

Применение методов искусственного интеллекта в области радиотехники позволило получить качественно новые результаты [5-8]. Искусственные ИНС являются одной из технологий, позволяющих моделировать нелинейные многомерные зависимости. Время вычислений модели ИНС при этом существенно сократилось.

В работе [6] авторы разработали фильтр нижних частот с использованием нейронной сети для частот среза 0,5 ГГц и 0,7 ГГц. Результаты разработки микрополоскового фильтра верхних частот с использованием ИНС представлены в дециметровом диапазоне (частота среза 1,5 ГГц) [7]. В работе [8] была выполнена разработка микрополосковых фильтров с шаговой импедансной структурой, при этом ИНС реализована на частоте среза 1,8 ГГц. Алгоритм обратного распространения ошибки в ИНС применительно к фильтрам рассмотрен в работе [9]. Дизайн и анализ ПФ с короткозамкнутыми шлейфами на центральной частоте 1,8 ГГц с использованием ИНС [10] показал высокую точность нейросетевой модели. В [11] представлен подход к проектированию ПФ с резонатором $\lambda/2$ с использованием техники моделирования на основе ИНС, где входными переменными являются размеры фильтра и электрофизические параметры подложки.

В представленной работе рассматривается модернизированный алгоритм моделирования ПФ на СПЛ с использованием ИНС с целью разработки точной и «быстрой» нейросетевой модели. При этом реализована база данных с использованием электродинамического моделирования методом конечных элементов (FEM), где входными параметрами являются размеры фильтра и электрофизические параметры подложки, а выходными – коэффициент передачи (S_{21}) и коэффициент отражения (S_{11}). Особенностью алгоритма является более полный анализ точности нейросетевой модели за счет сравнения с расчетами в среде High Frequency Structural Simulator (HFSS), Microwave Office (MWO) AWR и со схемотехническим методом. Нейросетевая модель разработана в сантиметровом диапазоне для ПФ на СПЛ с центральной частотой 16 ГГц и шириной полосы по уровню -3 дБ 32 %.

Теоретическая часть

Выбор типа частотной характеристики (Баттерворта, Чебышева, Золотарева и др.) [12], включая пульсации в полосе пропускания и количество реактивных элементов, зависит от требуемых спецификаций. Для ПФ одним из популярных конструктивных вариантов является использование параллельно связанных линий, которые применяют резонаторы с длиной линии в половину или четверть длины волны, при этом соседние резонаторы расположены параллельно друг другу на половине их длины [13]. В приведенном исследовании выбрано устройство – полосковый 5-резонаторный ПФ на СПЛ с полосой пропускания 14-18 ГГц: ширина полосы пропускания по уровню -3 дБ 32%; центральная частота $f_0 = 16$ ГГц; максимальное затухание в полосе пропускания $a_{\max} = 0,5$ дБ; импеданс нагрузки равен импедансу источника ($Z_0 = Z_L = 50$ Ом).

Использовалась аппроксимация Чебышева для синтеза параметров ПФ [14]. Синтез ПФ на СПЛ на подложке с относительной диэлектрической проницаемостью $\epsilon_r = 10,2$ и высотой $h = 0,5$ мм даёт следующие размеры: $w_1 = w_6 = 0,15$ мм, $w_2 = w_5 = 0,35$ мм, $w_3 = w_4 = 0,45$ мм, $s_1 = s_6 = 0,1$ мм, $s_2 = s_5 = 0,15$ мм, $s_3 = s_4 = 0,2$ мм, $l_1 = l_6 = 1,7$ мм, $l_2 = l_5 = 1,6$ мм и $l_3 = l_4 = 1,6$ мм.

На рисунке 1 показана конструктивная реализация ПФ на СПЛ.

После синтеза фильтра выполняется анализ с использованием электромагнитного симулятора в среде Microwave Office (MWO) и High Frequency Structural Simulator (HFSS).

Формулировка задачи

Большинство фильтров состоят из линейных базовых элементов, поэтому линейные симуляции, основанные на анализе сетей или цепей, являются простыми и быстрыми для компьютерного анализа. Линейные симуляции анализируют частотные характеристики филь-

тров на основе аналитических моделей цепей. Фильтр, показанный на рисунке 1, состоит из пяти полуволновых резонаторов, при этом матрица рассеяния (ABCD) одной секции линии передачи задаётся следующим образом [13]:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C} & \mathbf{D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & jZ_c \sin \theta \\ j \sin \theta / Z_c & \cos \theta \end{bmatrix},$$

где θ – электрическая длина, а Z_c – характеристический импеданс линии передачи.

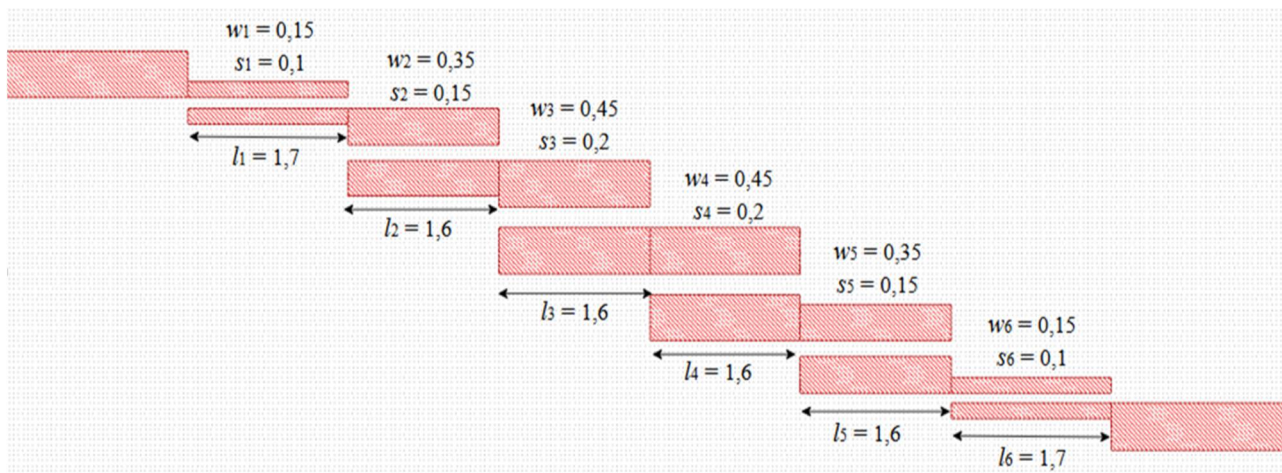


Рисунок 1 – Схема ПФ на параллельно связанных линиях
Figure 1 – Schematic of BPF on parallel coupled lines

Фильтр, показанный на рисунке 1, состоит из шести параллельно связанных линий, и матрица рассеяния (ABCD) одной секции задаётся следующим образом [13]:

$$\mathbf{A} = \mathbf{D} = \frac{Z_{0e} \cot \theta_e + Z_{0o} \cot \theta_o}{Z_{0e} \csc \theta_e - Z_{0o} \csc \theta_o},$$

$$\mathbf{B} = \frac{j Z_{0e}^2 + Z_{0o}^2 - 2Z_{0o}Z_{0e} (\cot \theta_e \cot \theta_o + \cos \theta_e \cos \theta_o)}{2 (Z_{0e} \csc \theta_e - Z_{0o} \csc \theta_o)},$$

$$\mathbf{C} = \frac{2j}{Z_{0e} \csc \theta_e - Z_{0o} \csc \theta_o},$$

где θ_e и θ_o – электрические длины для чётного и нечётного режимов, а Z_{0e} и Z_{0o} – характеристические импедансы чётного и нечётного режимов линии передачи. Матрица ABCD этих фильтров рассчитывается следующим образом:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C} & \mathbf{D} \end{bmatrix} = \prod_{i=1} \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C} & \mathbf{D} \end{bmatrix}_i.$$

Коэффициент передачи (S_{21}) и коэффициент отражения (S_{11}) определяются как:

$$S_{21} = \frac{2}{\mathbf{A} + \mathbf{B} / Z_0 + \mathbf{C}Z_0 + \mathbf{D}}, \tag{1}$$

$$S_{11} = \frac{\mathbf{A} + \mathbf{B} / Z_0 - \mathbf{C}Z_0 - \mathbf{D}}{\mathbf{A} + \mathbf{B} / Z_0 + \mathbf{C}Z_0 + \mathbf{D}}. \tag{2}$$

Синтез фильтра можно рассматривать как функцию от Z_{0e} , Z_{0o} , θ_{0e} и θ_{0o} , в данных электрических параметрах осуществлен учет потерь, дисперсии, многослойности проводников и конечной емкости [15]. Используя уравнения, можно рассчитать ширину и длину одиночной линии, а также ширину, длину и расстояние между параллельно связанными линиями на основе характеристических импедансов и электрических длин [14]. Коэффициенты передачи и отражения рассчитываются с использованием размеров фильтра, характеристик подложки и рабочей частоты.

Важным шагом алгоритма является создание базы данных для обучения модели ИНС, где входными параметрами являются размеры фильтра, относительная диэлектрическая проницаемость и рабочая частота, а выходными – коэффициенты передачи и отражения.

В качестве входных параметров для нейронной сети выбраны три диапазона допустимых геометрических размеров: зазор между линиями s_1 (0,05-0,2 мм), s_2 (0,1-0,3 мм) и s_3 (0,1-0,4 мм). В качестве выходных параметров используются частотно-зависимый коэффициент отражения S_{11} и коэффициент передачи S_{21} .

Архитектура нейросетевой модели для симуляции ПФ представлена на рисунке 2.

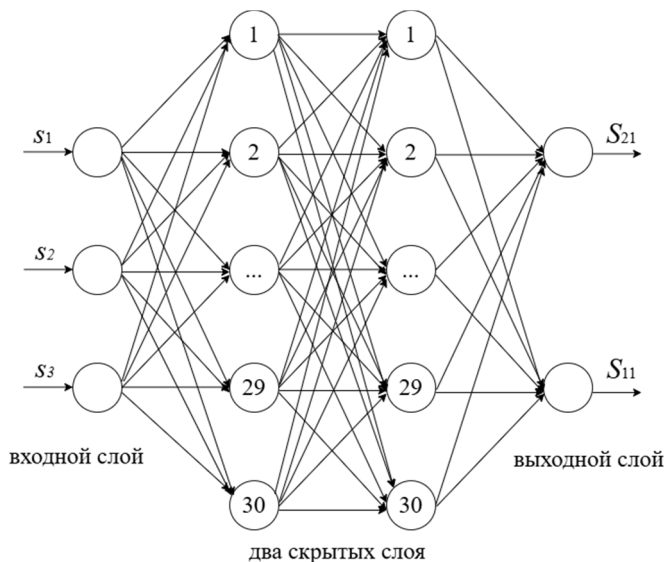


Рисунок 2 – Архитектура нейронной сети для проектирования ПФ
Figure 2 – Neural network architecture for BPF design

База данных содержит результаты электродинамического моделирования 1000 образцов фильтров для каждой совокупности входных параметров с целью обучения модели ИНС. Архитектура ИНС состоит из четырёх слоёв: входной слой (содержит 3 нейрона), два скрытых слоя с 30 нейронами в каждом слое и выходной слой (S_{21} и S_{11}) с 2 нейронами. В модели нейронной сети был выбран алгоритм обучения Левенберга – Марквардта, который является высокоэффективным для поиска минимума функции ошибки [16].

Алгоритм моделирования не зависит жестко от конкретных параметров выбранного фильтра и обладает высокой масштабируемостью. Он основан на обобщенной архитектуре ИНС, где входные параметры (геометрические размеры s_1 , s_2 , s_3) могут варьироваться. Для демонстрации рассмотрим два варианта.

– Вариант 1. Центральная частота 16 ГГц, ширина полосы по уровню -3 дБ 23 %. Геометрические параметры: $s_1 = 0,08$ мм, $s_2 = 0,2$ мм, $s_3 = 0,35$ мм.

– Вариант 2. Центральная частота 12,5 ГГц, ширина полосы по уровню -3 дБ 32 %. Параметры: $l_1 = l_6 = 2,3$ мм, $l_2 = l_5 = 2,1$ мм, $l_3 = l_4 = 2,1$ мм, остальные размеры аналогичны оригиналу.

База данных для этих вариантов генерируется в HFSS, а ИНС переобучается, сохраняя структуру (3 входа, 2 скрытых слоя по 30 нейронов, 2 выхода). Это позволяет применять алгоритм к различным конструктивным конфигурациям без перестройки основного подхода, подтверждая его универсальность для инженерных задач в сантиметровом диапазоне.

Алгоритм проектирования ПФ с использованием ИНС

Алгоритм создания нейросетевой модели ПФ для прогнозирования характеристик S -параметров состоит из основной последовательности этапов и параллельной ветви обработки данных и обучения нейронной сети (рисунок 3).

Этап 1. Выполняется синтез топологии ПФ на основе требований технического задания (центральная частота, полоса пропускания и т. д.).

Этап 2. Формируются выходные конструктивные и электрофизические параметры синтезированной конструкции фильтра, включая геометрические размеры элементов топологии и параметры подложки.

Этап 3. Проводится электродинамическое моделирование фильтра в средах HFSS и MWO для получения частотных зависимостей коэффициентов отражения S_{11} и передачи S_{21} в диапазоне 14 – 18 ГГц.

Этап 4. Оценивается соответствие полученных характеристик требованиям технического задания. При несоответствии осуществляется возврат к этапу синтеза (этап 1) для корректировки параметров конструкции. При соответствии процесс переходит к следующим этапам.

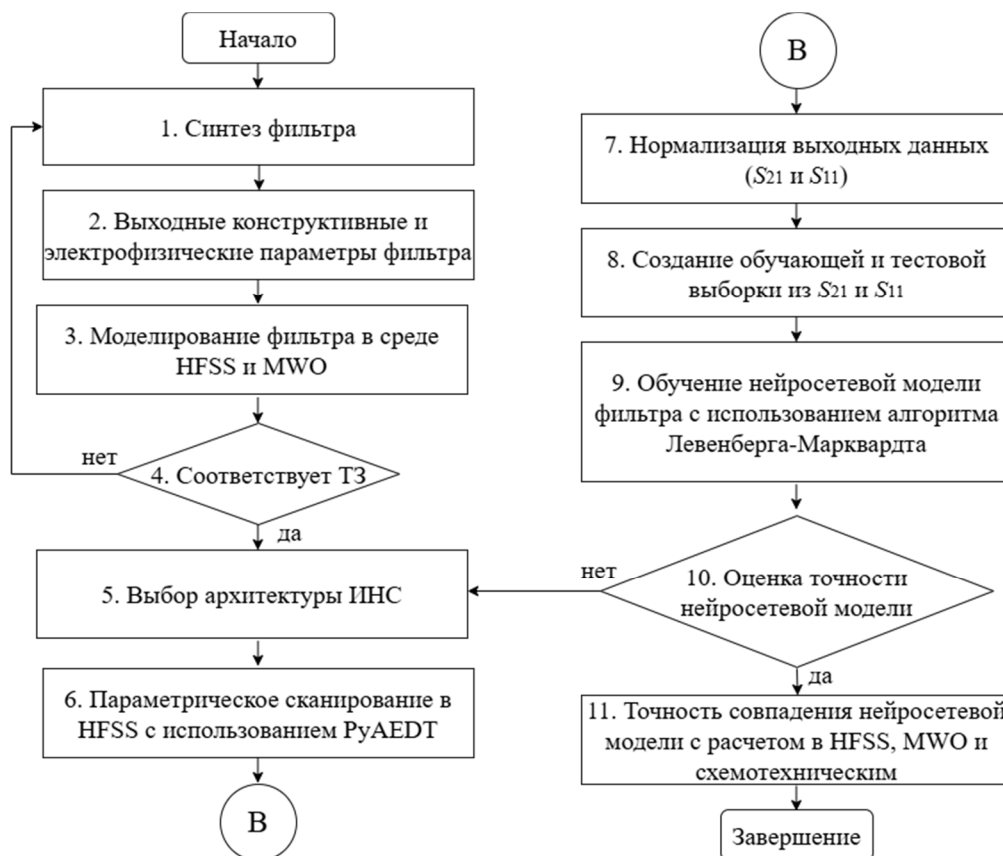


Рисунок 3 – Схема алгоритма реализации нейросетевой модели ПФ
Figure 3 – Scheme of the algorithm for implementing BPF neural network model

Этап 5. Выбирается архитектура ИНС с учётом размерности задачи: три входных геометрических параметра (s_1, s_2, s_3) и выходные характеристики S_{11} и S_{21} в заданном частотном диапазоне.

Этап 6. Выполняется параметрическое сканирование в HFSS с использованием автоматизированного интерфейса PyAEDT для генерации множества вариантов конструктивных параметров и проведения соответствующего многовариантного электродинамического моделирования.

Этап 7. Проводится нормализация полученных выходных данных (значений S_{21} и S_{11}) для улучшения сходимости обучения нейронной сети.

Этап 8. Формируются обучающая и тестовая выборки из нормализованного набора данных S_{21} и S_{11} .

Этап 9. Осуществляется обучение нейросетевой модели с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта.

Этап 10. Производится оценка точности обученной нейросетевой модели на тестовой выборке. Обученная нейросетевая модель проходит валидацию на независимой тестовой вы-

борке, не участвовавшей в процессе обучения. Вычисляются ключевая статистическая метрика качества аппроксимации – средняя абсолютная процентная ошибка (Mean Absolute Percentage Error):

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|},$$

где y_i – истинное значение S-параметра из HFSS; \hat{y}_i – предсказание нейронной сети, N – число образцов в валидационной выборке. Метрика MAPE показывает среднюю относительную ошибку в процентах и не зависит от масштаба данных.

Критериями приемлемости модели для инженерных расчётов принимаются $\text{MAPE} < 3\%$. При несоответствии этим критериям осуществляется возврат к этапу 5 (выбор архитектуры ИНС) для корректировки структуры нейронной сети. При соответствии указанным критериям модель признаётся достаточно точной и переходит к финальному этапу 11.

Этап 11. Выполняется сравнение точности предсказаний нейросетевой модели с результатами независимых расчётов в HFSS, MWO и схмотехническим расчётом. При достижении приемлемого уровня согласования процесс завершается, нейросетевая модель признаётся адекватной и может использоваться в качестве быстрой замены трудоёмкого электродинамического моделирования при дальнейшем анализе и оптимизации ПФ.

Экспериментальная часть

Результаты моделирования фильтра в MWO и HFSS

Трёхмерная модель ПФ на связанных линиях, реализованная в среде HFSS, приведена на рисунке 4.

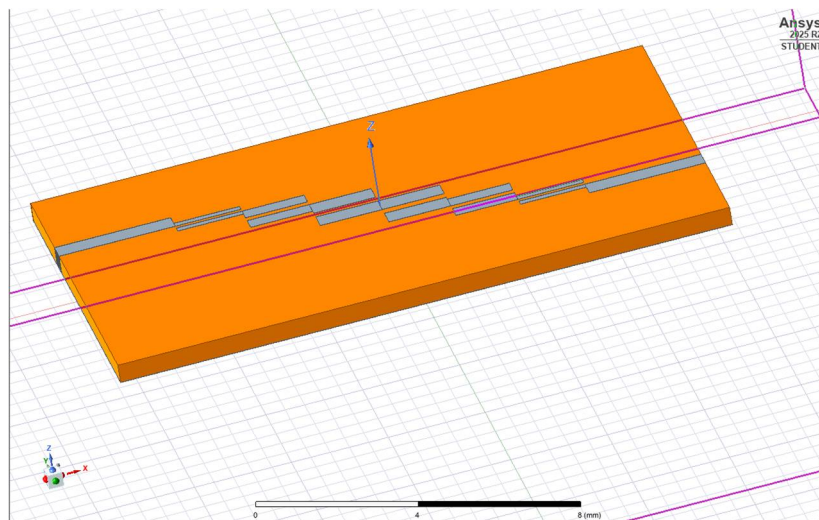


Рисунок 4 – Трёхмерная модель ПФ на связанных линиях, реализованная в среде HFSS
Figure 4 – 3D coupled-line BPF model implemented in HFSS environment

Результаты моделирования ПФ представлены на рисунках 5 и 6. В диапазоне частот 14 – 18 ГГц все рассмотренные модели в среде MWO – AXIEM, EMSight, схмотехническая (1, 2) и в системе HFSS демонстрируют хорошее согласование друг с другом. Максимальные значения S_{21} достигают $-0,3038$ дБ на частоте 16,02 ГГц (AWR) и $-0,0356$ дБ на частоте 16,63 ГГц (HFSS). В указанном частотном диапазоне коэффициент передачи остаётся незначительным, что свидетельствует о низком уровне потерь в полосе пропускания. Небольшие расхождения между результатами расчетов, полученными различными симуляторами, находятся в приемлемых пределах, что подтверждает адекватность использованных моделей и позволяет считать данные, реализованные в среде HFSS, надёжными эталонными значениями для последующего обучения нейросетевой модели-заменителя.

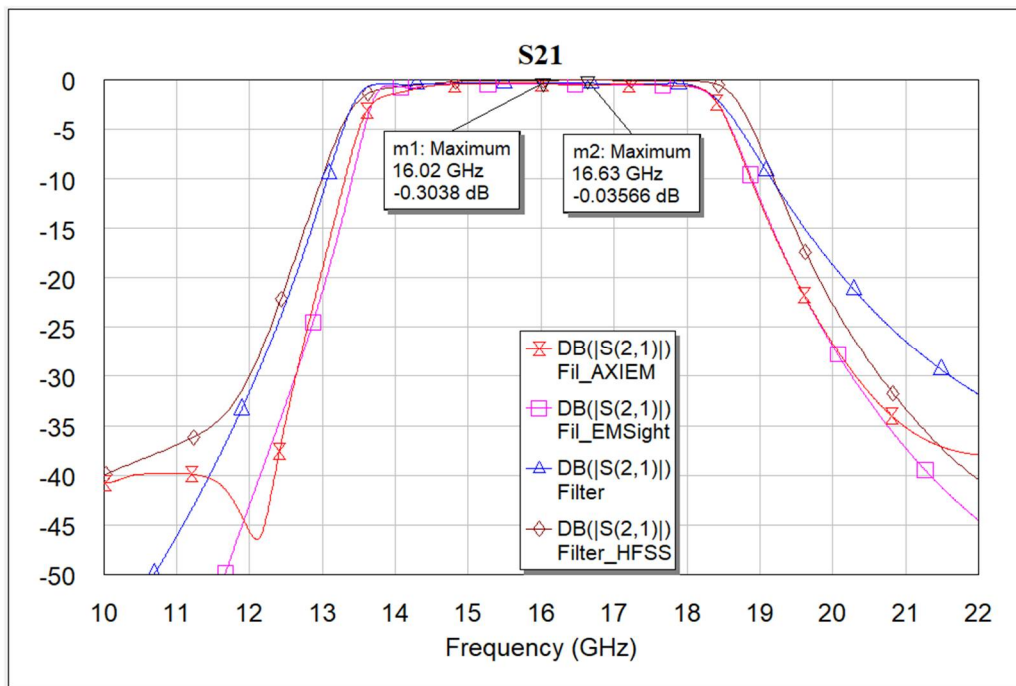


Рисунок 5 – Коэффициент передачи ПФ S_{21}
 Figure 5 – Transmission coefficients of BPF S_{21}

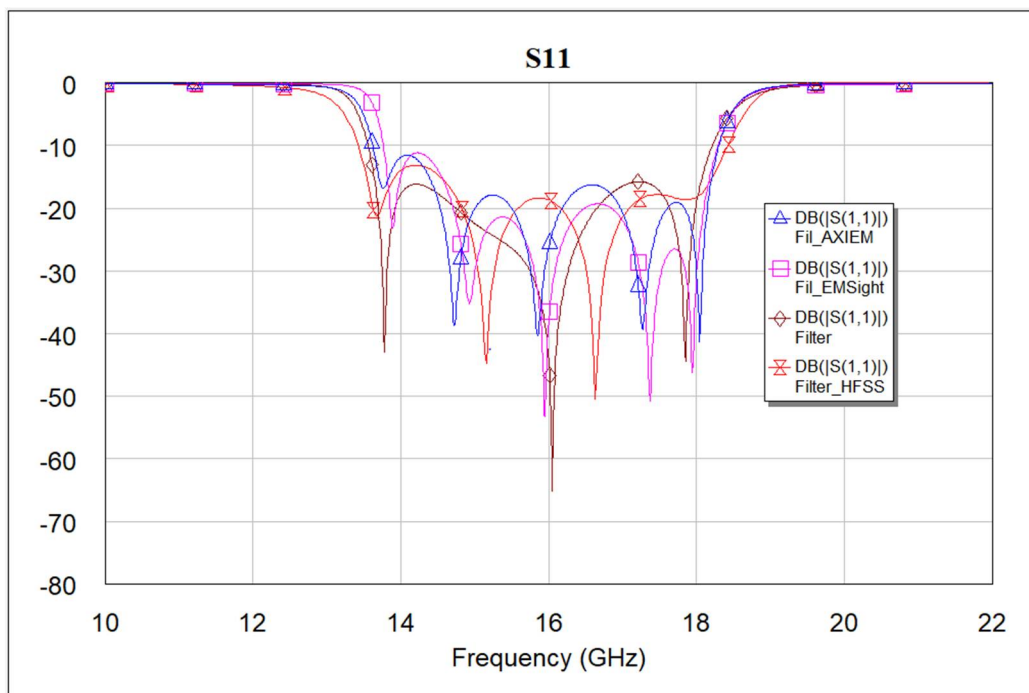


Рисунок 6 – Коэффициент отражения S_{11} ПФ
 Figure 6 – Reflection coefficient S_{11} of BPF

Результаты нейросетевого моделирования

В статье разработан ПФ с центральной частотой 16 ГГц и шириной полосы по уровню -3 дБ 32 % (рисунок 1).

На рисунках 7 и 8 приводятся коэффициенты передачи S_{21} и отражения S_{11} , полученные с помощью HFSS-симулятора и нейросетевой модели для ПФ со средней абсолютной процентной ошибкой MAPE ≈ 1 %.

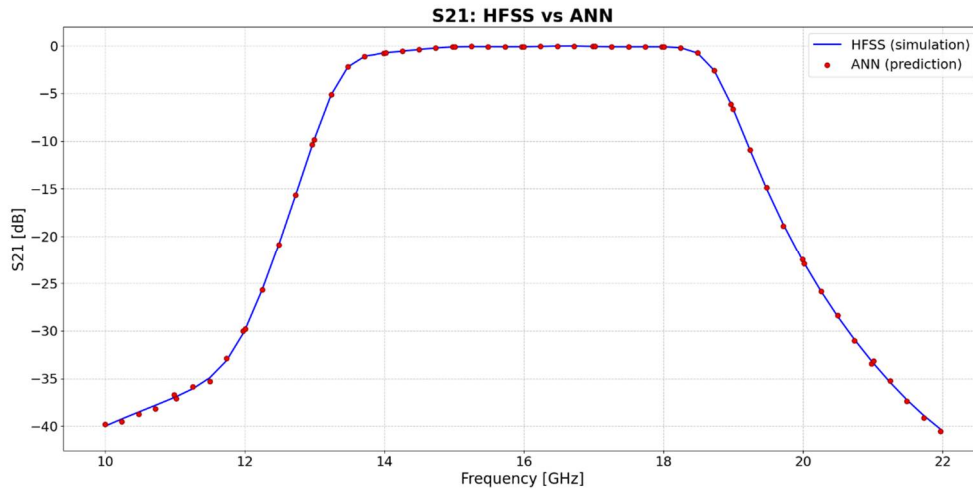


Рисунок 7 – Коэффициент передачи ПФ S_{21} , полученный в среде HFSS и в ИНС
Figure 7 – Transmission coefficients of BPF S_{21} obtained in HFSS environment and in ANN

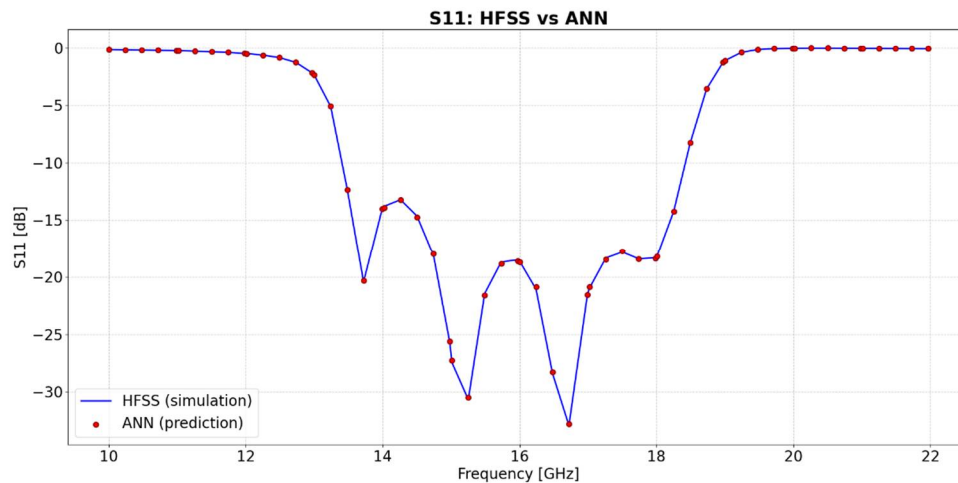


Рисунок 8 – Коэффициент отражения ПФ S_{11} , полученный в среде HFSS и ИНС
Figure 8 – Reflection coefficients S_{11} of BPF obtained in HFSS environment and in ANN

На рисунках 7 и 8 результаты расчетов с использованием нейросетевой модели близки к данным, реализованным в среде HFSS. Моделирование ПФ с использованием электродинамического симулятора методом FEM (HFSS) занимает 8 минут (на персональном компьютере с процессором Intel Core i5 2,20 ГГц, 8 ГБ оперативной памяти под управлением ОС Windows 10), тогда как тот же процесс моделирования с использованием предложенной нейросетевой модели занимает 30 секунд.

Результаты для различных вариантов фильтров

Для подтверждения масштабируемости алгоритма проведено моделирование двух дополнительных вариантов с использованием HFSS и ИНС. Результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение результатов моделирования для различных вариантов фильтра с использованием HFSS и ИНС

Table 1 – Comparison of the results for different filter options using HFSS and ANN

Вариант	Центральная частота (ГГц)	Ширина полосы по уровню -3 дБ (%)	MAPE (%)	Время ИНС (с)	Время HFSS (мин)
Основной	16	32	1	30	8
Вариант 1	16	23	1	32	7,9
Вариант 2	12,5	32	1	28	7,8

На рисунках 9 и 10 приведен коэффициент передачи S_{21} , полученный с помощью HFSS-симулятора и нейросетевой модели для ПФ варианта 1 и 2 соответственно.

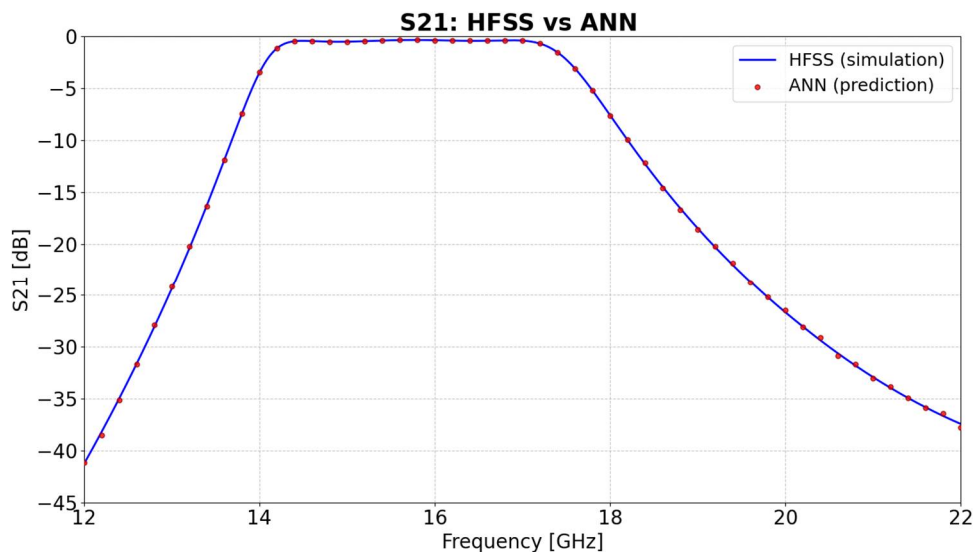


Рисунок 9 – Коэффициент передачи ПФ S_{21} для варианта 1, полученный в среде HFSS и в ИНС
Figure 9 – Transmission coefficients of BPF S_{21} for variant 1 obtained in HFSS environment and in ANN

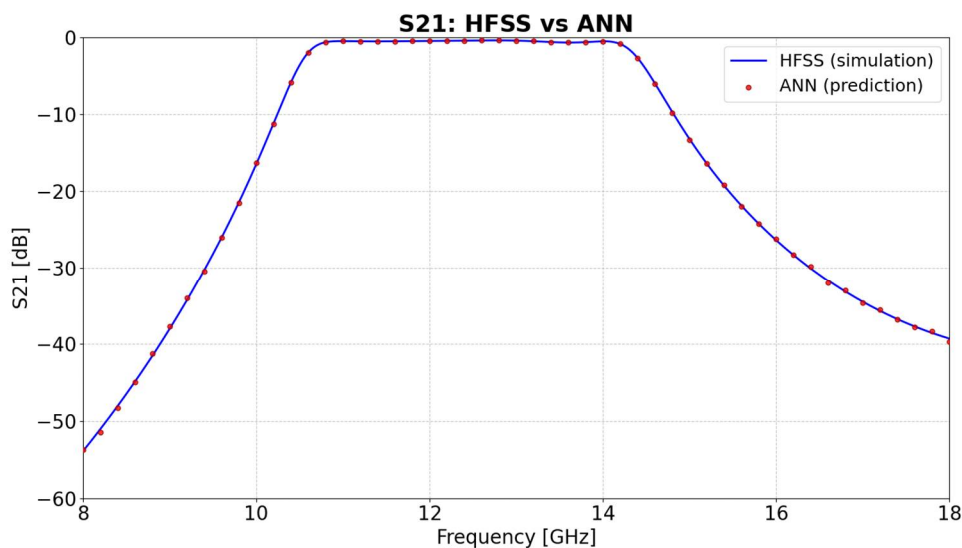


Рисунок 10 – Коэффициент передачи ПФ S_{21} для варианта 2, полученный в среде HFSS и в ИНС
Figure 10 – Transmission coefficients of BPF S_{21} for variant 2 obtained in HFSS environment and in ANN

Результаты подтверждают, что алгоритм сохраняет точность ($MAPE \approx 1\%$) при изменении конструктивных (входных) и электрических (выходных) параметров, с сокращением времени моделирования в 10 – 16 раз.

Заключение

Предложен подход к моделированию фильтров радиотехнических систем с использованием ИНС. Разработана нейросетевая модель для симуляции 5-резонаторного ПФ на СПЛ с центральной частотой 16 ГГц и шириной полосы пропускания по уровню -3 дБ 32 %. В качестве входных параметров модели выбраны геометрические размеры фильтра, а выходных – коэффициенты передачи S_{21} и отражения S_{11} .

База данных для обучения нейронной сети сформирована на основе результатов многовариантного моделирования в среде HFSS. Результаты валидации показали среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE) менее 3 %, что подтверждает точность предложенной нейросетевой модели, сравнимую с результатами расчетов «эталонными» электродинамическими симуляторами.

Ключевым преимуществом разработанной нейросетевой модели является значительное сокращение времени проектирования ПФ со средней абсолютной процентной ошибкой MAPE $\approx 1\%$: симуляция занимает около 30 секунд на стандартном персональном компьютере, в то время как аналогичный процесс в среде HFSS требует до 8 минут. Это позволяет ускорить многовариантный процесс оптимизации фильтров, снижая вычислительные затраты без потери точности.

Полученные результаты демонстрируют перспективность применения ИНС для моделирования ПФ, особенно в задачах, требующих быстрого анализа множества конструктивных вариантов. Моделирование дополнительных вариантов подтверждает масштабируемость разработанного алгоритма с MAPE $\approx 1\%$, что расширяет его применение к различным конструктивным типам фильтров на СПЛ. В дальнейших исследованиях планируется расширение нейросетевого моделирования на другие типы фильтров, учет нелинейных эффектов и интеграцию с системами автоматизированного проектирования для многовариантной оптимизации радиотехнических систем.

Библиографический список

1. **Hong J.S.** Microstrip filters for RF/microwave applications, 2nd Edition. John Wiley & Sons, New York. 2011. 635 p.
2. **Roshani S.** Design of a very compact and sharp bandpass diplexer with bended lines for GSM and LTE applications // AEU-International Journal of Electronics and Communications. 2019. Vol. 99. Pp. 354-360.
3. **Pozar D.M.** Microwave engineering, 4th Edition. John Wiley & Sons, New York. 2012. 752 p.
4. **Swanson D.G., Hoefler W.J.R.** Microwave circuit modeling using electromagnetic field simulation. Artech House Publ., Norwood, MA. 2003. 496 p.
5. **Narayana J., Krishna K., Reddy L.P., Subrahmanyam G.V., Sindhu M.** High dimensional modeling of microstrip hairpin band-pass filter using artificial neural networks // International Journal of Future Generation Communication and Networking. 2012. Vol. 5. No. 1. Pp. 1-14.
6. **Tomar G.S., Kushwah V.S., Saxena S.** Design of microstrip filters using neural network // IEEE The Second International Conference on Communication Software and Networks, Singapore. 2010. Pp. 568-572.
7. **Kushwah V.S., Sharma F.M., Tomar G.S.** Analysis and design of microstrip high pass filters using artificial neural network // International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications. 2011. Vol. 3. Pp. 347-354.
8. **Kushwah V.S., Tomar G.S., Bhadauria S.S.** Designing stepped impedance microstrip low-pass filters using artificial neural network at 1.8 GHz // IEEE International Conference on Communication Systems and Network Technologies. 2013. Pp. 11-16.
9. **Jamshid M.B., Lalbakhsh A., Mohamadzade B., Siahkamari H., Mousavi S.M.** A novel neural-based approach for design of microstrip filters // AEU-International Journal of Electronics and Communications. 2019. Vol. 110. Pp.1-12.
10. **Tomar G.S., Kushwah V.S., Bhadauria S.S.** Artificial neural network design of stub microstrip band-pass filters // Int. J. Ultra Wideband Communications and Systems. 2014. Vol. 3. No. 1. Pp. 38-49.
11. **Li X., Gao J., Yook J.G., Chen X.** Bandpass filter design by artificial neural network modeling // Asia-Pacific Microwave Conference Proceedings. 2005. Vol. 2. Pp. 713-716.
12. **Васильев Е.П., Лыу Т.Д.** Синтез эллиптических полосовых фильтров систем связи // Современные технологии в науке и образовании – СТНО-2023: сборник трудов VI Международного научно-технического форума: в 10 т. Рязань, 2023. Т. 6. С. 50-53.
13. **Hong J.S.** Microstrip filters for RF/microwave applications, 2nd Edition. John Wiley & Sons, New York. 2011. 635 p.
14. **Pozar D.M.** Microwave engineering, 4th Edition. John Wiley & Sons, New York. 2012. 752 p.

15. **Васильев Е.П., Лыу Т.Д.** Моделирование фильтров на связанных линиях // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2025. № 92. С. 3-12.

16. **Tomar G.S., Kushwah V.S., Saxena S.** Design of microstrip filters using neural network // IEEE The Second International Conference on Communication Software and Networks, Singapore. 2010. Pp. 568-572.

UDC 621.396.6

ALGORITHM FOR NEURAL NETWORK MODELING OF COUPLED-LINE FILTERS

T. D. Luu, post-graduate student, RSREU, Ryazan, Russia;
orcid.org/0000-0003-3347-1469, e-mail: dattlhp96@gmail.com

E. P. Vasiliev, Doctor in Technical Sciences, Professor, Department of Space technologies, RSREU, Ryazan, Russia;
orcid.org/0000-0003-2747-7012, e-mail: evasiliev48@mail.ru

*This paper discusses an algorithm for modeling coupled-stripline filters (CSL) using artificial neural networks (ANN). The approaches to modeling filters using ANNs are analyzed, focusing on various filter designs and frequency ranges. **The aim of this paper** is to develop an ANN-based algorithm for modeling and optimizing CSL filters, which significantly reduces design time compared to traditional electrodynamic simulators while maintaining high calculation accuracy.*

Input parameters of the model are filter dimensions and electrophysical parameters of substrate, and output parameters are transmission coefficients S_{21} and reflection coefficients S_{11} . Training database for a neural network model is generated using electrodynamic simulator. A 5-resonator bandpass filter (BPF) based on a coupled-line transistor with center frequency of 16 GHz and a -3 dB bandwidth of 32 % is considered. The developed neural network model demonstrates high accuracy in matching calculation results with electrodynamic simulators, while significantly reducing computational costs.

Keywords: simulation, coupled-line filter, artificial neural network, S-parameters.

DOI: 10.21667/1995-4565-2026-95-41-52

References

1. **Hong J.S.** Microstrip filters for RF/microwave applications, 2nd Edition. *John Wiley & Sons*. New York. 2011, 635 p.
2. **Roshani S.** Design of a very compact and sharp bandpass diplexer with bended lines for GSM and LTE applications. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*. 2019, vol. 99, pp. 354-360.
3. **Pozar D.M.** Microwave engineering, 4th Edition. *John Wiley & Sons*. New York. 2012, 752 p.
4. **Swanson D.G., Hofer W.J.R.** Microwave circuit modeling using electromagnetic field simulation. Artech House Publ., *Norwood, MA*. 2003, 496 p.
5. **Narayana J., Krishna K., Reddy L.P., Subrahmanyam G.V., Sindhu M.** High dimensional modeling of microstrip hairpin band-pass filter using artificial neural networks. *International Journal of Future Generation Communication and Networking*. 2012, vol. 5, no. 1, pp. 1-14.
6. **Tomar G.S., Kushwah V.S., Saxena S.** Design of microstrip filters using neural network. *IEEE The Second International Conference on Communication Software and Networks*. Singapore. 2010. Pp. 568-572.
7. **Kushwah V.S., Sharma F.M., Tomar G.S.** Analysis and design of microstrip high pass filters using artificial neural network. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*. 2011, vol. 3, pp. 347-354.
8. **Kushwah V.S., Tomar G.S., Bhadauria S.S.** Designing stepped impedance microstrip low-pass filters using artificial neural network at 1.8 GHz. *IEEE International Conference on Communication Systems and Network Technologies*. 2013, pp. 11-16.

9. **Jamshid M.B., Lalbakhsh A., Mohamadzade B., Siahkamari H., Mousavi S.M.** A novel neural-based approach for design of microstrip filters. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*. 2019, vol. 110, pp.1-12.
10. **Tomar G.S., Kushwah V.S., Bhadauria S.S.** Artificial neural network design of stub microstrip band-pass filters. *Int. J. Ultra Wideband Communications and Systems*. 2014, vol. 3, no. 1, pp. 38-49.
11. **Li X., Gao J., Yook J.G., Chen X.** Bandpass filter design by artificial neural network modeling. *Asia-Pacific Microwave Conference Proceedings*. 2005, vol. 2, pp. 713-716.
12. **Vasilev E.P., Luu T.D.** Sintez ellipticheskikh polosovykh filtrov sistem svyazi. *Sovremennye tekhnologii v nauke i obrazovanii – STNO-2023: sbornik trudov VI Mezhdunarodnogo nauchno-tekhnicheskogo foruma: v 10 t.* Ryazan, 2023, vol. 6, pp. 50-53. (in Russian).
13. **Hong J.S.** Microstrip filters for RF/microwave applications, 2nd Edition. *John Wiley & Sons*. New York. 2011, 635 p.
14. **Pozar D.M.** Microwave engineering, 4th Edition. *John Wiley & Sons*. New York, 2012, 752 p.
15. **Vasilyev E.P., Luu T.D.** Modelirovanie fil'trov na svyazannykh liniyakh. *Vestnik ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2025, no. 92, pp. 3-12. (in Russian).
16. **Tomar G.S., Kushwah V.S., Saxena S.** Design of microstrip filters using neural network. *IEEE The Second International Conference on Communication Software and Networks*. Singapore, 2010, pp. 568-572.