

ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐIỆN – ĐIỆN TỬ



BÁO CÁO ĐỒ ÁN I

*Phương pháp kết hợp mạng nơ-ron nhân tạo
và thuật toán mô phỏng luyện kim trong tối ưu
ăng-ten vi dải băng rộng*

Giảng viên hướng dẫn: TS Đoàn Thị Ngọc Hiền

*Sinh viên thực hiện: Chu Quang Khải – 20210457
Trần Phương Anh – 20213811*

Hà Nội, tháng 06 năm 2024

LỜI NÓI ĐẦU

Hệ thống ăng-ten đóng vai trò quan trọng trong việc đáp ứng nhu cầu ngày càng tăng của xã hội hiện đại. Với sự phát triển của công nghệ, việc trao đổi thông tin, tiếp cận giải trí và cập nhật kiến thức đã trở thành một phần không thể thiếu trong cuộc sống hàng ngày. Mỗi hệ thống vô tuyến đều dựa vào ăng-ten để phát sóng hoặc thu tín hiệu. Chúng ta thường bắt gặp rất nhiều loại ăng-ten trong cuộc sống hàng ngày và ăng-ten vi dải là một trong những lựa chọn lý tưởng cho các ứng dụng di động và truyền thông không dây. Tuy nhiên, băng thông hẹp vốn có (1–2%) không đáp ứng được nhu cầu của các hệ thống truyền thông hiện đại và thiết bị di động đa chức năng. Nghiên cứu về ăng-ten cấu hình thấp, băng tần rộng đã được thúc đẩy bởi sự phát triển nhanh chóng của công nghệ truyền thông không dây tốc độ cao và nhu cầu về hiệu suất cao cho các ứng dụng di động. Thiết kế ăng-ten vi dải băng rộng và băng siêu rộng cũng ngày càng trở nên quan trọng.

Bài báo cáo này giới thiệu về một phương pháp thiết kế ăng-ten vi dải băng rộng sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN) cùng thuật toán mô phỏng luyện kim (Simulated Annealing – SA). ANN được sử dụng để mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa bộ thông số hình học với đáp ứng EM của ăng-ten. ANN được huấn luyện bởi tập dữ liệu lấy từ phần mềm HFSS. Thuật toán SA được dùng để mở rộng băng thông của ăng-ten vi dải với tần số trung tâm cho trước là 10 GHz. Một vài khe hở cũng được thêm vào ăng-ten để đạt được băng thông rộng. Kết quả cho thấy nhờ phương pháp kết hợp này, quá trình thiết kế ăng-ten vi dải băng rộng có thể tiết kiệm thời gian hơn, hiệu quả hơn.

LỜI CAM ĐOAN

Kính gửi cô Đoàn Thị Ngọc Hiền, nhóm em xin cam đoan rằng bài báo cáo Đồ án I “Phương pháp kết hợp giữa mạng nơ-ron nhân tạo thuật toán mô phỏng luyện kim trong tối ưu hóa ăng-ten vi dải băng rộng” hoàn toàn do nhóm tự thực hiện. Nhóm em cam đoan rằng nội dung trong báo cáo là chính xác, trung thực, khách quan cũng như tất cả các nguồn tài liệu tham khảo đều được ghi chú đầy đủ và chính xác.

Nhóm em xin chịu hoàn toàn trách nhiệm về nội dung trong báo cáo.

MỤC LỤC

LỜI NÓI ĐẦU	2
LỜI CAM ĐOAN	3
MỤC LỤC.....	4
DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT.....	6
DANH MỤC HÌNH VẼ.....	7
DANH MỤC BẢNG BIỂU	9
ĐẶT VẤN ĐỀ.....	10
CHƯƠNG 1: CƠ SỞ LÝ THUYẾT	11
1.1 Giới thiệu về ăng-ten vi dải.....	11
1.1.1 Tổng quan về ăng ten vi dải.....	11
1.1.2 Ưu điểm và nhược điểm của ăng-ten vi dải.....	11
1.1.3 Ứng dụng của ăng-ten vi dải.....	12
1.1.4 Cấu trúc của ăng-ten vi dải	12
1.1.5 Cơ chế bức xạ của ăng-ten vi dải.....	13
1.1.6 Các phương pháp cấp nguồn cho ăng-ten vi dải.....	14
1.2 Một số kỹ thuật tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng.....	16
1.2.1 Tối ưu hóa hình học	17
1.2.2 Điều chỉnh cấu trúc	19
1.2.3 Sử dụng các thuật toán tối ưu hóa	21
1.3 Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network).....	22
1.3.1 Tổng quan về ANN.....	22
1.3.2 Cấu trúc của ANN.....	22
1.3.3 Ngưỡng và trọng số	24
1.3.4 Hàm kích hoạt (Activation Function).....	25
1.3.5 Lan truyền ngược (Backpropagation).....	27
1.3.6 Hàm mất mát (Loss Function)	28
1.3.7 Thuật toán tối ưu (Optimization Algorithms).....	29

1.4 Thuật toán mô phỏng luyện kim (Simulated Annealing algorithm)	29
1.4.1 Thuật toán Tìm kiếm Cục bộ	30
1.4.2 Nguyên lý hoạt động của thuật toán SA	31
1.4.3 Các mô hình làm mát (Cooling Schedule)	31
CHƯƠNG 2: TỐI ƯU ĂNG-TEN VI DẢI BĂNG RỘNG DÙNG PHƯƠNG PHÁP KẾT HỢP GIỮA MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO (ANN) VÀ THUẬT TOÁN MÔ PHỎNG LUYỆN KIM (SA)	33
2.1 Thiết kế cấu trúc ăng-ten.....	35
2.2 Xây dựng ANN dự đoán đáp ứng EM của ăng-ten.....	36
2.2.1 Tạo tập dữ liệu huấn luyện	36
2.2.2 Xây dựng mô hình	37
2.2.3 Đánh giá mô hình	38
2.3 Áp dụng thuật toán SA mở rộng băng thông ăng-ten vi dải với tần số trung tâm cho trước	40
2.3.1 Xác định tần số trên và dưới của ăng-ten	40
2.3.2 Xây dựng hàm chi phí C.....	41
2.3.3 Lựa chọn mô hình làm mát.....	42
2.3.4 Xây dựng thuật toán SA	43
2.4 So sánh kết quả tính toán với kết quả mô phỏng trên HFSS	44
2.5 Ưu điểm của phương pháp kết hợp ANN với thuật toán SA trong tối ưu ăng- ten vi dải băng rộng	46
2.6 Nhược điểm của phương pháp kết hợp ANN với thuật toán SA trong tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng	47
KẾT LUẬN	48
TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	49

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

ANN	Artificial Neural Network
SA	Simulated Annealing
EM	Electromagnetic
TM10	Transverse Magnetic 10
HFSS	High-Frequency Structure Simulator
GA	Genetic Algorithm
PSO	Particle Swarm Optimization
FNN	Feedforward Neural Network
CNN	Convolutional Neural Network
MNN	Modular Neural Network
RNN	Recurrent Neural Network
ReLU	Rectified Linear Unit
MAE	Mean Absolute Error
MSE	Mean Squared Error
SGD	Stochastic Gradient Descent
SVM	Support Vector Machine

DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 1 – Hình dạng chủ yếu của ăng-ten vi dải.....	11
Hình 2 – Hình ảnh thiết kế 3D của một ăng-ten vi dải	12
Hình 3 – Hình ảnh thiết kế ăng-ten vi dải nhìn chiều cạnh	12
Hình 4 – Các dạng hình học thường thấy của tấm bức xạ	13
Hình 5 – Sự phân bố điện trường của từ trường ngang mode TM ₁₀ của ăng-ten vi dải hình chữ nhật	14
Hình 6 – Hình ảnh minh họa trường biên trong ăng-ten vi dải.....	14
Hình 7 – Cấp nguồn bằng dây truyền vi dải	15
Hình 8 – Cấp nguồn bằng cáp đồng trục.....	15
Hình 9 – Cấp nguồn bằng ghép khe.....	16
Hình 10 – Cấp nguồn bằng ghép gần.....	16
Hình 11 – Xu hướng băng thông của ăng-ten vi dải một lớp được cấp trực tiếp liên quan đến hằng số điện môi và độ dày của Substrate	18
Hình 12 – Ăng-ten vi dải ghép với các phần tử ký sinh ở lớp bức xạ thông qua các cạnh bức xạ (a); hoặc thông qua các cạnh không bức xạ (b)	19
Hình 13 – Ăng-ten vi dải ghép với bốn phần tử ký sinh ở lớp bức xạ thông qua các cạnh của tấm Patch	20
Hình 14 – Ăng-ten có rãnh đơn cực với ba khe hình dạng khác nhau: (a) khe thẳng; (b) khe chữ L; và (c) khe chữ T ngược	20
Hình 15 – Mối liên kết các lớp của ANN: lớp đầu vào, lớp ẩn, và lớp đầu ra	23
Hình 16– Cấu tạo của một nơ-ron nhân tạo	24
Hình 17 – Đồ thị biểu diễn hàm đồng nhất.....	26
Hình 18 – Đồ thị biểu diễn hàm sigmoid.....	26
Hình 19 – Đồ thị biểu diễn hàm ReLU	27
Hình 20– Sơ đồ khối của phương pháp kết hợp ANN với SA để tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng	34
Hình 21 – Cấu hình ăng-ten theo hướng: (a) nhìn từ trên xuống; (b) nhìn từ dưới lên; và (c) nhìn từ một bên.....	35
Hình 22 – Cấu trúc mô hình ANN	37
Hình 23 – Đồ thị biểu diễn sự thay đổi của loss và R^2 qua mỗi vòng lặp.....	39

Hình 24 – ANN dự đoán đồ thị S_{11} trên ba bộ kích thước trong tập kiểm tra.....	40
Hình 25 – Đồ thị biểu diễn sự thay đổi của nhiệt độ T qua mỗi vòng lặp	42
Hình 26 – Đồ thị biểu diễn sự thay đổi của chi phí C qua mỗi vòng lặp.....	44
Hình 27 – Đồ thị S_{11} của ăng-ten vi dải có bộ kích thước tìm được do ANN dự đoán và do HFSS mô phỏng.....	44
Hình 28 – Đồ thị bức xạ của ăng-ten có bộ kích thước tìm được khi chạy trên HFSS	46

DANH MỤC BẢNG BIỂU

Bảng 1 – Các thông số kích thước cố định của ăng-ten vi dải.....	36
Bảng 2 – Tập dữ liệu của ăng-ten vi dải	37
Bảng 3 – Giá trị của loss và R^2 sau 600 epoch.....	39
Bảng 4 – Kết quả băng thông ăng-ten vi dải có bộ kích thước tìm được do ANN dự đoán và do HFSS mô phỏng	45
Bảng 5 – Thời gian chạy của thuật toán SA truyền thống, phương pháp SVM và phương pháp kết hợp ANN với SA	45

ĐẶT VẤN ĐỀ

Hiện nay, với sự bùng nổ của các công nghệ như 5G, Internet vạn vật (IoT), trí tuệ nhân tạo, điện toán đám mây,... việc nghiên cứu và phát triển ăng-ten băng rộng đang thu hút được nhiều sự quan tâm do nhu cầu ngày càng tăng về truyền thông không dây tốc độ cao và dung lượng lớn. Ăng-ten băng rộng có thể truyền tải nhiều dữ liệu hơn trên cùng một dải tần số, truyền tín hiệu xa hơn so với các loại ăng-ten khác, giảm nhiễu và cải thiện chất lượng tín hiệu. Chúng đóng một vai trò quan trọng, không thể thiếu trong các hệ thống liên lạc hiện đại.

Thiết kế ăng-ten băng rộng bao gồm nhiều kỹ thuật khác nhau nhằm đạt được dải tần hoạt động như mong muốn và phát triển ăng-ten băng rộng cho các hệ thống truyền thông đa dạng, từ mạng không dây đến truyền thông vệ tinh. Nhìn chung, ăng-ten băng rộng tốn nhiều thời gian thiết kế và phức tạp hơn ăng-ten băng hẹp. Để tăng tốc độ thiết kế, một số phương pháp đã được đề xuất như sử dụng tham số nghiên cứu [1], áp dụng các thuật toán tối ưu hóa khác nhau [2], [3], và sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) [4], [5]... Khả năng tìm kiếm các giải pháp tối ưu trong không gian tìm kiếm phức tạp đã giúp ANN trở thành một công cụ mạnh mẽ trong việc tối ưu hóa và thiết kế các thiết bị điện tử nói chung, ăng-ten băng rộng nói riêng.

Trong bài báo cáo Đồ án này, dựa vào tài liệu tham khảo [6], mục tiêu đề tài là sử dụng ANN kết hợp với thuật toán mô phỏng luyện kim (SA) để thiết kế một ăng-ten vi dải băng rộng với tần số trung tâm cho trước là 10GHz. Bộ dữ liệu được sử dụng để huấn luyện ANN thu được từ mô phỏng trong Ansoft HFSS. ANN được đào tạo để có thể mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa đầu vào là các tham số hình học và đầu ra là tham số S_{11} của ăng-ten. Bên cạnh đó, ANN còn được gọi bằng thuật toán SA để tính hàm chi phí. Phương pháp kết hợp này có thể tăng tốc độ thiết kế của ăng-ten so với thuật toán tối ưu truyền thống do không đòi hỏi nhiều lần mô phỏng điện từ (EM).

Về nội dung của bài báo cáo gồm 2 chương:

Chương 1: Cơ sở lý thuyết: trình bày khái niệm cơ bản về ăng-ten vi dải băng rộng; các kỹ thuật tối ưu ăng-ten băng rộng truyền thống; tổng quan về ANN và SA.

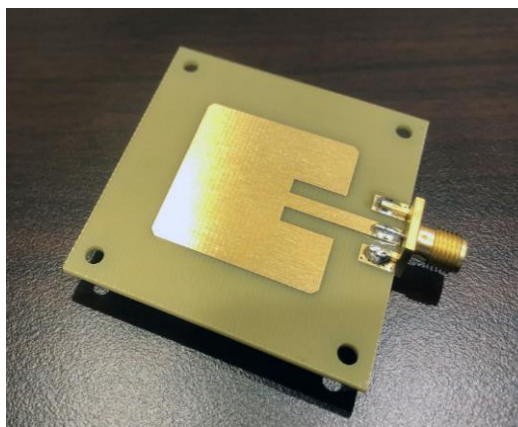
Chương 2: Tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng dùng phương pháp kết hợp giữa ANN và SA: thiết kế cấu trúc ăng-ten, mục tiêu thiết kế; xây dựng sơ đồ khối và cấu trúc, cơ chế hoạt động của ANN và SA; đánh giá, so sánh S_{11} , đồ thị bức xạ và băng thông giữa kết quả tính toán bằng phương pháp với kết quả mô phỏng bằng phần mềm Ansoft HFSS; rút ra kết luận đã và chưa làm được gì so với mục tiêu, ưu-nhược điểm của phương pháp này và hướng có thể phát triển.

CHƯƠNG 1: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

1.1 Giới thiệu về ăng-ten vi dải

1.1.1 Tổng quan về ăng-ten vi dải

Ăng-ten vi dải là một loại ăng-ten có cấu trúc đơn giản và chi phí chế tạo thấp, được phát triển và sử dụng rộng rãi từ những năm 1970. Ban đầu, các ăng-ten vi dải được ứng dụng chủ yếu trong các hệ thống không gian. Ngày nay, chúng đã trở nên phổ biến trong nhiều lĩnh vực khác nhau bao gồm các ứng dụng như truyền thông di động, hệ thống định vị và các thiết bị không dây.



Hình 1 – Hình dạng chủ yếu của ăng-ten vi dải

1.1.2 Ưu điểm và nhược điểm của ăng-ten vi dải

a) Ưu điểm

- Kích thước nhỏ gọn, trọng lượng nhẹ: Ăng-ten vi dải có cấu trúc phẳng, mỏng, giúp giảm kích thước và trọng lượng so với các loại ăng-ten khác. Điều này đặc biệt quan trọng trong các ứng dụng di động và không gian.
- Dễ dàng chế tạo và tích hợp: Ăng-ten vi dải có thể được chế tạo bằng các kỹ thuật in ấn mạch điện tử, giúp giảm chi phí sản xuất và dễ dàng tích hợp với các mạch điện tử khác trên cùng một chất nền.
- Đa dạng về thiết kế: Ăng-ten vi dải có thể được thiết kế với nhiều hình dạng và cấu trúc khác nhau, đáp ứng các yêu cầu về băng thông, hướng bức xạ, độ lợi,...
- Chi phí thấp: Do cấu trúc đơn giản và kỹ thuật chế tạo dễ dàng, chi phí sản xuất ăng-ten vi dải thường thấp hơn so với các loại ăng-ten khác.

b) Nhược điểm

- Băng thông hẹp: Ăng-ten vi dải cơ bản thường có băng thông hẹp, giới hạn khả năng hoạt động trong một dải tần số nhỏ.
- Hiệu suất thấp: Do tổn hao trên lớp điện môi và kim loại dẫn điện, hiệu suất bức xạ của ăng-ten vi dải thường thấp hơn so với các loại ăng-ten khác.

- Độ lợi thấp: Do kích thước nhỏ, độ lợi của ăng-ten vi dải thường thấp hơn so với các loại ăng-ten lớn hơn.
- Độ tinh khiết phân cực kém và hiệu suất quét kém: Điều này ảnh hưởng đến chất lượng tín hiệu và khả năng sử dụng trong các hệ thống yêu cầu tính chính xác cao.

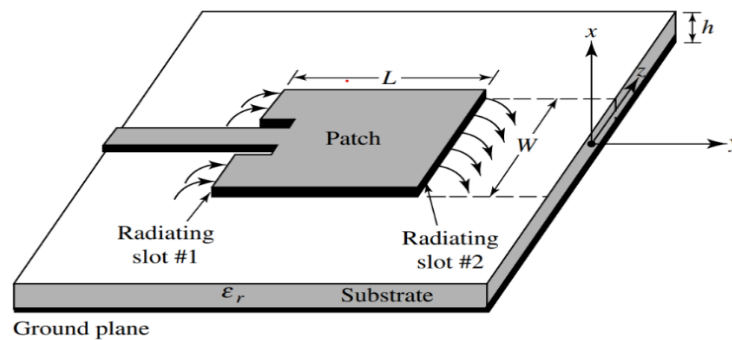
1.1.3 Ứng dụng của ăng-ten vi dải

Ăng-ten vi dải được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực khác nhau, bao gồm:

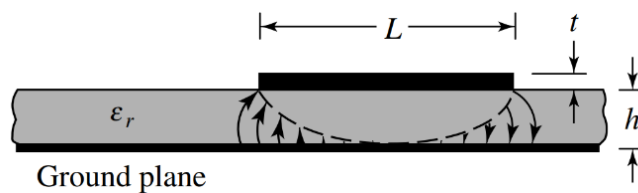
- Hệ thống không gian: Vệ tinh, tàu vũ trụ, và tên lửa.
- Truyền thông di động: Điện thoại di động, hệ thống định vị và các thiết bị không dây.
- Ứng dụng quân sự và an ninh: Hệ thống ra-da, hệ thống thông tin liên lạc và các thiết bị giám sát.

1.1.4 Cấu trúc của ăng-ten vi dải

Hình bên dưới minh họa cấu trúc cơ bản của một ăng-ten vi dải bao gồm: tấm bức xạ (Patch), lớp điện môi (Substrate) và mặt phẳng đất (Ground Plane).



Hình 2 – Hình ảnh thiết kế 3D của một ăng-ten vi dải [7]

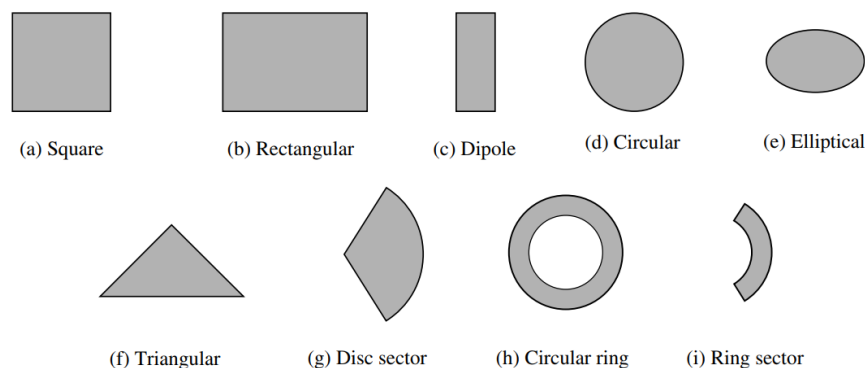


Hình 3 – Hình ảnh thiết kế ăng-ten vi dải nhìn chiều cạnh [7]

a) Tấm bức xạ (Patch):

Đây là phần tử bức xạ chính của ăng-ten. Tấm bức xạ thường có dạng hình học đơn giản như hình vuông, hình chữ nhật, hình tròn, hoặc hình elip, lưỡng cực (dipole) nhưng cũng có thể có hình dạng phức tạp hơn. Độ dày của tấm kim loại rất nhỏ so với bước sóng hoạt động ($t \ll \lambda_0$, với λ_0 là bước sóng hoạt động).

Tấm bức xạ được thiết kế để hướng bức xạ cực đại của nó vuông góc với bề mặt tấm bức xạ, hay còn gọi là bức xạ chính diện. Điều này được thực hiện bằng cách lựa chọn chế độ trường (mode) kích thích dưới tấm bức xạ một cách thích hợp. Đối với tấm bức xạ hình chữ nhật, chiều dài L của nó thường nằm trong khoảng $\lambda_0/3 < L < \lambda_0/2$.



Hình 4 – Các dạng hình học thường thấy của tấm bức xạ [7]

b) Lớp điện môi (Substrate):

Đây là lớp vật liệu cách điện đặt giữa tấm kim loại và mặt phẳng đất. Lớp điện môi có độ dày nhỏ hơn nhiều so với bước sóng ($h \ll \lambda_0$, thường là $0.003 \lambda_0 \leq h \leq 0.05 \lambda_0$) và hằng số điện môi nằm trong khoảng $2.2 \leq \epsilon_r \leq 12$. Lớp điện môi có vai trò quan trọng trong việc xác định các đặc tính bức xạ của ăng-ten như băng thông, hiệu suất và hướng bức xạ.

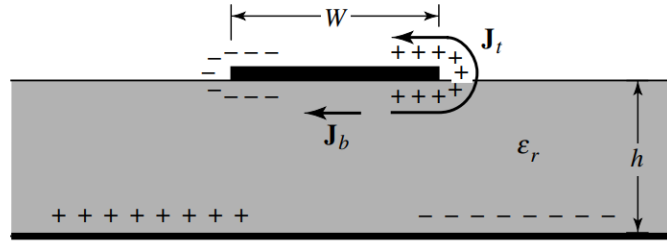
Lớp điện môi có thể được làm từ nhiều loại vật liệu khác nhau, mỗi loại có ưu điểm và nhược điểm riêng:

- Lớp điện môi với hằng số điện môi thấp: Hiệu suất cao, băng thông rộng, trường điện từ lỏng lẻo, nhưng kích thước phần tử lớn.
- Lớp điện môi với hằng số điện môi cao: Kích thước phần tử nhỏ, phù hợp tích hợp với mạch vi sóng, nhưng hiệu suất thấp và băng thông hẹp.

Việc lựa chọn chất nền phụ thuộc vào yêu cầu cụ thể của ứng dụng, thường là sự cân bằng giữa hiệu suất ăng-ten và thiết kế mạch.

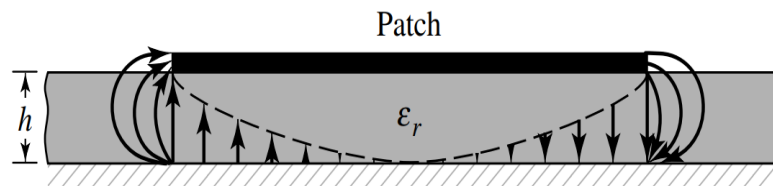
1.1.5 Cơ chế bức xạ của ăng-ten vi dải

Sự bức xạ của ăng-ten vi dải được xác định bởi sự phân bố trường giữa miếng vá kim loại và mặt phẳng đất. Điều này cũng có thể được mô tả như sự phân bố dòng điện trên bề mặt miếng vá kim loại. Khi miếng vá kim loại được tiếp điện, sẽ có sự phân bố điện tích lên mặt trên và mặt dưới của miếng vá kim loại và mặt phẳng đất. Sự phân bố điện trường của từ trường ngang mode TM₁₀ của các ăng-ten vi dải hình chữ nhật được chỉ ra trong hình dưới đây.



Hình 5 – Sự phân bố điện trường của từ trường ngang mode TM_{10} của ăng-ten vi dải hình chữ nhật [7]

Lực đẩy giữa các điện tích ở bề mặt dưới của tấm vá kim loại khiến một số điện tích di chuyển lên mặt trên, tạo ra mật độ dòng điện J_b (dưới) và J_s (trên). Do tấm vá mỏng (tỉ số h/W nhỏ), lực hút giữa các điện tích trái dấu chiếm ưu thế, tập trung phần lớn điện tích và dòng điện ở mặt dưới. Tuy nhiên, lực đẩy giữa các điện tích dương gây ra mật độ điện tích cao ở mép tấm vá, tạo ra trường biên mạnh, chịu trách nhiệm bức xạ năng lượng.



Hình 6 – Hình ảnh minh họa trường biên trong ăng-ten vi dải [7]

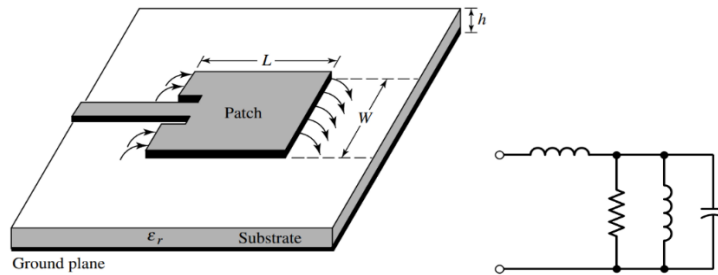
Hình trên minh họa trường biên trong ăng-ten vi dải, với điện trường gần như không đổi theo chiều rộng W và đảo pha theo chiều dài L (thường bằng nửa bước sóng). Ăng-ten vi dải hình chữ nhật tương đương hai khe bức xạ song song cách nhau L . Trường biên từ hai khe này triệt tiêu lẫn nhau dọc theo biên khi chúng có cùng biên độ và lệch pha 180° .

1.1.6 Các phương pháp cấp nguồn cho ăng-ten vi dải

Có nhiều phương pháp được sử dụng để cấp nguồn cho ăng-ten vi dải. Bốn phương pháp phổ biến nhất là cấp bằng dây truyền vi dải, đầu dò đồng trục, ghép khe và ghép gần.

a) Dây truyền vi dải (Microstrip Line Feed):

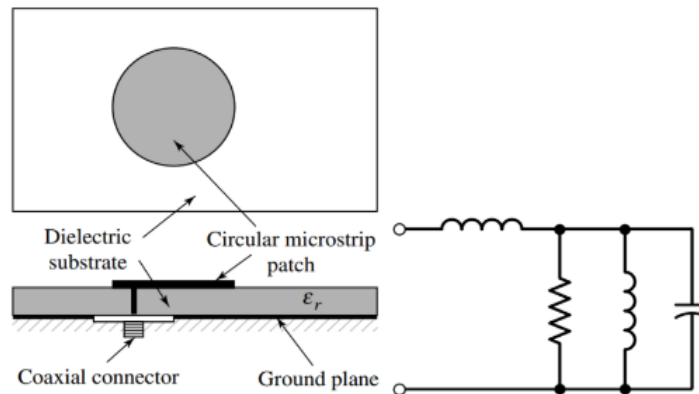
- Dây truyền vi dải cũng là một dải dẫn, thường có bề rộng nhỏ hơn nhiều so với bản vá.
- Cấp nguồn bằng dây truyền vi dải dễ chế tạo, dễ dàng điều chỉnh bằng cách kiểm soát vị trí đặt vào và khá đơn giản để mô hình hóa.
- Tuy nhiên, khi độ dày của chất nền tăng, sóng bề mặt và bức xạ cấp nguồn không mong muốn tăng lên, dẫn đến giới hạn băng thông (thường từ 2–5%).



Hình 7 – Cấp nguồn bằng dây truyền vi dải [7]

b) Cấp nguồn bằng cáp đồng trục (Coaxial Probe Feed):

- Trong phương pháp này, dây dẫn trong của cáp đồng trục được gắn vào bản vá bức xạ, trong khi dây dẫn ngoài được kết nối với mặt phẳng đất.
- Cáp đồng trục dễ chế tạo và điều chỉnh, có bức xạ không mong muốn thấp.
- Tuy nhiên, nó cũng có băng thông hẹp và khó mô hình hóa hơn, đặc biệt với các chất nền dày ($h > 0.02\lambda_0$).

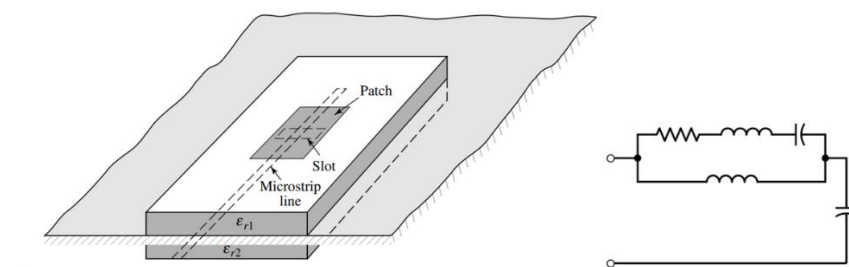


Hình 8 – Cấp nguồn bằng cáp đồng trục [7]

c) Ghép khe (Aperture Coupling):

- Ghép khe là phương pháp khó chế tạo nhất trong bốn phương pháp và cũng có băng thông hẹp. Tuy nhiên, nó dễ mô hình hóa hơn một chút và có bức xạ không mong muốn vừa phải.
- Phương pháp ghép khe gồm hai chất nền được ngăn cách bởi một mặt phẳng đất. Ở mặt dưới của chất nền dưới có một dây truyền vi dải mà năng lượng của nó được ghép vào bản vá thông qua một khe trên mặt phẳng đất ngăn cách hai chất nền.
- Cấu hình này cho phép tối ưu hóa độc lập cơ chế cấp nguồn và phần tử bức xạ. Thông thường, vật liệu điện môi cao được sử dụng cho chất nền dưới và vật liệu có hằng số điện môi thấp dày được sử dụng cho chất nền trên.
- Mặt phẳng đất giữa các chất nền cũng cách ly nguồn cấp khỏi phần tử bức xạ và giảm thiểu nhiễu bức xạ không mong muốn cho việc hình thành mẫu và độ tinh khiết của phân cực.
- Đối với thiết kế này, các thông số điện của chất nền, bề rộng dây truyền cấp nguồn, kích thước và vị trí của khe có thể được sử dụng để tối ưu hóa thiết kế. Thường

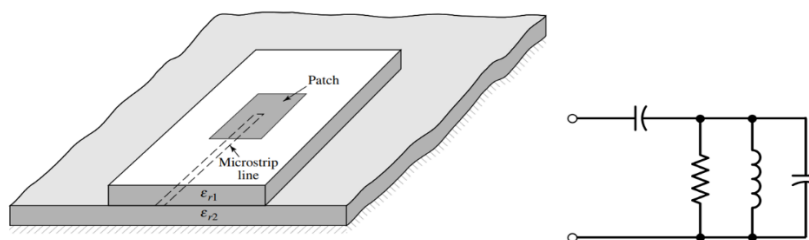
thì việc điều chỉnh được thực hiện bằng cách kiểm soát bề rộng của dây truyền cấp nguồn và chiều dài của khe.



Hình 9 – Cấp nguồn bằng ghép khe [7]

d) Ghép gần (Proximity Coupling):

- Trong bốn phương pháp cấp nguồn, ghép gần có băng thông lớn nhất (có thể lên tới 13%), dễ mô hình hóa và có bức xạ không mong muốn thấp. Tuy nhiên, chế tạo phương pháp này phức tạp hơn.
- Chiều dài của phần cấp nguồn và tỉ lệ chiều rộng/dài của tấm Patch có thể được sử dụng để điều chỉnh độ phù hợp.



Hình 10 – Cấp nguồn bằng ghép gần [7]

Tóm lại, mỗi phương pháp cấp nguồn có những ưu điểm và nhược điểm riêng, và lựa chọn phương pháp nào sẽ phụ thuộc vào yêu cầu cụ thể của ứng dụng cũng như các hạn chế về thiết kế và chế tạo.

1.2 Một số kỹ thuật tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng

Ăng-ten vi dải, với cấu trúc đơn giản và kích thước nhỏ gọn, là lựa chọn lý tưởng cho các ứng dụng di động và truyền thông không dây. Tuy nhiên, băng thông hẹp vốn có (1–2%) lại không đáp ứng được yêu cầu ngày càng cao về băng thông rộng trong các hệ thống truyền thông hiện đại và thiết bị di động đa chức năng. Sự phát triển nhanh chóng của công nghệ truyền thông không dây tốc độ cao và nhu cầu về hiệu suất cao trong các ứng dụng di động đã thúc đẩy nghiên cứu về ăng-ten cấu hình thấp, băng tần rộng. Trong những năm gần đây, nhiều phương pháp đã được đề xuất để mở rộng băng thông của ăng-ten vi dải, nhằm đáp ứng nhu cầu băng thông rộng và tích hợp nhiều ứng dụng trên cùng một thiết bị. Xu hướng thiết kế ăng-ten vi dải

băng rộng và băng siêu rộng đang trở nên quan trọng hơn bao giờ hết. Phần này sẽ tập trung vào một số phương pháp tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng.

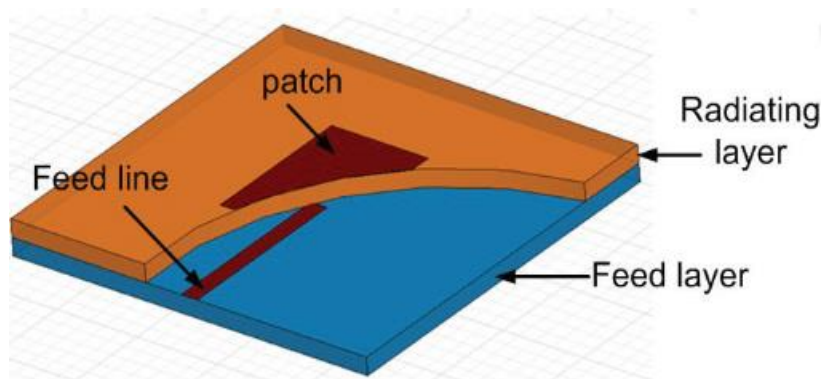
1.2.1 Tối ưu hóa hình học

Hình dạng và kích thước của tấm patch ăng ten đóng vai trò quan trọng trong việc xác định các thông số quan trọng của ăng ten như tần số cộng hưởng, băng thông và đặc tính bức xạ. Tấm Patch có thể có nhiều hình dạng khác nhau như hình chữ nhật, hình tròn, hình tam giác, hoặc các hình dạng phức tạp hơn. Việc lựa chọn hình dạng và kích thước miếng dán phù hợp sẽ giúp điều chỉnh tần số cộng hưởng, mở rộng băng thông và tạo ra đặc tính bức xạ mong muốn.

Bên cạnh đó, vị trí đặt đường cấp nguồn cũng ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của ăng ten vi dải. Dưới đây là 2 ví dụ kỹ thuật cấp nguồn

a) Nguồn cấp dữ liệu ghép gần

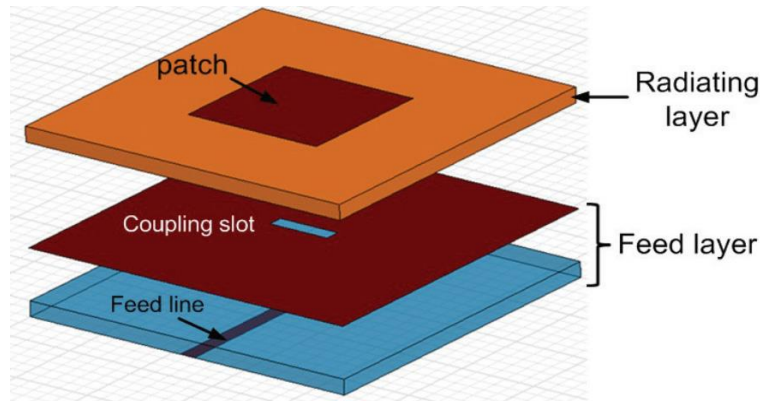
Tấm Patch ở lớp bức xạ phía trên được kích thích bởi một Feed Line có đầu mở được in trên lớp cấp liệu phía dưới. Có thể thấy không có sự liên hệ trực tiếp giữa Feed Line với tấm Patch. Vì vậy, các trường được ghép nối với Patch thông qua đầu mở của Feed Line. Việc điều chỉnh vị trí của đầu mở so với Patch có thể đạt được sự ghép nối thích hợp giữa chúng dẫn đến mở rộng băng thông ăng-ten. Bằng cách này, băng thông có thể thu được là 10%. [8]



Hình 11 – Cấu trúc liên kết của nguồn cấp liệu ghép gần [8]

b) Nguồn cấp dữ liệu ghép khẩu độ

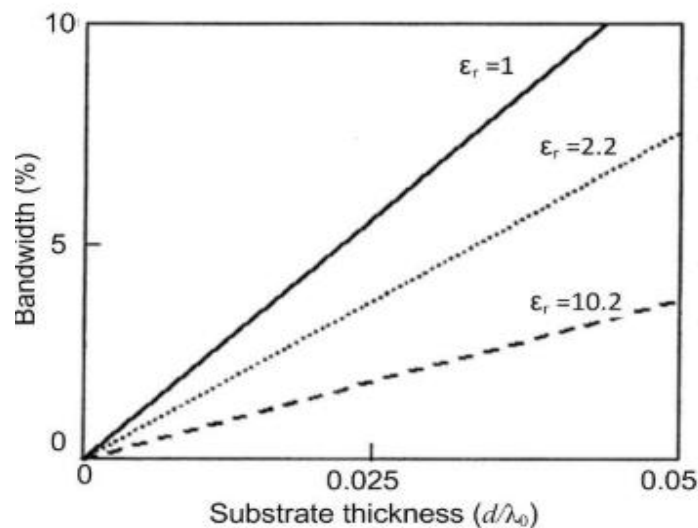
Tấm Patch ở lớp bức xạ phía trên được kích thích bởi một Feed Line được in ở lớp cấp liệu phía dưới thông qua một khẩu độ (khe) được khắc ở mặt phẳng nền của lớp bức xạ.



Hình 12 – Thiết kế 3D của ăng-ten vi dải có nguồn cấp liệu ghép khâu độ [8]

Trong cấu trúc này, hai cộng hưởng được cung cấp, một cộng hưởng theo miếng và một cộng hưởng theo khe. Nếu hai bộ bức xạ này được ghép nối đúng cách thì hai cộng hưởng tương đương sẽ trở nên gần nhau dẫn đến mở rộng băng thông ăng-ten. Có thể đạt được sự ghép nối thích hợp giữa khe và tấm Patch bằng cách điều chỉnh kích thước của khe. Bằng cách này, băng thông có thể đạt được ở mức 20–30%. [8]

Một yếu tố quan trọng khác cần xem xét trong quá trình tối ưu hóa hình học là vật liệu lớp Substrate. Lớp Substrate là lớp vật liệu điện môi nằm bên dưới miếng dán ăng-ten và có tác động trực tiếp đến bước sóng hiệu dụng và băng thông của ăng-ten. Độ dày và hằng số điện môi của nó ảnh hưởng đến cách sóng điện từ lan truyền trong ăng-ten. Hai quy trình có thể được áp dụng để cải thiện băng thông của ăng-ten và vi dải cấp nguồn trực tiếp một lớp. Một là tăng độ dày lớp Substrate và hai là giảm hằng số điện môi của nó ($\epsilon_r \approx 1$). Điều này cũng có thể được quan sát trong Hình 11.



Hình 11 – Xu hướng băng thông của ăng-ten vi dải một lớp được cấp trực tiếp liên quan đến hằng số điện môi và độ dày của Substrate [9]

Khi tăng độ dày của Substrate, kích thước khâu độ của ăng-ten tăng làm cho việc phối hợp trở kháng dễ dàng hơn, từ đó mở rộng băng thông. Mặt khác, khi giảm hằng

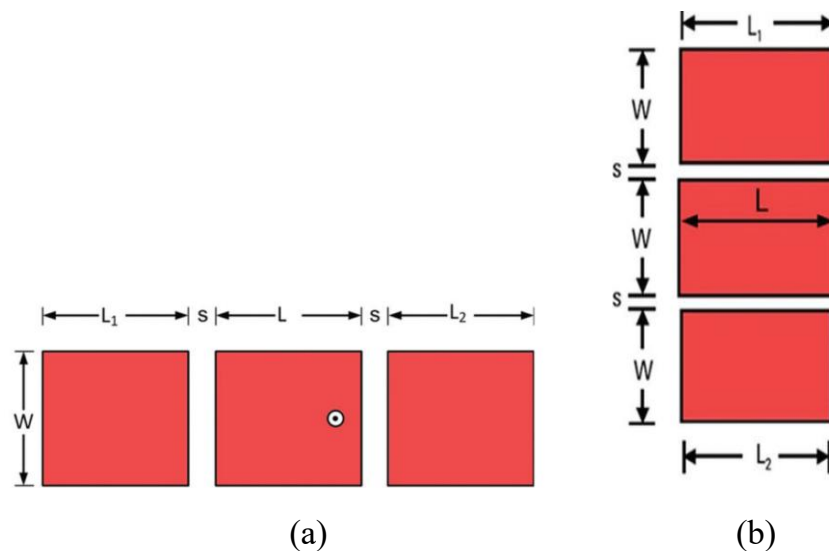
số điện môi của Substrate, hệ số phản xạ ở khẩu độ ăng-ten giảm xuống, giúp việc phối hợp trở kháng dễ dàng hơn, mang lại băng thông rộng hơn cho ăng-ten. Tuy nhiên, khi đó, kích thước Patch sẽ nhỏ hơn, làm cho độ lợi thấp hơn.

1.2.2 Điều chỉnh cấu trúc

Việc điều chỉnh cấu trúc ăng ten vi dải là một phương pháp hiệu quả để mở rộng băng thông và cải thiện đặc tính bức xạ. Một trong những kỹ thuật phổ biến là sử dụng các phần tử ký sinh như phần tử dẫn hướng hoặc phần tử phản xạ. Bằng cách đưa các miếng vá ký sinh được ghép theo chiều ngang với tấm Patch, băng thông tổng thể của ăng-ten có thể tăng nếu tần số cộng hưởng của các phần tử được ghép hơi khác so với của tấm Patch vì đáp ứng tần số tổng thể là sự chồng chất của các đáp ứng tần số của các miếng vá riêng lẻ.

a) Ghép nối qua các cạnh bức xạ

Trong Hình 14(a), một ăng-ten vi dải sử dụng hai phần tử ký sinh không bằng nhau ở lớp bức xạ. Tấm Patch được cung cấp bởi một đầu dò và hai bên là hai miếng vá ký sinh. Chúng được ghép với nhau thông qua các cạnh bức xạ của tấm Patch. Kích thước của các miếng vá khá khác nhau tạo ra ba cộng hưởng hơi khác nhau. Sự ghép nối giữa các miếng vá có thể được điều chỉnh bằng khoảng cách giữa chúng để điều khiển sự phối hợp trở kháng của ăng-ten. Bằng kỹ thuật này có thể đạt được băng thông ở mức 20%. [8]



Hình 12 – Ăng-ten vi dải ghép với các phần tử ký sinh ở lớp bức xạ thông qua các cạnh bức xạ (a); hoặc thông qua các cạnh không bức xạ (b) [8]

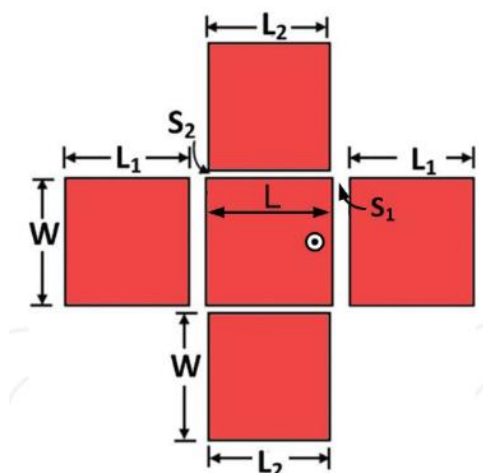
b) Ghép nối qua các cạnh không bức xạ

Trong phương pháp này, trong Hình 14(b), hai phần tử ký sinh không đồng đều được đặt ở cả hai phía của tấm Patch nhưng thông qua các cạnh không bức xạ của tấm Patch. Do các trường không đồng nhất ở các cạnh không bức xạ nên sự ghép nối giữa Patch và

các phần tử ký sinh yếu hơn so với trường hợp ghép nối thông qua các cạnh bức xạ. Vì vậy, khoảng cách giữa chúng phải nhỏ hơn so với khoảng cách trong trường hợp trước. Bằng kỹ thuật này, băng thông có thể đạt được ở mức 20%. [8]

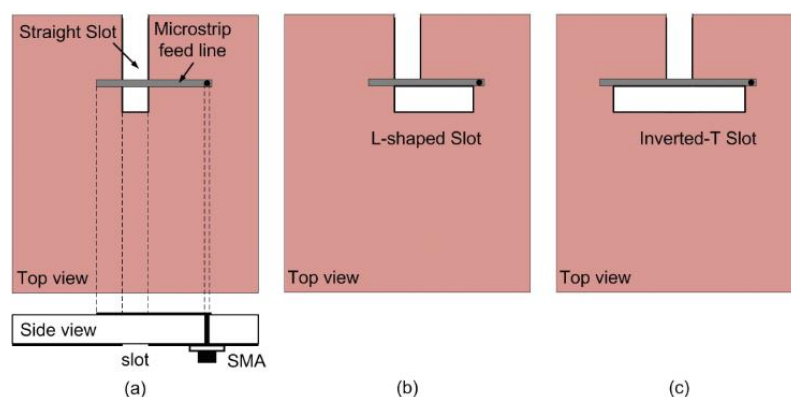
c) Ghép nối qua bốn cạnh

Bằng cách kết hợp hai quy trình trước đó, tức là đặt bốn miếng vá xung quanh tâm Patch như Hình 15 có thể đạt được mức băng thông rộng. Trong tài liệu tham khảo [8], băng thông đạt được 18.2% bằng phương pháp này.



Hình 13 – Ăng-ten vi dải ghép với bốn phần tử ký sinh ở lớp bức xạ thông qua các cạnh của tâm Patch [8]

Ngoài ra, chúng ta còn có thể điều chỉnh cấu trúc bằng cách thêm các khe hở trên tấm Patch. Trong tài liệu tham khảo [10], một ăng-ten có rãnh đơn cực vi dải được giới thiệu và hiệu suất của nó khi sử dụng ba khe hình dạng khác nhau (thẳng, L và T ngược) đã được nghiên cứu và cho thấy rằng bằng cách sử dụng cấu hình một lớp này, một phạm vi rộng băng thông trở kháng có thể đạt được hơn 80%.



Hình 14 – Ăng-ten có rãnh đơn cực với ba khe hình dạng khác nhau: (a) khe thẳng; (b) khe chữ L; và (c) khe chữ T ngược [8]

Trong Hình 14, cấu hình ăng-ten cho ba hình dạng khe khác nhau được hiển thị. Như được mô tả, nó là cấu trúc một lớp trong đó khe được ghép nối điện từ với Feed Line. Sự hiện diện của một khe tạo ra các cộng hưởng bổ sung có thể kết hợp tốt với cộng hưởng của tấm Patch dẫn đến tăng cường băng thông ăng-ten. Băng thông đối với ăng-ten khe thẳng, khe chữ L và khe chữ T ngược đo được lần lượt là khoảng 60%, 84% và 80%. [10]

Trong trường hợp các khe chữ L và chữ T ngược, hai nhánh trực giao của khe hoạt động như hai bộ cộng hưởng riêng biệt được ghép chính xác với nhau cùng tấm Patch tạo ra bốn cộng hưởng được ghép tốt dẫn đến tăng cường đáng kể băng thông. [8]

1.2.3 Sử dụng các thuật toán tối ưu hóa

Các thuật toán tối ưu hóa đóng vai trò quan trọng trong quá trình tối ưu hóa ăng-ten. Các thuật toán này cho phép tự động tìm kiếm và đánh giá một lượng lớn các giải pháp thiết kế khác nhau để xác định giải pháp tối ưu đáp ứng các yêu cầu cụ thể về hiệu suất, kích thước và chi phí. Nhờ đó, quá trình thiết kế ăng-ten trở nên hiệu quả hơn, tiết kiệm thời gian và công sức, đồng thời mở ra khả năng khám phá những cấu hình ăng-ten mới với hiệu suất vượt trội.

- Thuật toán Di truyền (Genetic Algorithm - GA):

Lấy cảm hứng từ quá trình tiến hóa tự nhiên, GA xem các giải pháp thiết kế ăng-ten như là các "cá thể" trong một "quần thể". Mỗi cá thể được biểu diễn bằng một bộ nhiễm sắc thể (chromosome), chứa đựng thông tin về các thông số thiết kế của ăng-ten như hình dạng, kích thước, vật liệu và vị trí đặt đường cấp nguồn.

Quá trình tối ưu hóa bắt đầu bằng việc tạo ra một quần thể ban đầu gồm các cá thể ngẫu nhiên. Sau đó, các cá thể này sẽ trải qua các quá trình "chọn lọc", "lai ghép" và "đột biến". Trong quá trình chọn lọc, các cá thể có hiệu suất tốt hơn (được đánh giá dựa trên một hàm mục tiêu định trước) sẽ có cơ hội cao hơn được chọn để tạo ra thế hệ tiếp theo. Quá trình lai ghép kết hợp các đặc điểm của hai cá thể cha mẹ để tạo ra con cái mới, trong khi quá trình đột biến tạo ra những thay đổi ngẫu nhiên trong nhiễm sắc thể của cá thể, giúp tăng tính đa dạng của quần thể.

Quá trình này được lặp đi lặp lại qua nhiều thế hệ, với mỗi thế hệ mới có khả năng chứa đựng các giải pháp tốt hơn so với thế hệ trước. Quá trình kết thúc khi tìm ra giải pháp tối ưu hoặc đạt được một tiêu chí dừng nào đó, ví dụ như số lượng thế hệ tối đa hoặc độ cải thiện của hàm mục tiêu không còn đáng kể.

GA đặc biệt hữu ích khi không gian thiết kế lớn và phức tạp, đòi hỏi khả năng tìm kiếm toàn cục mạnh mẽ. Tuy nhiên, GA cũng có một số hạn chế như thời gian tính toán có thể kéo dài và yêu cầu một hàm mục tiêu được định nghĩa rõ ràng.

- Thuật toán Bầy đàn (Particle Swarm Optimization - PSO)

PSO là một thuật toán tối ưu hóa khác lấy cảm hứng từ tự nhiên, cụ thể là từ hành vi của đàn chim hoặc đàn cá. Trong PSO, các "cá thể" (tương ứng với các giải pháp thiết kế ăng-ten) di chuyển trong không gian thiết kế để tìm kiếm giải pháp tối ưu. Mỗi cá thể sẽ có một "vị trí" (tương ứng với một bộ thông số thiết kế) và một "vận tốc".

Quá trình tối ưu hóa bắt đầu bằng việc khởi tạo một bầy cá thể với các vị trí và vận tốc ngẫu nhiên. Sau đó, các cá thể sẽ di chuyển trong không gian thiết kế, cập nhật vị trí và vận tốc của mình dựa trên kinh nghiệm của chính chúng (vị trí tốt nhất mà chúng đã tìm thấy) và của các cá thể khác trong đàn (vị trí tốt nhất mà cả đàn đã tìm thấy).

Quá trình này được lặp đi lặp lại cho đến khi tất cả các cá thể hội tụ về một giải pháp tối ưu. PSO có ưu điểm là đơn giản, dễ thực hiện và có khả năng tìm kiếm toàn cục tốt. Tuy nhiên, PSO cũng có thể gặp khó khăn khi không gian thiết kế có nhiều cực tiểu cục bộ.

Ở trong đề tài này, chúng ta sẽ sử dụng các thuật toán tối ưu hóa đó là mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network) kết hợp với thuật toán mô phỏng luyện kim (Simulated Annealing). Ngoài ra, để giúp mở rộng băng thông của ăng-ten vi dải, chúng ta kết hợp thêm điều chỉnh cấu trúc bằng cách thêm các khe hở trên tấm Patch.

1.3 Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network)

1.3.1 Tổng quan về ANN

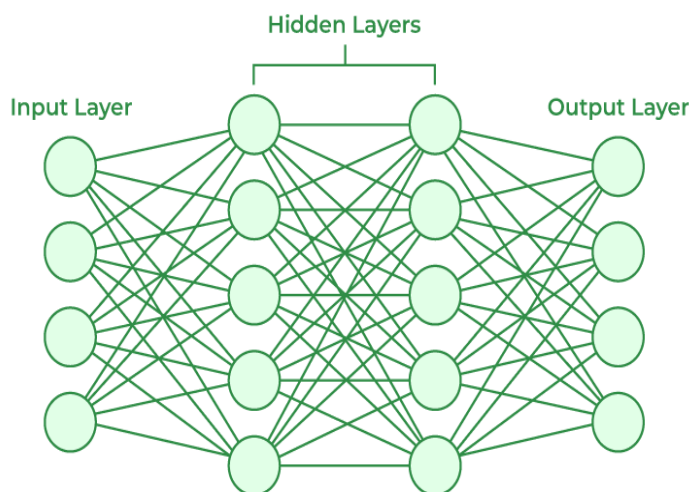
Mạng nơ-ron nhân tạo là công cụ tính toán mạnh mẽ được sử dụng rộng rãi để mô hình hóa các vấn đề phức tạp trong thực tế. Được cấu tạo từ các phần tử xử lý đơn giản và thích ứng gọi là nơ-ron nhân tạo hoặc nút, ANN có khả năng thực hiện các tính toán song song lớn để xử lý dữ liệu và biểu diễn kiến thức. Mặc dù lấy cảm hứng từ cấu trúc sinh học, mục tiêu của ANN không phải là sao chép hoàn toàn hoạt động của hệ thống sinh học, mà là ứng dụng các nguyên tắc này để giải quyết các vấn đề phức tạp. ANN nổi bật với các đặc điểm như tính phi tuyến, khả năng xử lý song song, khả năng chịu lỗi và kháng nhiễu, cũng như khả năng học tập và khái quát hóa, làm cho chúng trở thành lựa chọn ưu việt cho việc phân tích và dự đoán dữ liệu.

1.3.2 Cấu trúc của ANN

Mạng nơ-ron nhân tạo chứa các nơ-ron nhân tạo, còn gọi là các nút, được sắp xếp trong một loạt các lớp, tạo thành toàn bộ hệ thống. Thông thường, ANN bao gồm lớp đầu vào, các lớp ẩn và lớp đầu ra.

- Lớp đầu vào: nhận dữ liệu đầu vào từ môi trường bên ngoài. Số lượng nơ-ron trong lớp đầu vào thường bằng với số lượng đặc trưng của dữ liệu đầu vào.

- Lớp ẩn: các lớp nằm giữa lớp đầu vào và lớp đầu ra. Các nơ-ron trong lớp ẩn thực hiện các phép biến đổi phi tuyến tính trên dữ liệu đầu vào và truyền kết quả đến lớp tiếp theo. Số lượng lớp ẩn và số lượng nơ-ron trong mỗi lớp ẩn có thể được điều chỉnh tùy theo độ phức tạp của bài toán.
- Lớp đầu vào: đưa ra dự đoán hoặc quyết định dựa trên dữ liệu đã được xử lý bởi các lớp trước đó. Số lượng nơ-ron trong lớp đầu ra thường bằng với số lượng lớp cần dự đoán hoặc phân loại.



Hình 15 – Mối liên kết các lớp của ANN: lớp đầu vào, lớp ẩn, và lớp đầu ra

Trong hầu hết các mạng nơ-ron, các đơn vị được liên kết từ lớp này sang lớp khác. Mỗi kết nối này có trọng số xác định ảnh hưởng của một đơn vị lên một đơn vị khác. Khi dữ liệu chuyển từ đơn vị này sang đơn vị khác, mạng nơ-ron học hỏi ngày càng nhiều về dữ liệu, cuối cùng dẫn đến đầu ra từ lớp đầu ra.

Có nhiều kiến trúc mạng nơ-ron khác nhau, mỗi kiến trúc phù hợp với một loại bài toán cụ thể. Một số kiến trúc phổ biến bao gồm:

- Mạng nơ-ron truyền thẳng (Feedforward Neural Network – FNN): Đây là một trong những kiến trúc cơ bản nhất, trong đó dữ liệu di chuyển theo một chiều duy nhất từ lớp đầu vào, qua các lớp ẩn (nếu có) đến lớp đầu ra. FNN không có kết nối ngược và thường được sử dụng trong các bài toán phân loại và hồi quy đơn giản.
- Mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network – CNN): Kiến trúc này có điểm tương đồng với FNN, nhưng sử dụng các lớp tích chập để trích xuất đặc trưng từ dữ liệu đầu vào. CNN đặc biệt hiệu quả trong xử lý hình ảnh và video, và được ứng dụng rộng rãi trong lĩnh vực thị giác máy tính.
- Mạng nơ-ron mô-đun (Modular Neural Network – MNN): MNN bao gồm nhiều mạng nơ-ron độc lập, mỗi mạng thực hiện một nhiệm vụ riêng biệt mà không tương tác với nhau. Kiến trúc này giúp giảm độ phức tạp của các quá trình tính toán lớn bằng cách chia nhỏ chúng thành các mô-đun nhỏ hơn.

- Mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent Neural Network – RNN): RNN có khả năng xử lý dữ liệu tuần tự bằng cách lưu trữ thông tin từ các bước trước đó và sử dụng chúng để tính toán đầu ra ở bước hiện tại. Điều này làm cho RNN phù hợp với các bài toán xử lý ngôn ngữ tự nhiên và chuỗi thời gian.

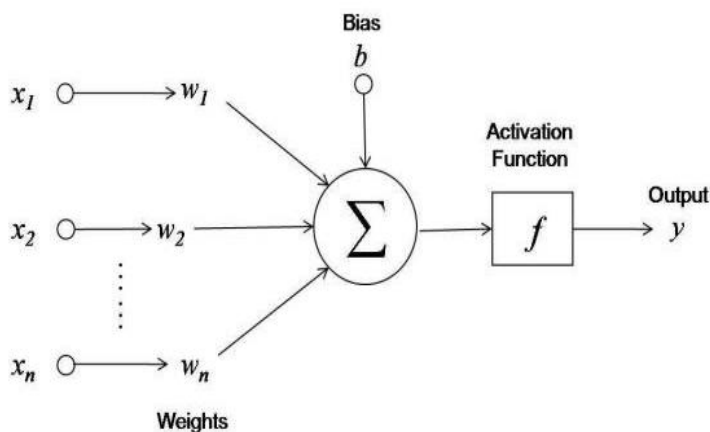
1.3.3 Ngưỡng và trọng số

Quá trình học của một mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là một quá trình quan trọng giúp nó cải thiện khả năng dự đoán và phân loại thông qua việc điều chỉnh các tham số nội bộ. Các tham số này bao gồm trọng số (weights) và ngưỡng (bias), được cập nhật liên tục để giảm thiểu sai số giữa đầu ra dự đoán và đầu ra mong muốn.

Trọng số là các giá trị được gán cho từng kết nối giữa các nơ-ron, thể hiện tầm quan trọng của đầu vào từ nơ-ron trước đó đối với nơ-ron hiện tại. Trọng số càng lớn, ảnh hưởng của đầu vào càng mạnh. Trọng số có thể là số dương (tác động tích cực), số âm (tác động tiêu cực) hoặc bằng 0 (không ảnh hưởng).

Ngưỡng là một giá trị cố định được thêm vào hàm tổng trọng số đầu vào của nơ-ron, có tác dụng điều chỉnh độ nhạy của nơ-ron đối với đầu vào.

Một nơ-ron (hay một nút) nhận tín hiệu vào từ các nơ-ron phía trước hay một nguồn bên ngoài và sử dụng chúng để tính giá trị sẽ được lan truyền sang các nơ-ron ở lớp tiếp theo.



Hình 16– Cấu tạo của một nơ-ron nhân tạo

Cấu tạo của một nơ-ron nhân tạo như hình 18 bao gồm:

- x_i là giá trị của đầu vào thứ i ($1 \leq i \leq n$, n là số nơ-ron ở lớp trước đó)
- w_i là trọng số của kết nối từ đầu vào thứ i đến nơ-ron đang xét
- b là ngưỡng của nơ-ron
- f là hàm kích hoạt
- y là đầu ra của nơ-ron

Mỗi nơ-ron có thể có một hoặc nhiều đầu vào nhưng chỉ có một đầu ra. Đầu vào tới một nơ-ron có thể là dữ liệu từ bên ngoài mạng, hoặc đầu ra của một đơn vị khác, hoặc là đầu ra của chính nó.

Đầu ra của mỗi nơ-ron nhân tạo được tính toán dựa trên sự kết hợp giữa các đầu vào, trọng số và ngưỡng. Quá trình tính toán bao gồm:

- Tính tổng trọng số đầu vào: Nhân từng đầu vào với trọng số tương ứng và cộng tất cả lại với nhau.
- Cộng ngưỡng: Cộng thêm ngưỡng vào tổng trọng số đầu vào, ta thu được giá trị:

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i + b$$

- Áp dụng hàm kích hoạt: Áp dụng một hàm kích hoạt (như hàm sigmoid, ReLU, linear,...) lên kết quả vừa tính được để có được đầu ra của nơ-ron.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right)$$

Trong quá trình học của mạng nơ-ron, các trọng số và ngưỡng được điều chỉnh liên tục để giảm thiểu sai số giữa đầu ra dự đoán và đầu ra mong muốn. Việc điều chỉnh này được thực hiện thông qua các thuật toán tối ưu hóa như lan truyền ngược, giúp mạng nơ-ron học hỏi và cải thiện hiệu suất dự đoán hoặc phân loại.

1.3.4 Hàm kích hoạt (Activation Function)

Trong mạng nơ-ron nhân tạo, hàm kích hoạt đóng vai trò quan trọng trong việc đưa tính phi tuyến vào mô hình, cho phép ANN học các biểu diễn phức tạp của dữ liệu. Hàm kích hoạt được áp dụng lên tổng trọng số đầu vào và ngưỡng của mỗi nơ-ron để tạo ra đầu ra của nơ-ron đó.

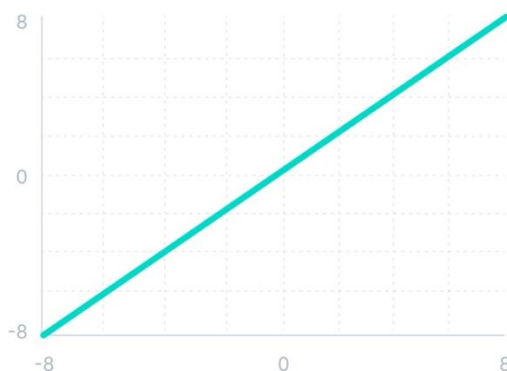
Vai trò của hàm kích hoạt:

- Đưa tính phi tuyến vào mô hình: Nếu không có hàm kích hoạt, ANN sẽ chỉ là một mô hình tuyến tính đơn giản, không thể học các biểu diễn phức tạp của dữ liệu. Hàm kích hoạt giúp ANN học các mối quan hệ phi tuyến giữa các biến đầu vào và đầu ra.
- Giới hạn phạm vi của đầu ra: Hàm kích hoạt giới hạn phạm vi của đầu ra của nơ-ron, giúp ngăn chặn các giá trị đầu ra quá lớn hoặc quá nhỏ, đảm bảo tính ổn định của mô hình.
- Quyết định việc kích hoạt nơ-ron: Hàm kích hoạt xác định xem một nơ-ron có được kích hoạt hay không. Nếu đầu vào của nơ-ron đủ lớn, hàm kích hoạt sẽ tạo ra một

đầu ra lớn, cho phép nơ-ron truyền thông tin đến các nơ-ron tiếp theo. Nếu đầu vào của nơ-ron nhỏ, hàm kích hoạt sẽ tạo ra một đầu ra nhỏ, ngăn chặn nơ-ron truyền thông tin.

Các loại hàm kích hoạt phổ biến:

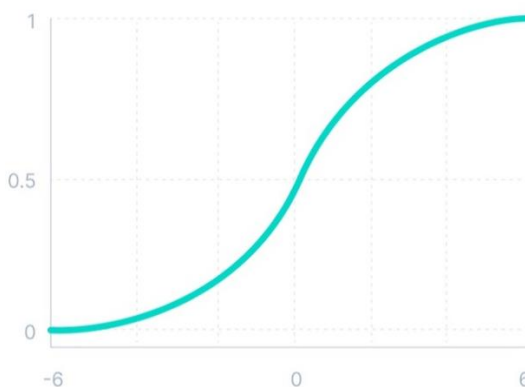
- Hàm đồng nhất (Linear Function): $f(x) = x$



Hình 17 – Đồ thị biểu diễn hàm đồng nhất

Là một hàm kích hoạt đơn giản, nó trả về chính giá trị đầu vào của nó. Hàm đồng nhất không giới hạn phạm vi của đầu ra, cho phép mạng nơ-ron học các biểu diễn với giá trị lớn. Tuy nhiên, hàm không đưa tính phi tuyến vào mô hình, điều này có thể hạn chế khả năng học của mạng nơ-ron đối với các biểu diễn phức tạp của dữ liệu.

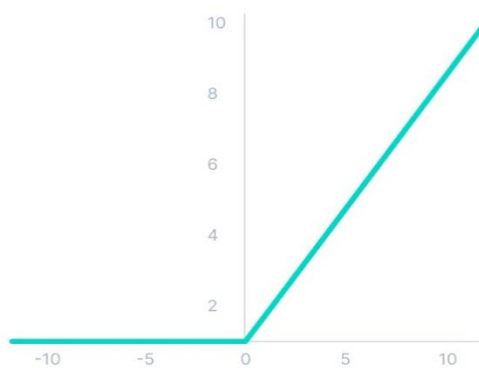
- Hàm sigmoid (Sigmoid Function): $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$



Hình 18 – Đồ thị biểu diễn hàm sigmoid

Hàm này đặc biệt thuận lợi khi sử dụng cho các mạng được huấn luyện bởi thuật toán lan truyền ngược (backpropagation), bởi vì nó dễ lấy đạo hàm, do đó có thể giảm đáng kể tính toán trong quá trình huấn luyện. Hàm này được ứng dụng cho các chương trình ứng dụng mà các đầu ra mong muốn rơi vào khoảng $[0,1]$.

- Hàm ReLU (Rectified Linear Unit Function): $f(x) = \max(0, x)$. Hàm ReLU trả về x nếu x là dương và trả về 0 nếu x là âm.



Hình 19 – Đồ thị biểu diễn hàm ReLU

Điểm đặc biệt của ReLU là nó không kích hoạt tất cả các nơ-ron cùng một lúc. Các nơ-ron chỉ bị vô hiệu hóa nếu đầu ra của phép biến đổi tuyến tính nhỏ hơn 0.

Ưu điểm của việc sử dụng ReLU làm hàm kích hoạt:

- Hiệu quả tính toán: Do chỉ có một số lượng nhất định nơ-ron được kích hoạt, ReLU hiệu quả hơn về mặt tính toán so với các hàm sigmoid và tanh.
- Tăng tốc hội tụ: ReLU tăng tốc quá trình hội tụ của gradient descent về giá trị tối thiểu toàn cục của hàm mất mát nhờ tính chất tuyến tính và không bão hòa.

1.3.5 Lan truyền ngược (Backpropagation)

Lan truyền ngược là một thuật toán tối ưu hóa quan trọng trong việc huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo. Thuật toán này đóng vai trò chủ chốt trong việc giúp ANN tự điều chỉnh và cải thiện hiệu suất dự đoán của mình.

Lan truyền ngược hoạt động dựa trên nguyên tắc tính toán đạo hàm của hàm mất mát (loss function) – một hàm số đo lường mức độ sai khác giữa đầu ra dự đoán của mạng nơ-ron và đầu ra thực tế. Mục tiêu của quá trình huấn luyện là tìm ra bộ trọng số và ngưỡng tối ưu, giúp giảm thiểu giá trị của hàm mất mát này.

Thuật toán hoạt động bằng cách lan truyền ngược tín hiệu sai số từ lớp đầu ra về lớp đầu vào, đồng thời tính toán đạo hàm của hàm mất mát theo từng trọng số và ngưỡng trên đường đi. Thông tin này sau đó được sử dụng để cập nhật các trọng số và ngưỡng theo hướng giảm thiểu sai số, giúp mạng nơ-ron "học" và cải thiện khả năng dự đoán.

Quá trình lan truyền ngược:

- Lan truyền tiến: Đầu vào được đưa vào mạng nơ-ron và lan truyền qua các lớp để tính toán đầu ra dự đoán.
- Tính toán sai số: Sai số giữa đầu ra dự đoán và đầu ra thực tế được tính toán.
- Lan truyền ngược sai số: sai số giữa đầu ra dự đoán và đầu ra thực tế được lan truyền ngược từ lớp cuối cùng về lớp đầu tiên. Bằng cách sử dụng quy tắc chuỗi, đạo hàm của hàm mất mát theo các trọng số và ngưỡng được tính toán ở mỗi lớp, cho biết

mức độ ảnh hưởng của chúng đến sai số cuối cùng. Quá trình tính toán đạo hàm này được lặp lại cho đến khi đạt đến lớp đầu vào.

- Cập nhật trọng số và ngưỡng: Các trọng số và ngưỡng được cập nhật dựa trên đạo hàm của hàm mất mát và một hệ số học tập (learning rate) đã được thiết lập trước.

Quá trình học của ANN là một quá trình lặp đi lặp lại quá trình lan truyền ngược. Trong mỗi lần lặp, mạng nơ-ron điều chỉnh các trọng số và ngưỡng của mình để giảm thiểu sai số. Quá trình này tiếp tục cho đến khi đạt được một tiêu chí dừng, chẳng hạn như số lần lặp tối đa hoặc sai số đủ nhỏ.

Trong quá trình huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), thuật toán lan truyền ngược đóng vai trò then chốt trong việc tìm kiếm bộ trọng số và ngưỡng tối ưu, giúp mô hình đạt được hiệu suất cao nhất.

1.3.6 Hàm mất mát (Loss Function)

Trong quá trình huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo, hàm mất mát đóng vai trò như một thước đo định lượng mức độ sai khác giữa đầu ra dự đoán của mô hình và giá trị thực tế của dữ liệu. Nói cách khác, hàm mất mát cho biết mô hình đang hoạt động tốt như thế nào trong việc học và dự đoán.

Hàm mất mát có hai vai trò chính trong quá trình huấn luyện mạng nơ-ron:

- Đánh giá hiệu suất mô hình: Giá trị của hàm mất mát càng thấp, cho thấy mô hình càng dự đoán chính xác. Do đó, hàm mất mát cung cấp một tiêu chí khách quan để đánh giá hiệu suất của mô hình và so sánh các mô hình khác nhau.
- Hướng dẫn quá trình tối ưu: Hàm mất mát và đạo hàm của nó (gradient) cung cấp thông tin quan trọng cho các thuật toán tối ưu như lan truyền ngược. Thuật toán tối ưu sử dụng thông tin này để điều chỉnh các trọng số và ngưỡng của mạng nơ-ron, nhằm mục đích giảm thiểu giá trị của hàm mất mát và cải thiện hiệu suất dự đoán.

Một số loại hàm mất mát phổ biến:

- Hàm mất mát trung bình (Mean Absolute Error – MAE): thể hiện sai số trung bình của giá trị dự đoán so với giá trị thực tế.
- Hàm mất mát trung bình bình phương (Mean Squared Error – MSE): thường được sử dụng trong các bài toán hồi quy, thể hiện trung bình bình phương sai số giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế.
- Hàm mất mát entropy chéo (Cross-entropy): Thường được sử dụng trong các bài toán phân loại, đo lường mức độ khác biệt giữa phân phối xác suất dự đoán và phân phối xác suất thực tế.

1.3.7 Thuật toán tối ưu (Optimization Algorithms)

Thuật toán tối ưu hoạt động song song với quá trình lan truyền ngược, sử dụng thông tin về đạo hàm của hàm mất mát để điều chỉnh các trọng số và ngưỡng. Mỗi thuật toán tối ưu có một chiến lược riêng để thực hiện việc cập nhật này, nhưng mục tiêu chung là giảm thiểu hàm mất mát một cách hiệu quả.

Các thuật toán tối ưu phổ biến:

- Stochastic Gradient Descent (SGD): Thuật toán cơ bản và đơn giản nhất, cập nhật các tham số dựa trên gradient của hàm mất mát tính toán trên một mẫu dữ liệu ngẫu nhiên.
- Momentum: Một biến thể của SGD, giúp tăng tốc độ hội tụ bằng cách thêm một thành phần "đà" vào quá trình cập nhật tham số.
- Adagrad: Tự động điều chỉnh tốc độ học tập cho từng tham số dựa trên tần suất cập nhật của chúng.
- RMSprop: Một cải tiến của Adagrad, giúp giải quyết vấn đề tốc độ học tập giảm dần quá nhanh.
- Adam: Kết hợp các ưu điểm của Momentum và RMSprop, thường được coi là một trong những thuật toán tối ưu hiệu quả nhất hiện nay.

1.4 Thuật toán mô phỏng luyện kim (Simulated Annealing Algorithm)

Thuật toán mô phỏng luyện kim (SA) là một phương pháp metaheuristic được sử dụng rộng rãi để giải quyết các bài toán tối ưu phức tạp, đặc biệt là những bài toán mà hàm mục tiêu không được xác định rõ ràng và chỉ có thể được đánh giá thông qua các mô phỏng tốn kém. Phương pháp này đã tìm thấy ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực khác nhau, được chứng minh bằng số lượng lớn các tài liệu học thuật có sẵn.

Đầu những năm 1980, các nhà nghiên cứu tại IBM đã giới thiệu khái niệm ủ nhiệt vào tối ưu hóa tổ hợp, lấy cảm hứng từ quá trình ủ nhiệt vật lý trong khoa học vật liệu. Quá trình ủ nhiệt vật lý liên quan đến việc nung nóng một chất rắn đến nhiệt độ cao và sau đó làm nguội chậm để đạt được trạng thái năng lượng thấp. Quá trình này bao gồm hai bước chính:

- Nung nóng chất rắn đến nhiệt độ rất cao cho đến khi nó tan chảy.
- Làm nguội chất rắn theo một sơ đồ giảm nhiệt độ cụ thể để đạt được trạng thái rắn có năng lượng tối thiểu.

Để hiểu về thuật toán mô phỏng luyện kim trong tối ưu hóa, chúng ta cần tìm hiểu về các nguyên tắc của thuật toán tìm kiếm cục bộ, mà ủ mô phỏng là một phần mở rộng của chúng.

1.4.1 Thuật toán Tìm kiếm Cục bộ

Các thuật toán tìm kiếm cục bộ tối ưu hóa hàm chi phí bằng cách khám phá lân cận của điểm hiện tại trong không gian nghiệm.

Trong các định nghĩa sau, chúng ta xem xét (S, f) là một thể hiện của một bài toán tối ưu hóa tổ hợp (S là tập các nghiệm khả thi, f là hàm mục tiêu cần được tối thiểu hóa).

Định nghĩa 1: Giả sử N là một cấu trúc lân cận liên kết với (S, f) , xác định cho mỗi nghiệm $i \in S$ một tập con $S_i \subset S$ của các nghiệm "gần" với nghiệm i . Tập con S_i được gọi là lân cận của nghiệm i .

Định nghĩa 2: Một cơ chế sinh là một phương pháp để chọn một nghiệm j trong bất kỳ lân cận S_i của một nghiệm cho trước i . Một thuật toán tìm kiếm cục bộ là một thuật toán lặp lại bắt đầu tìm kiếm từ một điểm khả thi, được chọn ngẫu nhiên trong không gian trạng thái. Một cơ chế sinh sau đó được áp dụng liên tiếp để tìm một nghiệm tốt hơn (về giá trị hàm mục tiêu), bằng cách khám phá lân cận của nghiệm hiện tại. Nếu tìm thấy một nghiệm như vậy, nó sẽ trở thành nghiệm hiện tại. Thuật toán kết thúc khi không thể tìm thấy cải thiện nào, và nghiệm hiện tại được xem như là nghiệm gần đúng của bài toán tối ưu hóa. Có thể tóm tắt thuật toán bằng mã giả sau cho bài toán tối thiểu hóa:

1. Chọn ngẫu nhiên một nghiệm ban đầu i ;
2. Tạo một nghiệm j từ lân cận S_i của nghiệm hiện tại i ;
3. If $f(j) < f(i)$ Then j trở thành nghiệm hiện tại;
4. If $f(j) \geq f(i)$ cho tất cả $j \in S_i$ thì END;
5. Quay lại bước 2;

Định nghĩa 3: Một nghiệm $i^* \in S$ được gọi là tối ưu cục bộ đối với N cho (S, f) nếu $f(j) \geq f(i^*)$ cho tất cả $j \in S_{i^*}$.

Định nghĩa 4: Cấu trúc lân cận N được gọi là chính xác nếu, đối với mọi nghiệm tối ưu cục bộ đối với N , $i^* \in S$, i^* cũng là nghiệm tối ưu toàn cục của (S, f) .

Do đó, theo định nghĩa, các thuật toán tìm kiếm cục bộ hội tụ đến các nghiệm tối ưu cục bộ trừ khi có một cấu trúc lân cận chính xác. Khái niệm lân cận chính xác này mang tính lý thuyết vì trong thực tế nó thường dẫn đến việc liệt kê toàn bộ không gian tìm kiếm.

Một cách trực quan, nếu nghiệm hiện tại "rơi" vào một miền con mà trên đó hàm mục tiêu là lồi, thuật toán sẽ bị mắc kẹt trong miền con này, trừ khi cấu trúc lân cận liên kết với cơ chế sinh có thể đạt tới các điểm ngoài miền con này.

Để tránh mắc kẹt trong các cực tiểu cục bộ và tìm ra giải pháp tối ưu hoặc gần tối ưu cho các bài toán phức tạp, cần phải định nghĩa một quá trình có khả năng chấp nhận các

chuyển trạng thái hiện tại mà tạm thời giảm hiệu suất (về mặt mục tiêu) của nghiệm hiện tại – đây là nguyên lý chính của thuật toán làm nguội mô phỏng.

1.4.2 Nguyên lý hoạt động của thuật toán SA

Thuật toán SA khám phá không gian tìm kiếm bằng cách di chuyển từ các giải pháp khả thi đến các giải pháp khác thông qua các chuyển đổi dựa trên một quy trình tìm kiếm ngẫu nhiên được kiểm soát bởi một tham số gọi là nhiệt độ. Quy trình tìm kiếm này cho phép thuật toán chấp nhận các chuyển đổi làm giảm giá trị hàm mục tiêu ở các giai đoạn đầu, sau đó giảm dần việc chấp nhận các chuyển đổi không tốt nhằm tìm ra giải pháp tối ưu.

Giả sử T_k là giá trị của tham số nhiệt độ, và L_k là số lần chuyển trạng thái được tạo ra tại một số bước lặp k , i là giải pháp hiện tại. Thuật toán SA có thể được tóm tắt bằng mã giả sau:

1. Khởi tạo $i := i_{start}$, $k := 0$, $T_k = T_0$, $L_k := L_0$, mô hình làm mát (Cooling Schedule)
2. For $k = 0$ to L_k do:
 - Sinh một nghiệm j từ lân cận S_i của nghiệm hiện tại i
 - Nếu $f(j) < f(i)$ thì $i := j$ (j trở thành nghiệm hiện tại)
 - Nếu ngược lại, j vẫn sẽ trở thành nghiệm hiện tại với xác suất $e^{\frac{f(i) - f(j)}{T_k}}$
 - Giảm nhiệt độ T_k theo mô hình làm mát đã định
3. Thuật toán kết thúc khi nhiệt độ giảm xuống gần với 0 hoặc cho đến khi hết số lần lặp L_k .

Thuật toán SA có thể khám phá không gian tìm kiếm một cách hiệu quả, đồng thời cho phép chấp nhận các giải pháp tạm thời xấu hơn, giúp tránh được việc rơi vào các cực tiểu cục bộ và tìm ra giải pháp tối ưu toàn cục.

1.4.3 Các mô hình làm mát (Cooling Schedule)

Trong thuật toán SA, mô hình làm mát đóng vai trò quan trọng, quyết định tốc độ giảm dần của nhiệt độ theo thời gian. Việc lựa chọn mô hình làm mát phù hợp ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu quả tìm kiếm lời giải tối ưu của thuật toán. Dưới đây là một số mô hình làm mát phổ biến:

- Mô hình giảm tuyến tính (Linear Cooling):

$$T(t) = T_0 - \alpha t$$

Trong đó $T(t)$ là nhiệt độ tại thời điểm t , T_0 là nhiệt độ ban đầu, và α là hằng số.

Nhiệt độ giảm đều theo một hệ số cố định sau mỗi lần lặp. Mô hình này đơn giản nhưng có thể dẫn đến việc giảm nhiệt độ quá nhanh, khiến giải thuật dễ bị kẹt tại các điểm cực tiểu cục bộ.

- Mô hình giảm logarit (Logarithmic Cooling):

$$T(t) = T_0 * \frac{1}{1 + \log(t)}$$

Nhiệt độ giảm chậm hơn theo thời gian so với mô hình tuyến tính. Điều này giúp giải thuật có thời gian khám phá không gian tìm kiếm kỹ hơn, tăng khả năng tìm được lời giải tốt hơn.

- Mô hình giảm theo hàm mũ (Exponential Cooling):

$$T(t) = T_0 * \alpha^t$$

Nhiệt độ giảm theo hàm mũ theo thời gian. Mô hình này thường được sử dụng khi cần giảm nhiệt độ nhanh chóng trong giai đoạn đầu và chậm dần về sau.

Trong đó $T(t)$ là nhiệt độ tại thời điểm t , T_0 là nhiệt độ ban đầu, và α là hệ số giảm nhiệt ($0 < \alpha < 1$). α thường được chọn trong khoảng $0,8 < \alpha < 0,99$.

Nhiệt độ ban đầu (T_0) là một tham số quan trọng trong mô hình làm mát. Giá trị của T_0 thường được lựa chọn sao cho lớn hơn so với mức độ tiêu cực của các thay đổi trong không gian tìm kiếm. Một nhiệt độ quá cao có thể khiến thuật toán hoạt động không hiệu quả và hội tụ sớm vào các giải pháp kém tối ưu, trong khi một nhiệt độ quá thấp có thể làm cho thuật toán bị kẹt ở một giải pháp cục bộ.

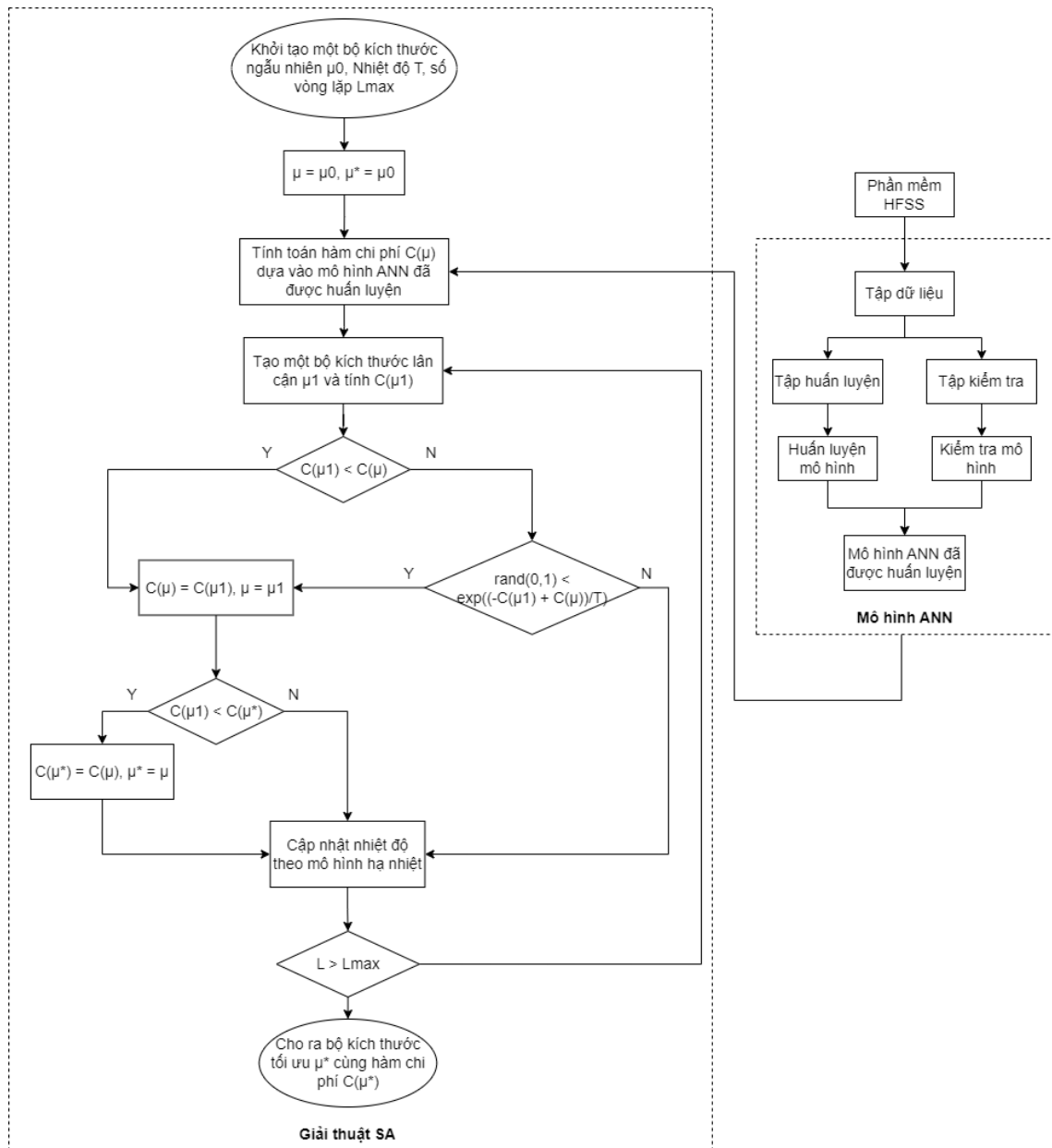
CHƯƠNG 2: TỐI ƯU ĂNG-TEN VI DẢI BĂNG RỘNG DÙNG PHƯƠNG PHÁP KẾT HỢP GIỮA MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO (ANN) VÀ THUẬT TOÁN MÔ PHỎNG LUYỆN KIM (SA)

Trong chương này, chúng ta sẽ đi sâu vào việc thiết kế và tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng bằng cách sử dụng phương pháp kết hợp giữa mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và thuật toán mô phỏng luyện kim (SA).

Đầu tiên, chúng ta sẽ thiết kế cấu trúc ăng-ten vi dải gồm hai lớp điện môi, giữa chúng là một lớp không khí và trên tấm bức xạ được thêm các khe đối xứng nhằm mở rộng băng thông. Bằng cách thay đổi kích thước của tấm bức xạ và các khe trên nó, chúng ta có thể tìm được một bộ kích thước có thể đạt được mục tiêu thiết kế là có tần số trung tâm 10 GHz và có băng thông rộng.

Để có thể tự động tìm kiếm và đánh giá một lượng lớn các giải pháp thiết kế (là một bộ kích thước của ăng-ten) khác nhau nhằm tìm ra được giải pháp tối ưu, chúng ta sẽ sử dụng thuật toán mô phỏng luyện kim (SA). Thuật toán SA sẽ bắt đầu với một giải pháp ngẫu nhiên và liên tục thực hiện các thay đổi nhỏ để cải thiện chất lượng giải pháp. Quá trình này sẽ tiếp tục cho đến khi đạt được một điều kiện dừng, chẳng hạn như số lần lặp tối đa hoặc nhiệt độ đủ thấp. Tuy nhiên, việc sử dụng thuật toán SA truyền thống đòi hỏi phải chạy mô phỏng điện từ nhiều lần trong suốt quá trình tối ưu, dẫn đến chi phí tính toán lớn và tốn rất nhiều thời gian.

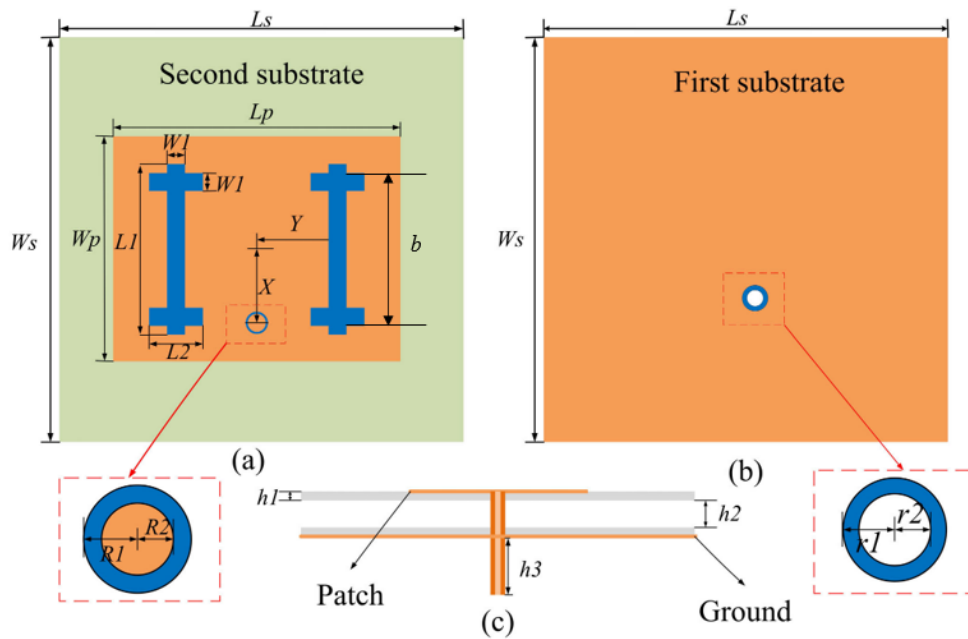
Do đó, để giảm thiểu thời gian tính toán, chúng ta sẽ xây dựng một mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) để mô hình hóa mối quan hệ giữa các thông số hình học của ăng-ten và đáp ứng EM của nó. ANN sẽ được huấn luyện dựa trên một tập dữ liệu lớn các mô phỏng điện từ, sau đó được sử dụng để dự đoán đáp ứng EM của ăng-ten một cách nhanh chóng và chính xác. ANN sẽ được sử dụng để tính toán hàm chi phí cho thuật toán SA, giúp giảm đáng kể thời gian tính toán so với thuật toán SA truyền thống. Quá trình thực hiện phương pháp kết hợp ANN và giải thuật SA để đạt được mục tiêu thiết kế được mô tả qua sơ đồ khối sau:



Hình 20– Sơ đồ khối của phương pháp kết hợp ANN với SA để tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng

Bước đầu tiên là xây dựng tập dữ liệu để huấn luyện ANN. Tập dữ liệu này được tạo từ HFSS. Đầu vào của ANN là bộ thông số hình học trong khi đầu ra là đáp ứng EM tương ứng. Mục tiêu của việc huấn luyện ANN là để nó có thể dự đoán đáp ứng EM của ăng-ten từ bộ kích thước đầu vào. Sau khi được huấn luyện, đầu ra của ANN sẽ được sử dụng như một phần của hàm chi phí trong thuật toán SA. Hàm chi phí này sẽ đánh giá chất lượng của mỗi giải pháp thiết kế (tức là mỗi bộ kích thước của ăng-ten) dựa trên đáp ứng EM dự đoán bởi ANN, từ đó thuật toán SA có thể tìm được giải pháp là giải pháp mà có chi phí thấp nhất. Chi tiết về thiết kế cấu trúc ăng ten vi dải, cách xây dựng ANN và thuật toán SA sẽ được trình bày ở những mục sau.

2.1 Thiết kế cấu trúc ăng-ten



Hình 21 – Cấu hình ăng-ten theo hướng: (a) nhìn từ trên xuống; (b) nhìn từ dưới lên; và (c) nhìn từ một bên [6]

Mục tiêu là thiết kế một ăng-ten vi dải băng rộng với tần số trung tâm là 10GHz. Ăng-ten này được cấp nguồn bằng cáp đồng trục. Cấu hình của nó được thể hiện ở Hình 22, gồm hai lớp điện môi (Substrate) được ngăn cách bởi một khe hở không khí. Lớp điện môi đầu tiên được làm từ FR4 (có hằng số điện môi $\epsilon_{r1} = 4.4$), lớp điện môi thứ hai được làm từ RO4003 (có hằng số điện môi $\epsilon_{r2} = 3.55$). Tấm bức xạ (Patch) được in trên lớp điện môi thứ hai, và còn có hai khe đối xứng trên tấm Patch để giúp mở rộng băng thông. Ta có các thông số kích thước của ăng-ten dựa theo tài liệu tham khảo [6] (ngoài kích thước $r1$ và kích thước b ở Bảng 1 sau:

Kích thước	Ký hiệu	Giá trị (mm)
Chiều dài ăng-ten	L_s	52
Chiều rộng ăng-ten	W_s	52
Chiều dài tấm Patch	L_p	26
Độ rộng của khe	$W1$	0.65
Khoảng cách từ trung tâm tấm Patch đến điểm cấp nguồn	X	5.2
Bán kính đường tròn to ở lớp điện môi thứ hai	$R1$	1.43

Bán kính đường tròn nhỏ ở lớp điện môi thứ hai	$R2$	1.3
Bán kính dây dẫn ngoài của cáp đồng trục	$r1$	1.072
Bán kính dây dẫn trong của cáp đồng trục	$r2$	0.32
Độ dày lớp điện môi	$h1$	0.508
Độ dày khe hở không khí	$h2$	1.71
Độ dài dây dẫn ngoài của cáp đồng trục	$h3$	3.9
Khoảng cách giữa hai khe ngang nhỏ	b	16

Bảng 1 – Các thông số kích thước cố định của ăng-ten vi dải

Kích thước $r1$ được tính bởi công thức:

$$Z_o = \frac{138 \log_{10}(\frac{r1}{r2})}{\sqrt{\epsilon_r}}$$

Với Z_o — trở kháng của cáp đồng trục ($= 50\Omega$)

ϵ_r — hằng số điện môi của lớp điện môi trong cáp đồng trục là Teflon ($= 2.1$)

Ngoài các thông số cố định trên, kích thước và vị trí của các khe cũng như chiều rộng tâm Patch ($L1, L2, Y, Wp$) có thể được thay đổi. Từ các kích thước này có thể xây dựng một tập dữ liệu cung cấp cho quá trình học tập của ANN.

2.2 Xây dựng ANN dự đoán đáp ứng EM của ăng-ten

2.2.1 Tạo tập dữ liệu huấn luyện

ANN được xây dựng với đầu vào gồm 4 nơ-ron tương ứng với các thông số kích thước ($L1, L2, Y, Wp$) và đầu ra gồm 41 nơ-ron tương ứng với 41 giá trị S_{11} tại 41 điểm tần số liên tiếp, từ đó tạo thành đồ thị S_{11} .

Kích thước	Giá trị nhỏ nhất (mm)	Giá trị lớn nhất (mm)	Bước nhảy (mm)	Số giá trị tạo thành
$L1$	1	15	2	8
$L2$	0.5	5	0.5	10
Y	1	9	2	5

Wp	18.2	23.4	2.6	3
------	------	------	-----	---

Bảng 2 – Tập dữ liệu của ăng-ten vi dải [6]

Tập dữ liệu được mô tả ở Bảng 2 bao gồm: $8 \times 10 \times 5 \times 3 = 1200$ bộ, được dùng để huấn luyện và kiểm tra ANN. Cho chạy 1200 bộ kích thước này trong HFSS để lấy dữ liệu đầu ra là 41 giá trị S_{11} ứng với mỗi tần số chạy từ 8GHz – 12GHz (bước nhảy 0.1GHz). Từ đó có thể tìm được $(f_1 ; f_2)$ — băng thông tương ứng của ăng-ten.

Để tối ưu hiệu suất học, dữ liệu đưa vào ANN phải được chuẩn hóa về cùng một khoảng giá trị nhằm ngăn chặn các giá trị lớn lấn át các giá trị nhỏ, đồng thời tránh bão hòa sớm các nút ẩn. Các giá trị đầu vào, là kích thước của ăng-ten được chuẩn hóa bằng cách chia tỉ lệ về khoảng giá trị $[0, 1]$ qua công thức sau:

$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Trong đó: x_{min} là giá trị nhỏ nhất; x_{max} là giá trị lớn nhất.

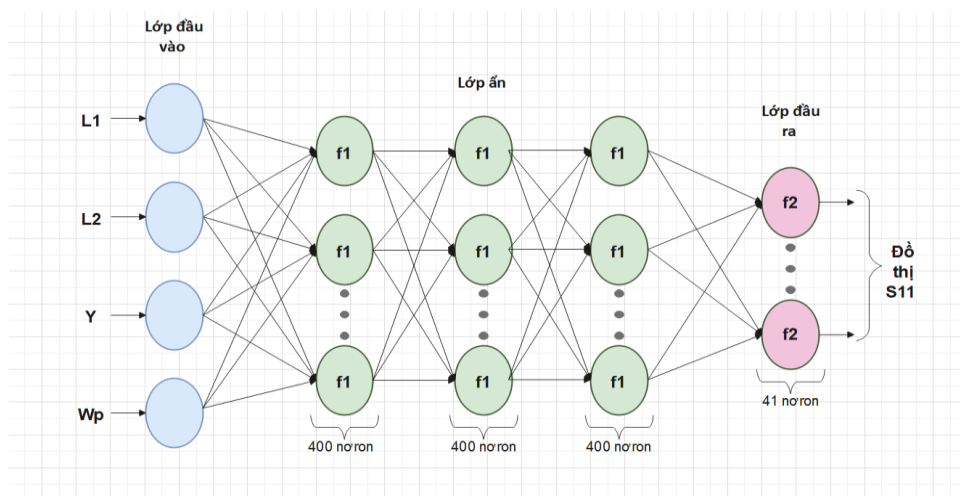
Các giá trị đầu ra, là giá trị S_{11} thu được khi chạy mô phỏng ăng-ten trên HFSS cũng được chuẩn hóa về khoảng $[0, 1]$ bằng cách chuyển thang đo S_{11} về độ lớn.

Tiếp theo ta chia tập dữ liệu thành 2 tập con, tập huấn luyện gồm 960 bộ (chiếm 80% tập ban đầu) và tập thử nghiệm gồm 240 bộ (chiếm 20%). Tất cả đều được chia một cách ngẫu nhiên.

2.2.2 Xây dựng mô hình

Sau khi có được dữ liệu đầu vào và đầu ra, ta bắt đầu xây dựng mô hình ANN trên nền tảng Google Colaboratory – là nền tảng trực tuyến miễn phí giúp viết và chạy mã Python, đặc biệt hữu ích cho học máy và phân tích dữ liệu.

Hình 24 là cấu trúc của mô hình ANN



Hình 22 – Cấu trúc mô hình ANN

Ngoài lớp đầu vào và lớp đầu ra như đã nói ở trên, ANN còn có ba lớp ẩn, mỗi lớp có 400 nơ-ron. Các lớp ẩn sử dụng hàm kích hoạt f_1 là hàm ReLU. lớp đầu ra sử dụng hàm kích hoạt f_2 là hàm Sigmoid. Dưới đây là biểu thức của hàm f_1 và f_2 :

$$f_1 = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

$$f_2 = \max(0, x)$$

Trong quá trình xây dựng mô hình, chúng ta sử dụng thuật toán tối ưu là Adam với tỷ lệ học 0.001. Hàm mất mát được sử dụng là hàm sai số bình phương trung bình (MSE). Để huấn luyện mô hình, ta chọn số epochs là 600 và batch size là 96. Điều này có nghĩa là trong mỗi epoch, mô hình sẽ được học qua toàn bộ tập huấn luyện và cứ sau khi học 96 bộ huấn luyện lại thực hiện một lần gradient descent để cập nhật các ngưỡng và trọng số cho phù hợp.

2.2.3 Đánh giá mô hình

Để đánh giá ANN có được học tốt hay không, ngoài hàm loss ta sẽ sử dụng thêm hàm R^2 - là một thước đo thống kê được sử dụng để đánh giá mức độ phù hợp của mô hình hồi quy tuyến tính với dữ liệu:

$$MSE(y, y') = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{N}$$

$$R^2(y, y') = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^N \left(y_i - \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \right)^2}$$

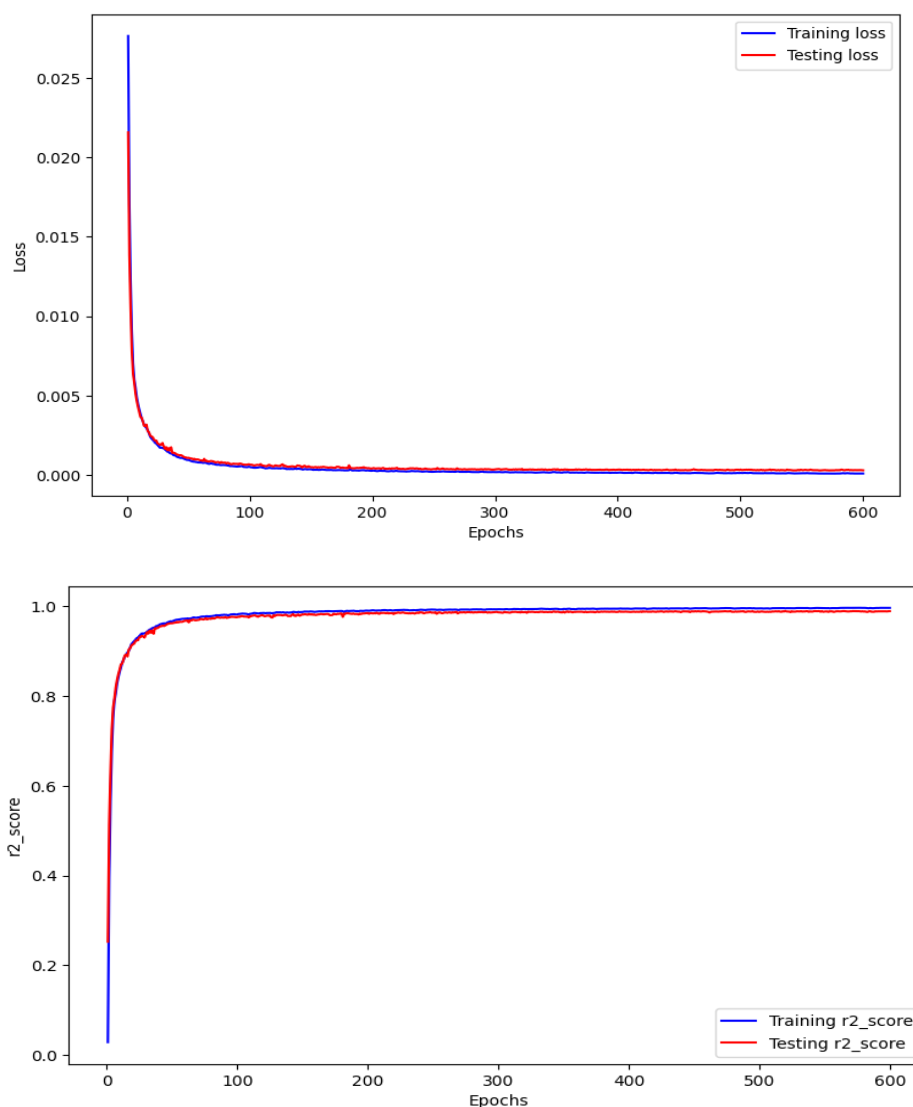
Với y — giá trị đầu ra của bộ thử nghiệm

y' — giá trị đầu ra được tính toán bởi ANN

N — số bộ thử nghiệm (= 240)

Nếu giá trị MSE càng thấp, nghĩa là sai số bình phương trung bình giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế càng nhỏ, mô hình càng học tốt và dự đoán chính xác hơn. Nếu giá trị R^2 càng gần 1 thì cho thấy mô hình có thể giải thích tốt mối quan hệ giữa biến phụ thuộc (đầu ra của ANN) và các biến độc lập (đầu vào của ANN).

Dưới đây là đồ thị biểu diễn sự thay đổi của giá trị loss và R^2 qua mỗi vòng lặp:



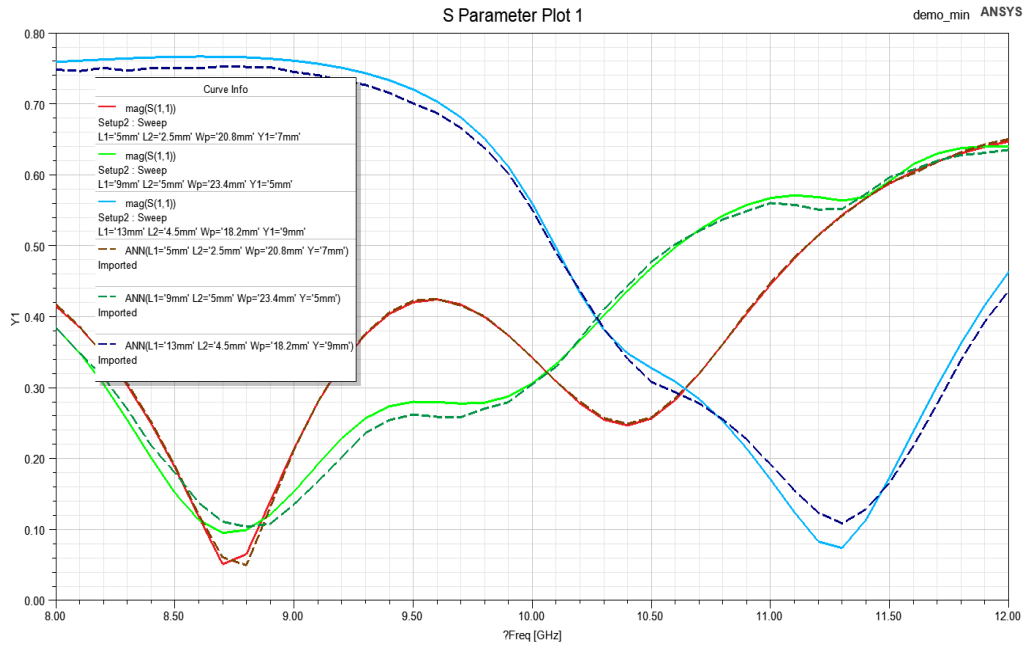
Hình 23 – Đồ thị biểu diễn sự thay đổi của loss và R^2 qua mỗi vòng lặp

	Loss	R^2
Tập huấn luyện	$1,0352 \times 10^{-4}$	0,9963
Tập kiểm tra	$3,0543 \times 10^{-4}$	0,9890

Bảng 3 – Giá trị của loss và R^2 sau 600 epoch

Kết quả huấn luyện cho thấy mô hình ANN đạt được hiệu suất dự đoán tốt trên cả hai tập dữ liệu, với khả năng học và biểu diễn tốt các đặc trưng của dữ liệu, thể hiện qua việc hàm mất mát giảm dần và hệ số R^2 tăng dần trên cả tập huấn luyện và tập kiểm tra. Mặc dù có sự sai khác giữa các chỉ số đánh giá trên hai tập dữ liệu, tuy nhiên khoảng cách không quá lớn, cho thấy mô hình không bị overfitting và có khả năng khái quát hóa tốt.

Để kiểm tra lại, ta sử dụng ANN để dự đoán một số bộ kích thước thuộc tập kiểm tra. Dưới đây là kết quả dự đoán đồ thị S_{11} của ANN với ba bộ kích thước thuộc tập kiểm tra so với kết quả trên HFSS. Đường nét liền là kết quả do HFSS mô phỏng và đường nét đứt là do ANN dự đoán.



Hình 24 – ANN dự đoán đồ thị S_{11} trên ba bộ kích thước trong tập kiểm tra

2.3 Áp dụng thuật toán SA mở rộng bằng thông ăng-ten vi dải với tần số trung tâm cho trước

2.3.1 Xác định tần số trên và dưới của ăng-ten

Sau khi huấn luyện được mô hình ANN, ta cần xác định được $(f_1 ; f_2)$ — băng thông ăng-ten trước khi cho vào hàm chi phí C của thuật toán SA qua đoạn mã giả sau:

Hàm tính f_1, f_2 :

Đầu vào: mô hình ANN, kích thước ăng-ten

Đầu ra: f_1, f_2

// Khởi tạo các giá trị

$S_{11_values} \leftarrow ANN.predict(\text{Kích thước ăng-ten})$ // Mảng lưu giá trị S_{11} dự đoán

$frequencies \leftarrow [8.0, 8.1, 8.2, \dots, 11.9, 12.0]$ // Mảng tần số từ 8GHz đến 12GHz

$f_1 = f_2 \leftarrow \text{None}$


```

 $t \leftarrow \text{None}$  // chỉ số đánh dấu bắt đầu của một băng thông mới
bw_max = 0
for i từ 0 đến len(Giá_trị_s11) - 1:
    if S11_values[i] ≤ 0.32: // kiểm tra ngưỡng  $S_{11}$  ( $0.32 \approx -10$  dB)
        if  $t$  là None:
             $t \leftarrow i$  // đánh dấu điểm bắt đầu băng thông
        else
            if  $t$  khác None:
                bw ← frequencies [i - 1] - frequencies [t]
                if  $f_l$  là None hoặc bw > bw_max:
                     $f_l \leftarrow \text{frequencies [t]}$ 
                     $f_2 \leftarrow \text{frequencies [i - 1]}$ 
                    bw_max ← bw
                     $t \leftarrow \text{None}$ 
            if  $t$  khác None:
                bw ← frequencies [-1] - frequencies [t]
                if  $f_l$  là None hoặc bw > bw_max:
                     $f_l \leftarrow \text{frequencies [t]}$ 
                     $f_2 \leftarrow \text{frequencies [-1]}$ 
            if  $f_l$  hoặc  $f_2$  là None:
                 $f_l = f_2 \leftarrow 8$ 
Return  $f_l, f_2$ 

```

2.3.2 Xây dựng hàm chi phí C

Khi có được f_l, f_2 , ta thực hiện tính toán hàm chi phí C :

$$C = \omega \frac{f_1}{f_2} + (1 - \omega) \left| \frac{f_1 + f_2}{2f_0} - 1 \right|$$

Trong đó ω là trọng số của thành phần băng thông trong hàm C , $\omega \in [0, 1]$

f_0 là tần số trung tâm mong muốn

Trong hàm C trên gồm có 2 thành phần, thành phần đầu tiên là băng thông biểu diễn qua tỉ số $\frac{f_1}{f_2}$. Tỉ số này càng nhỏ thì băng thông càng rộng. Thành phần thứ hai là tần số trung tâm được biểu diễn qua hàm $\left| \frac{f_1 + f_2}{2f_0} - 1 \right|$ giúp đo lường sự sai khác giữa tần số trung tâm mong muốn (f_0) và tần số trung tâm thu được. Các giá trị của hai thành phần trên được chuẩn hóa về phạm vi $[0, 1]$. Trọng số ω kiểm soát tầm quan trọng của các thành phần trong tổng chi phí. Giá trị ω càng gần 1, thì thành phần băng thông càng quan trọng. Ở đây ta đặt $\omega = 0,2$. Bằng việc tìm kiếm giá trị cực tiểu của hàm C , ta có thể tìm ra được sự cân bằng tối ưu giữa việc đạt được tần số trung tâm mong muốn và tối đa hóa băng thông.

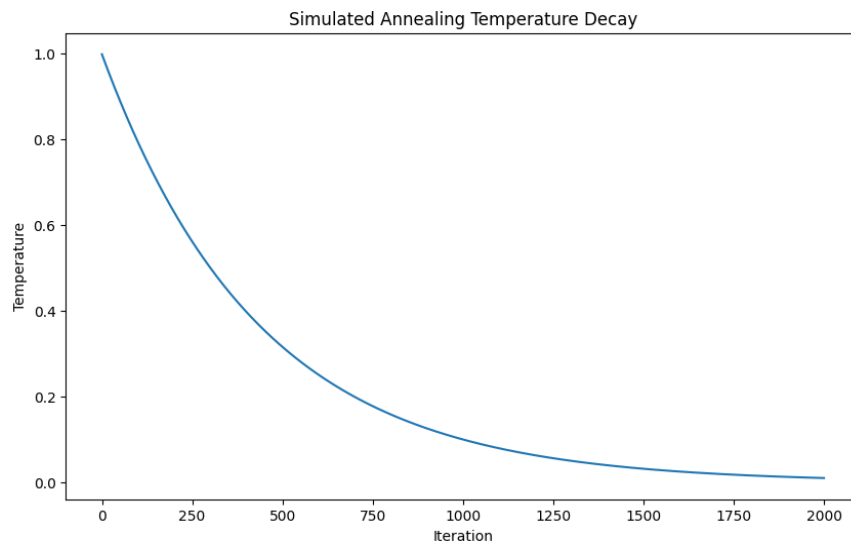
2.3.3 Lựa chọn mô hình làm mát

Chúng ta sử dụng mô hình làm lạnh theo hàm mũ:

$$T(t) = T_0 * \alpha^t$$

Với α là tốc độ làm mát, t là số lần lặp, T_0 là nhiệt độ khởi tạo.

Trong bài toán này, ta đặt $T_0 = 1$; $\alpha = 0,9977$; $t = 2000$. Dưới đây là đồ thị thể hiện sự thay đổi nhiệt độ qua mỗi vòng lặp. Ở các vòng lặp đầu, khi nhiệt độ còn cao, thuật toán chấp nhận nhiều giải pháp khác nhau, kể cả những giải pháp có chi phí cao hơn, để tránh bị kẹt ở các cực trị cục bộ. Càng về các vòng lặp cuối, khi nhiệt độ đã giảm thì thuật toán tập trung vào việc khai thác các giải pháp tốt hơn và ổn định hơn giúp thuật toán hội tụ dần đến các giải pháp tối ưu hoặc gần tối ưu.



Hình 25 – Đồ thị biểu diễn sự thay đổi của nhiệt độ T qua mỗi vòng lặp

Việc lựa chọn các giá trị khởi tạo như trên cho phép thuật toán SA thể hiện sự cân bằng giữa khả năng khám phá không gian giải pháp và tốc độ hội tụ. Nhiệt độ khởi tạo cao cho phép thuật toán thoát khỏi các điểm cực tiểu cục bộ, trong khi tốc độ làm mát

chậm đảm bảo tìm kiếm kỹ lưỡng trước khi hội tụ. Số lần lặp lớn cung cấp đủ thời gian để thuật toán tìm ra giải pháp tối ưu.

2.3.4 Xây dựng thuật toán SA

Tiếp đến, chúng ta xây dựng thuật toán SA qua đoạn mã giả:

Thuật toán SA:

Đầu vào: Mô hình ANN, nhiệt độ khởi tạo: `initial_temperature`, tốc độ làm mát: `cooling_rate`, số lần lặp: `iterations`.

Đầu ra: Giải pháp tốt nhất, Chi phí tốt nhất

// khởi tạo các giá trị

`current_solution` \leftarrow `generate_solution()` // tạo ngẫu nhiên một bộ kích thước

`current_cost` \leftarrow `cost_function(current_solution)` // tính chi phí tương ứng

`best_solution` \leftarrow `current_solution`

`best_cost` \leftarrow `current_cost`

`temperature` \leftarrow `initial_temperature`

for `i` từ 0 đến `iterations - 1`:

`new_solution` \leftarrow `generate_solution()` // tạo một bộ kích thước lân cận bộ kích thước hiện tại bằng cách thay đổi 1 tham số kích thước trong bộ.

`new_cost` \leftarrow `cost_function(new_solution)`

if `new_cost` < `current_cost` or `random()` < $e^{\frac{-(\text{new_cost} - \text{current_cost})}{\text{temperature}}}$

`current_solution` \leftarrow `new_solution`

`current_cost` \leftarrow `new_cost`

if `new_cost` < `best_cost`:

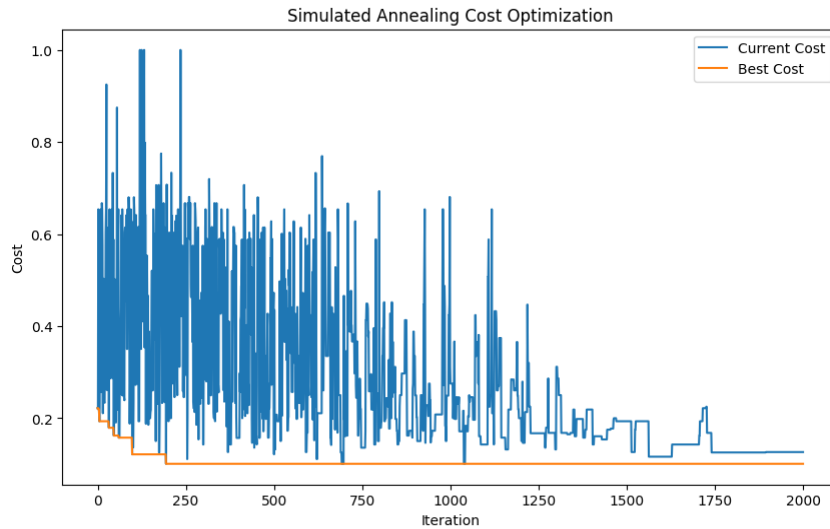
`best_solution` \leftarrow `new_solution`

`best_cost` \leftarrow `new_cost`

`temperature` \leftarrow `temperature` * `cooling_rate` // giảm nhiệt theo mô hình hàm mũ

return `best_solution`, `best_cost`

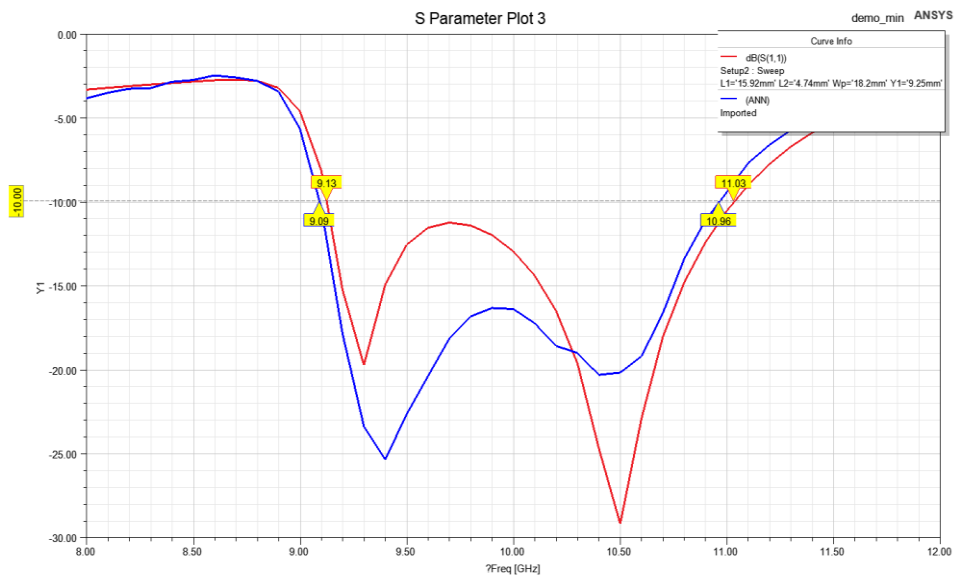
Dưới đây là đồ thị cho thấy sự thay đổi của chi phí qua mỗi vòng lặp. Ở giai đoạn đầu, thuật toán nhanh chóng tìm được những giải pháp tốt, chi phí giảm mạnh. Thuật toán tiếp tục tìm kiếm và chấp nhận cả những giải pháp kém hơn để thoát khỏi điểm cực tiểu cục bộ. Chi phí dao động nhưng vẫn có xu hướng giảm. Ở giai đoạn cuối, thuật toán đã tìm được một vùng giải pháp tốt, chi phí giảm chậm lại và gần như hội tụ.



Hình 26 – Đồ thị biểu diễn sự thay đổi của chi phí C qua mỗi vòng lặp

2.4 So sánh kết quả tính toán với kết quả mô phỏng trên HFSS

Sau khi chạy toàn bộ chương trình, ta thu được kết quả là một bộ kích thước như sau: $(L1, L2, Wp, Y) = (15.92, 4.74, 18.2, 9.25)$ (mm). Sử dụng ANN để dự đoán đồ thị S_{11} của bộ kích thước này, đồng thời mô phỏng trên HFSS ta được kết quả như sau:



Hình 27 – Đồ thị S_{11} của ăng-ten vi dải có bộ kích thước tìm được do ANN dự đoán và do HFSS mô phỏng

	f_1 (GHz)	f_2 (GHz)	f_0 (GHz)	BW (%)
ANN dự đoán	9.09	10.96	10.03	18.65
HFSS mô phỏng	9.13	11.03	10.08	18.85

Bảng 4 – Kết quả băng thông ăng-ten vi dải có bộ kích thước tìm được do ANN dự đoán và do HFSS mô phỏng

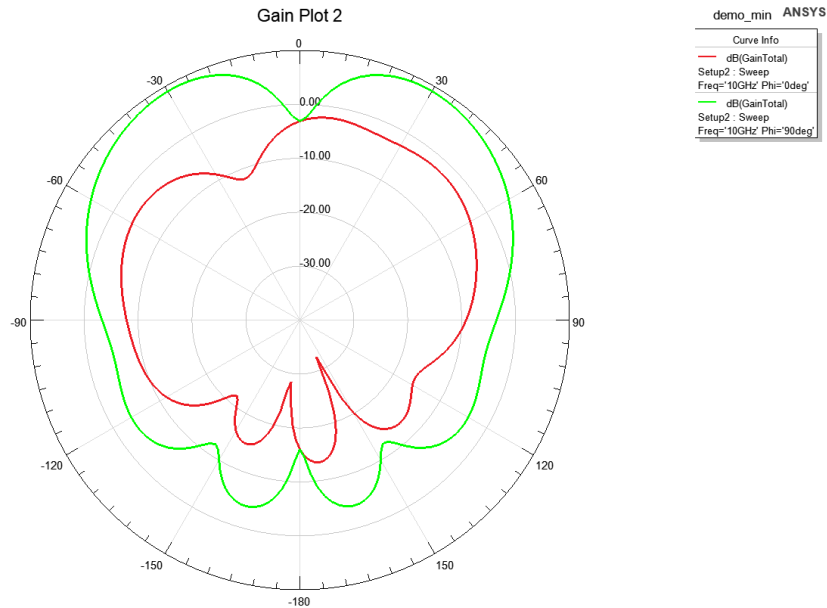
Qua Bảng 4, ta thấy kết quả dự đoán (f_1 ; f_2) của ANN có sai lệch ít với kết quả dựa trên mô phỏng HFSS. Điều này cho thấy mô hình ANN đã xây dựng có khả năng dự đoán là tương đối tốt.

Vì HFSS có thể chạy mô phỏng bốn mẫu cùng một lúc nên thời gian để tạo tập 1200 dữ liệu là khoảng 8 tiếng. Thời gian để lập mô hình ANN và chạy thuật toán SA là 5.15 phút. So với thuật toán SA truyền thống gọi mô phỏng EM liên tục trong suốt quá trình tối ưu ăng-ten, phương pháp kết hợp ANN với SA có thể tiết kiệm thời gian hơn và cải thiện hiệu suất của thiết kế ăng-ten. Thời gian thực hiện của các phương pháp được thể hiện ở Bảng 5 sau đây:

	Thời gian
Thuật toán SA truyền thống	50.63 giờ [6]
SVM	7.5 giờ (tạo tập dữ liệu) + 11.08 giờ (lập mô hình) [6]
Phương pháp kết hợp ANN và SA	8 tiếng (tạo tập dữ liệu) + 5.15 phút (lập mô hình ANN và chạy thuật toán SA)

Bảng 5 – Thời gian chạy của thuật toán SA truyền thống, phương pháp SVM và phương pháp kết hợp ANN với SA

Ta có đồ thị bức xạ của ăng-ten có bộ kích thước ($L1$, $L2$, Wp , Y) = (15.92, 4.74, 18.2, 9.25) (mm) khi chạy trên HFSS như hình:



Hình 28 – Đồ thị bức xạ của ăng-ten có bộ kích thước tìm được khi chạy trên HFSS

Khi $\varphi = 90^\circ$, đồ thị bức xạ không đạt đỉnh tại $\theta = 0^\circ$. Nhóm vẫn chưa tìm ra được nguyên nhân dẫn đến hiện tượng này.

2.5 Ưu điểm của phương pháp kết hợp ANN với thuật toán SA trong tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng

So với các phương pháp truyền thống, phương pháp kết hợp mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) với thuật toán mô phỏng luyện kim (SA) mang lại nhiều ưu điểm hơn trong việc tối ưu hóa ăng-ten vi dải băng rộng:

- Khả năng tìm kiếm giải pháp tối ưu trên toàn bộ không gian thiết kế, giúp tránh bị mắc kẹt tại các cực tiểu cục bộ. Nhờ vậy, phương pháp này có thể đạt được hiệu suất ăng-ten tốt hơn, bao gồm độ lợi cao, VSWR thấp và độ dải tần rộng.
- Tốc độ tối ưu hóa nhanh hơn so với các phương pháp truyền thống, do ANN có khả năng học hỏi và xử lý thông tin một cách nhanh chóng, kết hợp với SA giúp tiết kiệm chi phí và thời gian nghiên cứu.
- Khả năng thích ứng cao do ANN có thể học hỏi từ dữ liệu mô phỏng hoặc đo lường thực tế, giúp nó thích ứng với các điều kiện môi trường và yêu cầu thiết kế khác nhau. Nhờ vậy, phương pháp này có thể tối ưu hóa ăng-ten cho nhiều ứng dụng khác nhau, từ hệ thống thông tin di động đến hệ thống radar.
- Phương pháp kết hợp ANN và thuật toán SA có thể được thực hiện bằng các phần mềm mô phỏng điện từ phổ biến, giúp người dùng dễ dàng tiếp cận và sử dụng.

Nhìn chung, phương pháp kết hợp ANN và thuật toán SA là một công cụ mạnh mẽ và hiệu quả để tối ưu hóa ăng-ten vi dải băng rộng, mang lại nhiều ưu điểm hơn so với các phương pháp truyền thống.

2.6 Nhược điểm của phương pháp kết hợp ANN với thuật toán SA trong tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng

Mặc dù phương pháp kết hợp sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và thuật toán mô phỏng luyện kim (SA) để thiết kế ăng-ten vi dải băng rộng cung cấp một số lợi thế về tốc độ và hiệu quả, nhưng nó cũng có những nhược điểm cần được xem xét:

- Hiệu suất của ANN phụ thuộc rất nhiều vào chất lượng và tính toàn diện của tập dữ liệu huấn luyện. Nếu tập dữ liệu không đa dạng hoặc không đại diện cho toàn bộ không gian thiết kế, ANN có thể không khái quát hóa tốt cho các cấu hình ăng-ten chưa thấy. Điều này có thể dẫn đến các thiết kế không tối ưu hoặc hiệu suất kém trong các tình huống thực tế.
- Mặc dù ANN có thể dự đoán được các đáp ứng EM của ăng-ten dựa trên các tham số hình học, nhưng chúng không cung cấp cái nhìn về các nguyên tắc vật lý cơ bản chi phối các đáp ứng này. Điều này cản trở khả năng phân tích và giải thích các hiện tượng đằng sau hiệu suất của ăng-ten, điều cần thiết để cải thiện và tối ưu hóa thiết kế.
- Việc huấn luyện ANN có thể tốn kém về mặt tính toán, đặc biệt là đối với các mạng lớn hoặc tập dữ liệu lớn. Ngoài ra, thuật toán SA có thể yêu cầu nhiều lần lặp để hội tụ đến một giải pháp tối ưu, làm tăng thêm chi phí tính toán.

KẾT LUẬN

Trong quá trình thực hiện Đồ án I, nhóm em đã được làm quen, nghiên cứu về mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và thuật toán mô phỏng luyện kim (SA) cũng như được ôn tập lại kiến thức về ăng-ten nói chung, ăng-ten vi dải nói riêng. Phương pháp kết hợp giữa ANN và thuật toán SA được dùng để tối ưu ăng-ten vi dải băng rộng với tần số trung tâm cho trước là 10 GHz. ANN khi được huấn luyện tốt có thể mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa bộ thông số hình học với đáp ứng EM của ăng-ten. Thuật toán SA được dùng để tối ưu băng thông của ăng-ten. Các khe đối xứng cũng được thêm vào trên tấm Patch giúp mở rộng băng thông. Dải tần của ăng-ten sau khi áp dụng phương pháp này là từ 9.09 đến 10.96 GHz, tần số trung tâm 10.03 GHz với băng thông là 18.65% trong khi dải tần khi chạy trên mô phỏng HFSS là từ 9.13 đến 11.03 GHz, tần số trung tâm 10.08 GHz với băng thông là 18.85%. Kết quả tính toán bằng phương pháp kết hợp ANN và thuật toán SA có sự tương đồng với kết quả mô phỏng bằng HFSS, cho thấy tính khả thi của nó trong việc thiết kế ăng-ten băng rộng.

Tuy nhiên, phương pháp này yêu cầu tập dữ liệu phải đa dạng, toàn diện, khái quát được toàn bộ không gian thiết kế và chưa có khả năng phân tích, giải thích các hiện tượng đằng sau của ăng-ten vì nó không cung cấp cái nhìn về các nguyên tắc vật lý cơ bản chi phối các đáp ứng EM.

Bên cạnh đó, ta có thể cân nhắc việc phát triển các kiến trúc ANN mới, các mô hình đáp ứng EM hiệu quả hơn giúp giảm thời gian huấn luyện và cải thiện độ chính xác của mô hình; hay việc kết hợp SA với các kỹ thuật tối ưu hóa khác cũng có thể cải thiện hiệu suất tìm kiếm hoặc sử dụng các kỹ thuật học chuyển (Transfer Learning) để huấn luyện ANN từ các tập dữ liệu mô phỏng nhỏ hơn, giúp giảm chi phí và thời gian.

Nhóm em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến cô Đoàn Thị Ngọc Hiền và các anh chị trong lab đã dành thời gian tận tình hướng dẫn, chỉ bảo cho nhóm trong suốt quá trình thực hiện Đồ án. Đây cũng là thành quả cho sự nghiêm túc học tập và nghiên cứu của nhóm. Tuy nhiên, do thời gian và điều kiện còn hạn chế, báo cáo vẫn còn có một số thiếu sót. Nhóm em rất mong nhận được những ý kiến đóng góp quý báu của cô để hoàn thiện báo cáo trong thời gian tới.

Nhóm em xin trân trọng cảm ơn!

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] S. Babu and G. Kumar, "Parametric study and temperature sensitivity of microstrip antennas using an improved linear transmission line model," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 47, no. 2, pp. 221-226, Feb. 1999.
- [2] Q. Xu, S. Zeng, F. Zhao, R. Jiao, and C. Li, "On formulating and designing antenna arrays by evolutionary algorithms," *IEEE Trans. Antenna Propag.*, vol. 69, no. 2, pp. 1118-1129, Feb. 2021.
- [3] X. Liu et al., "Ultrabroadband all-dielectric transmitarray designing based on genetic algorithm optimization and 3-D print technology," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 69, no. 4, pp. 2003-2012, Apr. 2021.
- [4] Y.-F. Liu, L. Peng, and W. Shao, "An efficient knowledge-based artificial neural network for the design of circularly polarized 3-D-printed lens antenna," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 70, no. 7, pp. 5007-5014, Jul. 2022.
- [5] C. Cui, W. T. Li, X. T. Ye, Y. Q. Hei, P. Rocca, and X. W. Shi, "Synthesis of mask-constrained pattern-reconfigurable nonuniformly spaced linear arrays using artificial neural networks," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 70, no. 6, pp. 4355-4368, Jun. 2022.
- [6] Y. He, J. Huang, W. Li, L. Zhang, S.-W. Wong, and Z. N. Chen, "Hybrid Method of Artificial Neural Network and Simulated Annealing Algorithm for Optimizing Wideband Patch Antennas," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 72, no. 1, pp. 944-949, Jan. 2024.
- [7] C. A. Balanis, "Microstrip Antennas," in *Antenna Theory: Analysis and Design, third edition*, WILEY Interscience, pp. 811-882.
- [8] S. A. R. Parizi, "Bandwidth Enhancement Techniques," in *Trends in Research on Microstrip Antennas*, InTechOpen, 2017, pp. 3-37.
- [9] R. B. Waterhouse, *Microstrip Patch Antennas: A Designer's Guide*, New York: Springer Science & Business Media, 2003.

- [10] S. I. Latif, L. Shafai, and S. K. Sharma, "Bandwidth Enhancement and Size Reduction of Microstrip Slot Antennas," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 53, no. 3, pp. 994-1003, Mar. 2005.
- [11] G. Kumar and K. P. Ray, *Broadband Microstrip Antennas*, Boston: Artech House, 2003.
- [12] D. Delahaye, S. Chaimatanan, and M. Mongeau, "Simulated Annealing: From Basics to Applications," in *Handbook of Metaheuristics*, Springer, 2019, pp. 1-35.