

Применение программно-аппаратного комплекса MATLAB для решения задачи обеспечения электромагнитной совместимости в сетях высокой плотности

Е. С. Багаев

*Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций
им. проф. М. А. Бонч-Бруевича
bagaeve13@yandex.ru*

Аннотация. Появление новых технологий, работающих в нелицензируемом диапазоне частот, усложняет задачу обеспечения приемлемого качества связи в сетях малого радиуса действия.

В статье рассматривается возможный метод улучшения электромагнитной обстановки в сетях высокой плотности с помощью программно-аппаратного комплекса MATLAB, а именно пакета расширения Neural Network Toolbox. Приведены основные параметры систем, представлены результаты моделирования.

Ключевые слова: электромагнитная обстановка, сети высокой плотности, машинное обучение

I. ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день одной из важнейших проблем в телекоммуникационных системах связи является обеспечение электромагнитной совместимости. Необходимость решения этой задачи обусловлена тем, что во многие сферы экономики, жизнедеятельности, производственных и технических процессов ускоренно включаются все новые и новые радиоэлектронные средства. Средства дальней и ближней связи, промышленное оборудование, микроэлектроника – все эти виды оборудования обладают повышенной чувствительностью к электромагнитным помехам [1].

Достижение электромагнитной совместимости – такого состояния, при котором радиоэлектронные средства, системы и приборы будут пригодны для использования по назначению в условиях «загрязненной» помехами среды, стало важным условием научно-технического прогресса. Наиболее распространенной, и в ту же очередь наиболее подверженной электромагнитным помехам группой устройств являются устройства, работающие в нелицензируемом диапазоне частот 2,4 ГГц и 5 ГГц. В этом диапазоне работают технологии, прочно вошедшие в нашу повседневную жизнь – Wi-Fi, Bluetooth. Они находят применение как в частном, так и в корпоративном сегменте.

В настоящее время для решения оптимизационной задачи возможно изменение некоторых параметров системы с целью изменения интерференционной картины, и, как следствие, улучшение электромагнитной

обстановки. В основном применяются методы, которые направлены на:

- изменение положения устройств в пространстве (в случае возможного перераспределения устройств на площади);
- определение и установка четких границ по времени работы радиоэлектронных средств;
- жесткое ограничение по занимаемой полосе частот;
- изменение параметров сигнала, излучаемым в основном стационарным приемопередающим устройством.

Наиболее перспективным на деле оказывается последний пункт, в котором к изменяемым параметрам относятся поляризационный разнос антенн, задержка при передаче, время вычисления на конечном устройстве, мощность излучаемого сигнала [2].

Изменение вышеперечисленных параметров направлено на достижение надлежащего использования ограниченных физических ресурсов для удовлетворения различных потребностей в трафике и повышения производительности системы. Методы управления ресурсами зачастую разрабатываются для статических сетей и систем связи и сильно зависят от начальной формулировки задачи. Однако характер трафика в большей части сетей имеет динамический характер, что приводит к частому изменению управляемыми ресурсами системы. Также, такие изменения могут происходить с небольшим интервалом по времени, что в свою очередь повышает требования к вычислительным ресурсам самого радиоэлектронного средства.

При большой концентрации устройств, традиционное управление ресурсами может быть оптимизировано за счет сбора актуальной информации о характеристиках излучаемого сигнала как на передающем, так и на приемном устройстве.

Постоянный мониторинг и прогнозирование интерференционной картины в высокоплотной сети наряду с управлением характеристиками сигнала позволяет добиться существенного выигрыша в задаче обеспечения электромагнитной совместимости.

II. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОПТИМИЗАЦИИ ЭЛЕКТРОМАГНИТНОЙ ОБСТАНОВКИ

Как было отмечено ранее, задача по оптимизации ЭМО имеет многоплановый характер. Необходимо обеспечить как постоянное наблюдение за интерференционной картиной, так и соответствующее динамическое изменение характеристик излучаемого сигнала. В дальнейшем рассматривается случай, когда такими характеристиками выступают уровень сигнала и частотный канал, на котором происходит вещание.

Наиболее подходящим вариантом, учитывающим заданные выше требования, является применение нейросетевого подхода. Нейронные сети – это очень производительный, а главное гибкий способ по реализации своевременного реагирования системы связи на изменяющуюся интерференционную картину. К одним из преимуществ нейронных сетей относится возможность максимально точной корректировки выходных значений по имеющимся на текущий момент данным. С течением времени нейронная сеть способна обработать и проанализировать все больше входных значений. Каждое такое значение в будущем будет использовано для принятия решения об уменьшении или увеличении уровня сигнала и возможном переносе частотного канала на менее загруженный.

На сегодняшний день выделяют множество алгоритмов управления мощностью с помощью нейросетей. Наиболее популярными являются:

- обучение с подкреплением;
- контролируемое обучение;
- трансферное обучение.

Данные алгоритмы объединяет то, что для обучения по ним нейросеть использует собранный в течение реального времени массив данных, и по ним принимается решение о дальнейшей реализации.

Применение нейросетей с такими алгоритмами находит решение уже сейчас, в современных комплексах по мониторингу корпоративной сети. К такому комплексу относится Cisco DNA Center. Искусственный интеллект, встроенный в это программное обеспечение, позволяет проводить наблюдение за конфигурацией, собирать телеметрию, определять перегруженные зоны и зоны с высоким уровнем помех [3].

Но большим недостатком при применении такого инструмента является то, что решение об изменении параметров сети, характеристик и количества точек доступа в конечном итоге остается за персоналом, обслуживающим конкретную сеть.

Наиболее выгодным с точки зрения экономии времени и ресурсов является подход, при котором нейронная сеть сама предпринимала бы действия для изменения характеристик. В таком случае удалось бы избежать трудоемкого анализа представленных нейросетью результатов расчета, а также исключить человеческий фактор.

Для реализации такого решения возможно создание собственной нейросети с использованием программно-аппаратного комплекса MATLAB.

III. ПРИМЕНЕНИЕ MATLAB ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ЭЛЕКТРОМАГНИТНОЙ СОВМЕСТИМОСТИ

Программно-аппаратный комплекс MATLAB имеет в своем арсенале очень удобный инструмент по созданию нейросети с необходимыми параметрами – Neural Network Toolbox.

Для решения поставленной задачи, необходимо определить начальные данные. В нашем случае это будет частотный канал Ch и уровень принимаемого от пользовательского устройства сигнала S. Важно понимать, что устройств в окружении может быть несколько, каждая такая точка доступа будет для исследуемой мешающей. Входные данные удобно представить в матричном виде. На рис. 1 представлен пример массива входных данных, созданный в программе Microsoft Excel.

№	Ch	S, дБм
1	5	-21
2	1	-16
3	1	-13
4	2	-50
5	5	-36
6	2	-33
7	4	-26
8	8	-14
9	5	-67
10	9	-48
11	5	-25
12	2	-50
13	5	-32
14	1	-60
15	10	-34
16	7	-60
17	11	-8
18	4	-52

Рис. 1. Пример массива входных данных

Далее вводим массив выходных данных. В нашем случае, это такие пары значений Ch и S, которые удовлетворяют условиям наиболее благоприятной ЭМО, т. е. обеспечивают оптимальный разнос по частотному каналу, и получаемое благодаря перераспределению каналов значение уровня принимаемого сигнала. Этот массив также создадим в Microsoft Excel.

Затем, в окне Neural Network Toolbox необходимо задать количество нейронов нашей нейросети. Нейрон – это простейшая вычислительная единица, которая рассчитывает значение и передает его к следующему нейрону. Чем больше это число, тем более объемными получаются вычисления, точность при этом повышается, но также увеличивается и время проведения операции. В нашем случае выберем 10 нейронов.

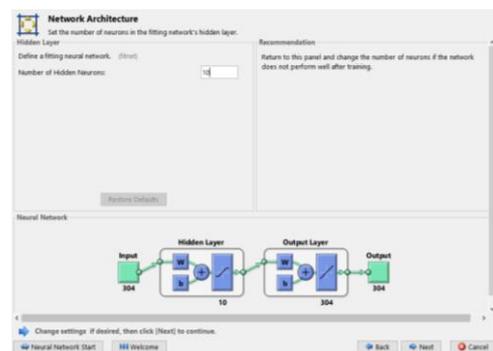


Рис. 2. Окно выбора количества нейронов

В следующем окне, после нажатия кнопки «Train», нам будут доступны гистограмма ошибок и график линейной регрессии. Они приведены на рис. 3.

Из графиков видно, что при количестве нейронов = 10, отличие тестового массива от вводного невелико, разница между подобранными нейросетью номерами частотных каналов при заданном уровне принимаемого сигнала лежит в пределах 0,3 единиц. При округлении в большую или меньшую сторону такой ошибкой можно

пренебречь, ведь при повторном вычислении новых значений нейросеть будет опираться, в том числе, и на полученные ранее, а значит, с каждой последующей итерацией величина ошибки будет уменьшаться. На втором графике наглядно представлена последовательность, по которой наша нейросеть вычисляет эти ошибки – последовательно аппроксимируя полученные значения и строя прямую линию (синяя, зеленая, красная, серая).

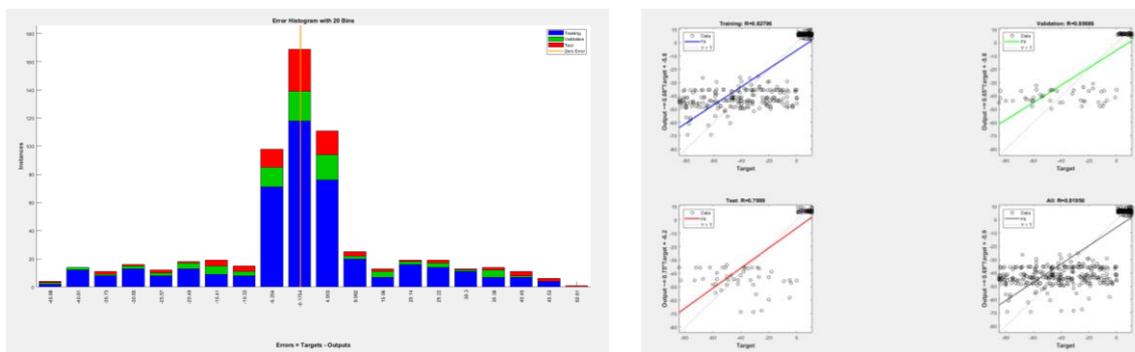


Рис. 3. Гистограмма ошибок и график линейной регрессии

Отличительной особенностью Neural Network Toolbox является то, что после окончания всех расчетов и представления всех результатов, программа дает нам возможность представить полученную нейросеть в виде кода на языке C/C++ [4]. На рисунке ниже представлена часть кода, который интерпретирует созданную нами нейросеть.

```
function [Y,Xt,Af] = myNeuralNetworkFunction(X,-)
%NEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Auto-generated by MATLAB, 25-Feb-2023 23:24:14.
%
% [Y] = myNeuralNetworkFunction(X,-) takes these arguments:
%
% X = lxTS cell, l inputs over TS timesteps
% Each X{i,ts} = qx2 matrix, input #i at timestep ts.
%
% and returns:
%
% Y = lxyTS cell of l outputs over TS timesteps.
% Each Y{i,ts} = qx2 matrix, output #i at timestep ts.
%
% where q is number of samples (or series) and TS is the number of timesteps.

%==== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====
% Input 1
n1_step1.koffset = [1;-5];
n1_step1.gain = [0.2;0.0235294117647059];
n1_step1.ymin = -1;

% Layer 1
b1 = [-14.016850302839932896;-40.974483343177631411;16.431716419149633879;-3.79737174018949597;-20.574284235862030746;14.605417604141047045
IW1_1 = [26.336338977061164002 17.296719477250521841;-5.1646139807787896307 -42.314323136513853214;-21.770875340332192849 -24.7678753172981
```

Рис. 4. Представление нейросети в виде кода C/C++

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итоги, можно сделать вывод о том, что применение нейросетей для решения задачи обеспечения электромагнитной совместимости в сетях высокой плотности позволяет добиться хороших результатов. В частности, с помощью программно-аппаратного комплекса MATLAB, удастся очень гибко выбрать входные параметры, установить необходимую

сложность и ресурсозатратность вычислений. Также, применение MATLAB для создания нейросети открывает новые возможности по внедрению созданного алгоритма в радиоэлектронные средства связи. Необходимо помнить, что применение искусственного интеллекта в системах связи требует хорошую вычислительную способность этих систем [5].

В дальнейшем планируется проведение испытаний созданной нейросети для решения задачи обеспечения ЭМС на тестовой системе связи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Электромагнитная совместимость радиоэлектронных средств : учеб. пособие / Н.А. Малков, А.П. Пудовкин. Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2007. 88 с.
- [2] Yaohua Sun, Mugen Peng, Senior Member, IEEE, Yangcheng Zhou, Yuzhe Huang, and Shiwen Mao. Application of Machine Learning in Wireless Networks: Key Techniques and Open Issues // IEEE Communications Surveys & Tutorials (Volume: 21, Issue: 4, Fourthquarter 2019)
- [3] Зачем Искусственный Интеллект при внедрении Wi-Fi 6? [Электронный ресурс] URL: <https://habr.com/ru/company/cisco/blog/500066/>. (Дата обращения 25.02.2023).
- [4] MatLab [Электронный ресурс] URL: <https://blog.skillfactory.ru/glossary/matlab>. (Дата обращения 26.02.2023).
- [5] Q. Mao, F. Hu and Q. Hao, "Deep Learning for Intelligent Wireless Networks: A Comprehensive Survey," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 20, no. 4, pp. 2595-2621, Fourthquarter 2018, doi:10.1109/COMST.2018.2846401.