

----- ∞ ∞ -----



Đề tài: Dãy an-ten ứng dụng triệt can nhiễu

Giảng viên: **PGS. TS Đỗ Hồng Tuấn**

Sinh viên thực hiện: Lê Đức Minh Nhật

MSSV: 2013994

TP. Hồ Chí Minh, tháng 5 năm 2023

MỤC LỤC

MỤC LỤC	2
MỞ ĐẦU	3
CHƯƠNG I. GIỚI THIỆU VỀ HỆ THỐNG AN-TEN THÔNG MINH	4
I.1. Hệ thống an-ten thông minh:.....	4
I.2. Sự phát triển của hệ thống an-ten thông minh và các lợi ích của hệ thống: .	4
I.2.1. Sự phát triển của hệ thống an-ten thông minh:	4
I.2.2. Các lợi ích của hệ thống an-ten thông minh:	5
CHƯƠNG II: LÝ THUYẾT VỀ DÂY AN-TEN TUYẾN TÍNH	7
II.1. Dây an-ten tuyến tính:	7
II.1.1. Dây 2 phần tử:	7
II.1.2. Dây tuyến tính N phần tử đồng nhất:	8
II.2. Trọng số dây an-ten:	10
II.3. Dây an-ten tròn:	12
CHƯƠNG III. CÁC GIẢI THUẬT ỨNG DỤNG DÂY AN-TEN THÔNG MINH VÀO VIỆC TRIỆT CAN NHIỄU	14
III.1. Cơ bản về trọng số chùm tia cố định:	14
III.1.1. Tối đa tỉ số tín hiệu – can nhiễu SIR (Maximum Signal to Interference):	14
III.1.2. Tối thiểu lỗi bình phương trung bình MSE (Minimum mean-square error):	17
III.1.3. Tối đa khả năng ML (Maximum likelihood):	18
III.1.4. Tối thiểu phương sai MV (Minimum Variance):	19
III.2. Định dạng chùm tia thích ứng (Adaptive Beamforming):.....	20
III.3. Mô phỏng định dạng chùm tia thích ứng (Adaptive Beamforming) dựa trên MATLAB:.....	35
III.3.1. Thống kê về các phương pháp:	35
III.3.2. Mở rộng các phương pháp trên với dây tròn:	40
KẾT LUẬN	46
TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	47
PHỤ LỤC	48

MỞ ĐẦU

Hiện nay, thế giới đã phát triển đến mạng 5G, thế hệ thứ năm của công nghệ di động không dây, cung cấp tốc độ tải lên và tải xuống nhanh hơn, kết nối ổn định hơn và dung lượng được cải thiện so với các mạng trước đây. Việc phát triển mạng 5G dựa trên nền tảng là các công nghệ : Milimeter waves (sóng milimet), Small Cell... và nổi bật trong đó là công nghệ Massive MIMO. MIMO viết tắt của Multiple Input Multiple Output (nhiều cổng vào và nhiều cổng ra). Trạm 4G ngày nay có khoảng 12 cổng anten xử lý lưu lượng còn trạm Massive MIMO có thể hỗ trợ hàng trăm cổng, do đó sử dụng Massive MIMO có thể làm tăng dung lượng của mạng lên gấp 22 lần hoặc nhiều hơn [1]. Tuy nhiên, Massive MIMO cũng đi kèm với các vấn đề riêng của nó, trong số đó bao gồm cả khả năng triệt can nhiễu, khi mà các hệ thống anten di động phát và thu thông tin từ mọi hướng thì can nhiễu là một yếu tố không thể tránh khỏi. Triệt can nhiễu cũng là một vấn đề chung trong ngành viễn thông, phát triển các phương pháp triệt can nhiễu là yếu tố không thể thiếu khi hệ thống viễn thông ngày càng phát triển và nâng cao.

Nhận thấy tính cấp thiết của vấn đề này, dưới sự hướng dẫn của GVHD, em đã lựa chọn nghiên cứu đề tài «Hệ thống anten thông minh triệt can nhiễu », được chia thành 4 chương như sau :

Chương 1: Giới thiệu về hệ thống anten thông minh.

Chương 2 : Lý thuyết về dãy anten tuyến tính và mở rộng với hệ thống anten tròn.

Chương 3: Các giải thuật ứng dụng dãy anten thông minh vào việc triệt can nhiễu.

Lý thuyết và các phương trình toán học trong đồ án đều được tham khảo từ sách “Smart Antennas for Wireless Communications with MATLAB” – Frank Gross.

CHƯƠNG I: GIỚI THIỆU VỀ HỆ THỐNG AN-TEN THÔNG MINH

I.1. Hệ thống an-ten thông minh:

Thuật ngữ an-ten thông minh (Smart antenna) thường đề cập tới bất kỳ dãy an-ten nào, kết thúc là một bộ xử lý tín hiệu phức tạp, có thể điều chỉnh thích ứng mô hình chùm tia riêng của nó để nhấn mạnh (emphasize) các tín hiệu mong muốn và giảm thiểu tối đa các tín hiệu can nhiễu. An-ten thông minh thường bao gồm hệ thống chuyển đổi và thích ứng dạng chùm tia. Hệ thống này cho phép các an-ten điều khiển chùm tia đến hướng mong muốn đồng thời triệt tiêu các can nhiễu.

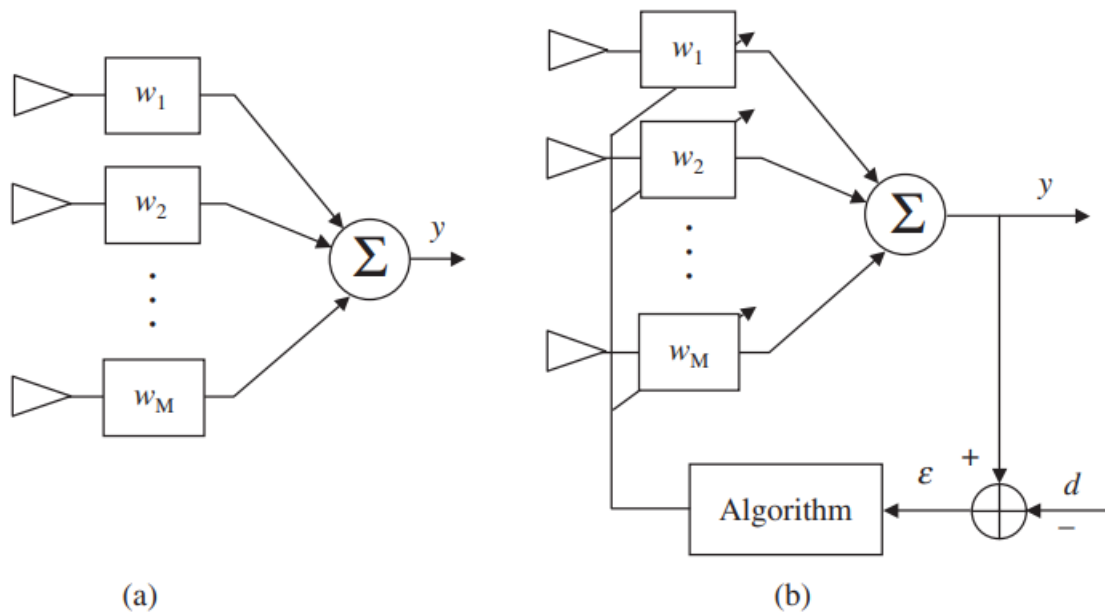


Figure 1.1 (a) Traditional array (b) Smart antenna.

Hình 1.1 cho thấy sự khác biệt giữa hệ thống an-ten truyền thống và an-ten thông minh. An-ten thông minh được thiết kế để thích ứng cho các sự thay đổi của tín hiệu, tối ưu hóa bởi các thuật toán. Với ví dụ ở trên, thuật toán tối ưu dựa trên độ sai lệch giữa tín hiệu mong muốn và ngõ ra của dãy.

I.2. Sự phát triển của hệ thống an-ten thông minh và các lợi ích của hệ thống:

I.2.1. Sự phát triển của hệ thống an-ten thông minh:

Có hai lí do chính cho nhu cầu ngày càng lớn đối với an-ten thông minh:

Thứ nhất, công nghệ cho bộ chuyển đổi tín hiệu tương tự sang kỹ thuật số (ADC) tốc độ cao và xử lý tín hiệu kỹ thuật số (DSP) tốc độ cao đang phát triển với tốc độ báo động. Trước đây, an-ten thông minh, hay dãy thích ứng, bị giới hạn về khả năng vì các thuật toán thích ứng thường được sử dụng cho phần cứng tương tự. Với sự phát triển của ADC và DSP, những thứ từng được thiết lập ở phần cứng có thể được thiết lập số

hóa và cực kỳ nhanh chóng. Các bộ ADC bây giờ có độ phân giải từ 8 – 24 bit và tốc độ lấy mẫu lên tới 20 GSa/s. Đồng thời, bộ chuyển đổi dữ liệu siêu dẫn có thể lấy mẫu dữ liệu ở tốc độ lên tới 100 GSa/s. Do đó việc số hóa trực tiếp các tín hiệu vô tuyến có thể được thực hiện trong nhiều ứng dụng vô tuyến. Ít nhất, ADC có thể được áp dụng trong các tần số trung tần trong ứng dụng tần số vô tuyến cao hơn. Điều này cho phép xử lý tín hiệu được xác định trong phần mềm gần “front end” của bộ thu. Thêm vào đó, DSP có thể thực hiện với xử lý đồng thời tốc độ cao sử dụng FPGA. Hiện nay đã có sẵn các FPGA với tốc độ lên tới 256 BMACS (Billion multiply accumulates per second – Tỷ nhân tích lũy mỗi giây). Do đó, các lợi ích của hệ thống an-ten thông minh ngày càng tăng theo sự tăng trưởng cấp số nhân trong công nghệ kỹ thuật số.

Thứ hai, nhu cầu toàn cầu với mọi hình thức của hệ thống thông tin không dây và cảm biến tiếp tục tăng trưởng với tốc độ vô cùng nhanh chóng. An-ten thông minh là ứng dụng thực tế của xử lý tín hiệu dây thích ứng và được ứng dụng cho nhiều lĩnh vực: *thông tin không dây di động; hệ thống mạng cục bộ không dây WLAN; hệ thống lắp cục bộ không dây WLL; Internet di động; hệ thống mạng đô thị không dây WMAN; dịch vụ liên lạc cá nhân dựa trên radar; radar; radar phổ biến; các dạng viễn thám; mạng “ad hoc” di động MANET; hệ thống thông tin tốc độ cao; hệ thống thông tin radar; hệ thống MIMO; hệ thống đa dạng sóng.*

Sự tăng trưởng nhanh chóng của hệ thống viễn thông chứng minh rằng sự kết hợp của an-ten thông minh tăng khả năng của hệ thống và tốc độ dữ liệu. Dự đoán, Hoa Kỳ sẽ chi 137 tỷ đô cho ngành viễn thông vào năm 2006, và con số này của thế giới nhanh chóng đạt đến 3000 tỷ đô.

I.2.2. Các lợi ích của hệ thống an-ten thông minh:

Hệ thống an-ten thông minh có rất nhiều lợi ích quan trọng trong ứng dụng vô tuyến cũng như cảm biến và radar.

Trong lĩnh vực ứng dụng không dây di động, an-ten thông minh có thể cung cấp dung lượng hệ thống cao hơn bằng cách hướng các chùm hẹp về phía người dùng mong muốn, trong khi vô hiệu hóa những người dùng khác. Điều này cho phép tỷ lệ tín hiệu trên can nhiễu (SIR) cao hơn, mức năng lượng thấp hơn và cho phép tái sử dụng tần số lớn hơn trong cùng một ô. Khái niệm này được gọi là đa truy cập phân chia theo không gian (SDMA).

Một lợi ích khác của an-ten thông minh là giảm thiểu ảnh hưởng có hại của “đa đường” (multipath). Một thuật toán mô-đun không đổi, điều khiển an-ten thông minh, có thể được triển khai để vô hiệu hóa tín hiệu đa đường. Điều này sẽ làm giảm đáng kể hiện tượng mờ dần trong tín hiệu nhận được. Tốc độ dữ liệu cao hơn có thể được thực hiện vì an-ten thông minh có thể đồng thời giảm cả nhiễu đồng kênh và mờ dần đa đường. Sự giảm đa đường không chỉ mang lại lợi ích cho thông tin di động mà còn áp dụng cho nhiều ứng dụng của các hệ thống radar.

An-ten thông minh có thể được sử dụng để nâng cao kỹ thuật *tìm hướng (DF)* bằng cách *tìm góc tới (AOA)* chính xác hơn. Một loạt kỹ thuật ước lượng quang phổ có thể được kết hợp, có khả năng cô lập AOA với độ chính xác góc vượt quá độ phân giải của dãy. Việc ước tính chính xác góc tới (AOA) đặc biệt có lợi trong các hệ thống radar để chụp ảnh các đối tượng hoặc theo dõi chính xác các đối tượng chuyển động. Khả năng tìm hướng (DF) của an-ten thông minh cũng tăng cường các dịch vụ định vị địa lý cho phép hệ thống không dây xác định tốt hơn vị trí của một người dùng di động cụ thể. Ngoài ra, an-ten thông minh có thể hướng chùm tia chính của dãy tới các tín hiệu mong muốn ngay cả khi không có tín hiệu tham chiếu hoặc trình tự huấn luyện. Khả năng này được gọi là tạo chùm tia thích ứng mù (blind adaptive beamforming).

Đặc biệt trong hệ thống thông tin MIMO và hệ thống radar MIMO đa dạng dạng sóng. Vì các dạng sóng khác nhau được truyền đi từ mỗi phần tử trong dãy phát và được kết hợp ở dãy thu, nên an-ten thông minh sẽ đóng vai trò sửa đổi các dạng bức xạ để tận dụng tốt nhất sự hiện diện của đa đường. Với radar MIMO, an-ten thông minh có thể khai thác tính độc lập giữa các tín hiệu khác nhau ở mỗi phần tử dãy để sử dụng tính năng nhấp nháy mục tiêu để cải thiện hiệu suất, tăng độ phân giải dãy và giảm thiểu nhiễu loạn.

Tổng kết, các lợi ích của hệ thống an-ten thông minh có thể được liệt kê như sau: *Cải thiện khả năng của hệ thống; Tăng băng tần tín hiệu cho phép; Phân chia không gian đa truy cập (SDMA); Tăng tỉ lệ tín hiệu-can nhiễu SIR; tăng tái sử dụng tần số; Giảm thiểu búp bên hoặc điều khiển các điểm triệt tiêu; Giảm thiểu đa đường; Khôi phục mô-đun không đổi cho tín hiệu điều chế pha; Thích ứng điểm mù; Cải thiện ước lượng góc tới và tìm hướng; Theo dõi tức thời các nguồn di chuyển; Giảm các chấm trong hình ảnh radar; Triệt tiêu các xáo trộn (nhiều); Tăng độ phân giải dãy; Tăng mức độ tự do của tín hiệu; Khả năng tương thích của MIMO trong cả thông tin liên lạc và radar.*

CHƯƠNG II: LÝ THUYẾT VỀ DÂY AN-TEN TUYẾN TÍNH

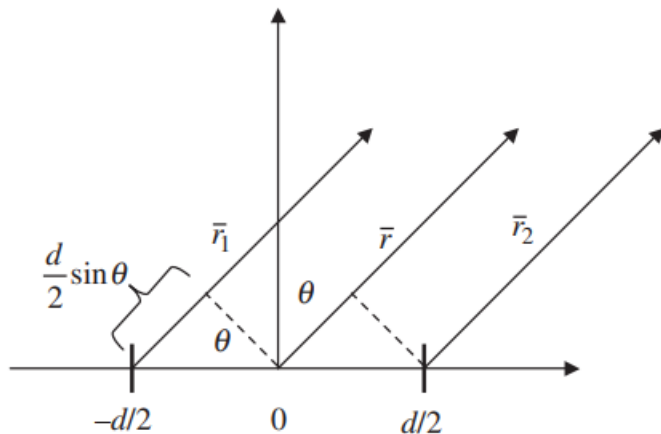
II.1. Dây an-ten tuyến tính:

Là hình học dây đơn giản nhất, tất cả các phần tử đều được sắp xếp dọc theo một đường thẳng và thống nhất về khoảng cách giữa các phần tử. Các dây tuyến tính giúp phân tích đơn giản nhất và có thể thu được nhiều thông tin chi tiết giá trị bằng cách hiểu sự vận hành của dây.

II.1.1. Dây 2 phần tử:

Là dây cơ bản, đơn giản nhất để phân tích, thể hiện hành vi chung giống như các dây lớn, nhiều phần tử hơn và là sự bắt đầu tốt để hiểu mối quan hệ giữa các phần tử dây liên kề.

Hình sau cho thấy hai lưỡng cực vô cùng nhỏ phân cực thẳng đứng thẳng hàng theo trục y và cách nhau 1 khoảng d. Điểm trường nằm cách gốc tọa độ 1 khoảng $r \gg d$. Do đó có thể giả sử các vector khoảng cách r_1, r_2, r xấp xỉ song song với nhau:



Do đó có thể xấp xỉ:

$$r_1 \approx r + \frac{d}{2} \sin \theta$$

$$r_2 \approx r - \frac{d}{2} \sin \theta$$

Giả sử rằng pha điện của phần tử 1 là $-\delta/2$ sao cho dòng pha của phần tử 1 là $I_0 e^{-j\frac{\delta}{2}}$, pha điện của phần tử 2 là $+\delta/2$ sao cho dòng pha của phần tử 2 là $I_0 e^{j\frac{\delta}{2}}$. Giả

sử $r_1 \approx r \approx r_2$ ở mẫu số, điện trường tổng:

$$\begin{aligned} E_\theta &= \frac{jk\eta I_0 e^{-j\frac{\delta}{2}} L \sin \theta}{4\pi r_1} e^{-jkr_1} + \frac{jk\eta I_0 e^{j\frac{\delta}{2}} L \sin \theta}{4\pi r_2} e^{-jkr_2} \\ &= \frac{jk\eta I_0 L \sin \theta}{4\pi r} e^{-jkr} \left[e^{-j\frac{(kd \sin \theta + \delta)}{2}} + e^{j\frac{(kd \sin \theta + \delta)}{2}} \right] \end{aligned}$$

Trong đó:

δ : độ lệch pha điện giữa 2 phần tử liên kề

L: độ dài lưỡng cực

θ : góc phương vị của dãy an-ten

d: khoảng cách giữa 2 phần tử

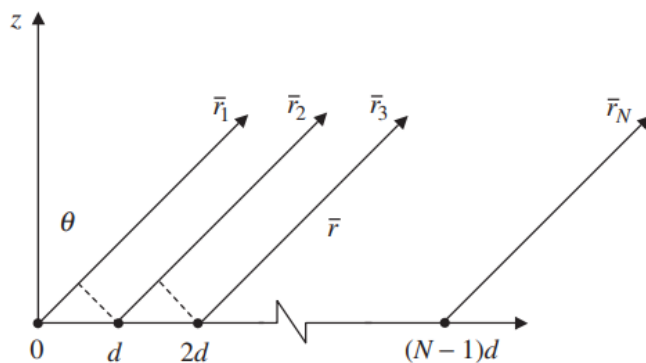
Hoặc có thể viết lại:

$$E_{\theta} = \underbrace{\frac{jk\eta I_0 L e^{-jkr}}{4\pi r} \sin \theta}_{\text{Element factor}} \cdot \underbrace{\left(2 \cos \left(\frac{(kd \sin \theta + \delta)}{2} \right) \right)}_{\text{Array factor}}$$

Trong đó hệ số phần tử (element factor) là biểu thức trường xa cho một lưỡng cực và hệ số dãy là hàm mẫu được liên kết với dạng dãy.

Trường xa (distant field) từ một dãy các phần tử giống hệt nhau luôn có thể được chia nhỏ thành tích của *hệ số phần tử (EF)* và *hệ số dãy (AF)*. Thực tế là mẫu an-ten có thể được nhân với mẫu hệ số dãy biểu thị một thuộc tính gọi là phép nhân mẫu. Do đó, dạng *trường xa (distant field)* của bất kỳ dãy an-ten nào luôn được cho bởi $(EF) \times (AF)$. AF phụ thuộc vào sự sắp xếp hình học của các phần tử dãy, khoảng cách của các phần tử và pha điện của từng phần tử.

II.1.2. Dãy tuyến tính N phần tử đồng nhất:



Dãy tuyến tính tổng quát hơn là dãy N phần tử. Để đơn giản hóa, giả sử rằng tất cả các phần tử đều cách đều nhau và có biên độ bằng nhau. Sau đó, có thể cho phép các phần tử an-ten có bất kỳ biên độ tùy ý nào. Giả thiết rằng phần tử thứ n dẫn trước phần tử $(n-1)$ bởi sự dịch pha điện

của δ radian. Sự dịch pha này có thể dễ dàng thực hiện bằng cách dịch pha của dòng an-ten đối với từng phần tử. Hình bên cho thấy một dãy tuyến tính phần tử N bao gồm các phần tử an-ten bức xạ đẳng hướng.

Giả thiết điều kiện trường xa là $r \gg d$, hệ số dãy được xác định:

$$AF = 1 + e^{j(kd \sin \theta + \delta)} + e^{j2(kd \sin \theta + \delta)} + \dots + e^{j(N-1)(kd \sin \theta + \delta)}$$

với δ là góc dịch pha từ phần tử này sang phần tử khác.

$$\text{Với } \psi = kd \sin \theta + \delta \text{ thì } AF = \sum_{n=1}^N e^{j(n-1)(kd \sin \theta + \delta)} = \sum_{n=1}^N e^{j(n-1)\psi}$$

(Nếu dãy được phân bố dọc theo trục z thì $\psi = kd \cos \theta + \delta$).

Vì mỗi phần tử đẳng hướng có biên độ thống nhất, toàn bộ hoạt động của dãy được quyết định bởi mối quan hệ pha giữa các phần tử. Pha tỷ lệ thuận với khoảng cách các phần tử theo bước sóng.

Có thể viết lại hệ số dãy theo vector dãy:

$$\bar{a}(\theta) = [1 e^{j(kd \sin \theta + \delta)} e^{j2(kd \sin \theta + \delta)} \dots e^{j(N-1)(kd \sin \theta + \delta)}]^T$$

Do đó có thể viết lại $AF = \text{sum}(\bar{a}(\theta))$ là tổng của các hệ số dãy.

Thực hiện các phép biến đổi:

$$e^{j\psi} \mathbf{AF} = e^{j\psi} + e^{j2\psi} + \dots + e^{jN\psi}$$

$$(e^{j\psi} - 1)\mathbf{AF} = (e^{jN\psi} - 1)$$

Do đó có thể viết lại AF:

$$\begin{aligned} \mathbf{AF} &= \frac{(e^{jN\psi} - 1)}{(e^{j\psi} - 1)} = \frac{e^{j\frac{N}{2}\psi} (e^{j\frac{N}{2}\psi} - e^{-j\frac{N}{2}\psi})}{e^{j\frac{\psi}{2}} (e^{j\frac{\psi}{2}} - e^{-j\frac{\psi}{2}})} \\ &= e^{j\frac{(N-1)}{2}\psi} \frac{\sin(\frac{N}{2}\psi)}{\sin(\frac{\psi}{2})} \end{aligned}$$

Thành phần $e^{j(N-1)\psi/2}$ giải thích cho tâm của dãy nằm ở $(N-1)d/2$, tạo ra sự dịch pha $(N-1)\psi/2$ trong hệ số dãy. Nếu dãy nằm ở gốc, biểu thức có thể được viết lại:

$$\mathbf{AF}_n = \frac{1}{N} \frac{\sin(\frac{N}{2}\psi)}{\sin(\frac{\psi}{2})}$$

Với $\psi/2$ rất nhỏ, có thể xấp xỉ:

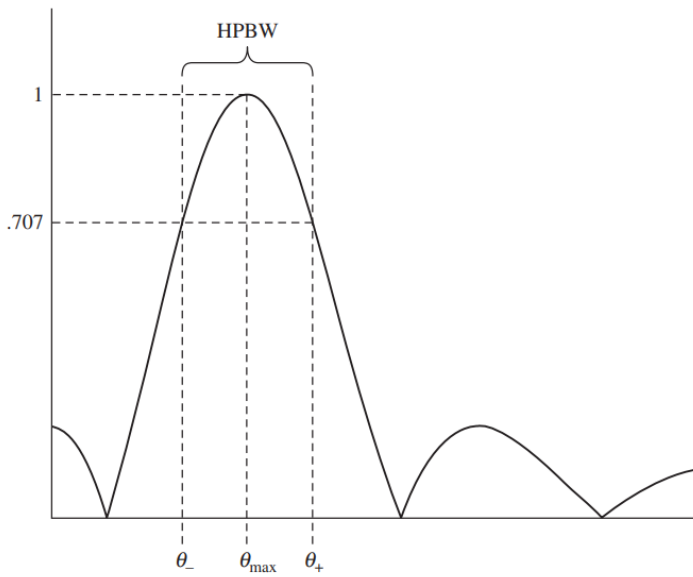
$$\mathbf{AF}_n \approx \frac{\sin(\frac{N}{2}\psi)}{\frac{N}{2}\psi}$$

Điểm 0 (*nulls*) của dãy: qua biểu thức trên có thể xác định các điểm 0 của dãy khi $N\psi/2 = \pm n\pi$:

$$\frac{N}{2}(kd \sin \theta_{\text{null}} + \delta) = \pm n\pi$$

Hoặc có thể tìm ra các góc điểm 0 (nulls):

$$\theta_{\text{null}} = \sin^{-1} \left(\frac{1}{kd} \left(\pm \frac{2n\pi}{N} - \delta \right) \right) \quad n = 1, 2, 3 \dots$$



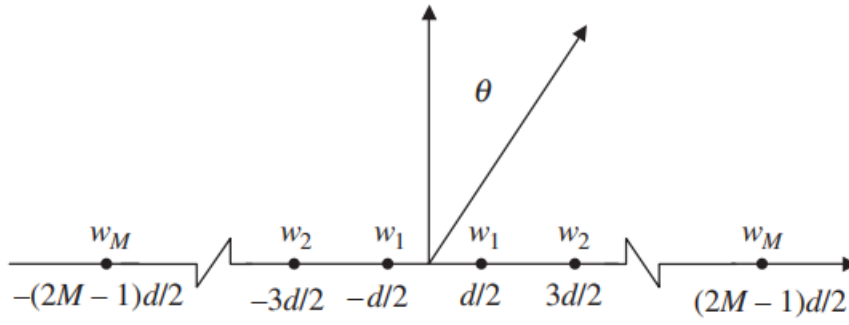
Băng thông (Beamwidth) của dãy: được xác định bởi khoảng cách góc giữa 2 điểm nửa công suất (-3dB) của búp chính, θ_+ và θ_- . Tại 2 điểm này, $AF_n = 0.707$ hay $(AF_n^2 = 0.5)$. Hình vẽ bên biểu diễn HPBW (Half-power beamwidth) của 1 dãy tuyến tính.

Với những dãy tuyến tính lớn, băng thông dãy đủ hẹp để HPBW có thể xấp xỉ:

$$\text{HPBW} = |2\theta_{\text{max}} - \theta_+| = |2\theta_{\text{max}} - \theta_-|$$

II.2. Trọng số dãy an-ten:

Từ các biểu thức trên, có thể thấy hệ số dãy có các búp bên. Đối với dãy tuyến tính có trọng số đồng đều, các búp bên lớn nhất giảm khoảng 24 phần trăm so với giá trị đỉnh. Sự xuất hiện của các búp bên có nghĩa là dãy đang tỏa năng lượng theo các hướng không định trước. Ngoài ra, do tính tương hỗ, dãy đang nhận năng lượng từ các hướng không mong muốn. Trong môi trường đa đường, các búp bên có thể nhận cùng một tín hiệu từ nhiều góc độ. Đây là cơ sở cho sự mờ dần tín hiệu trong hệ thống thông tin. Nếu đã biết góc truyền trực tiếp, tốt nhất là điều khiển chùm tia theo hướng mong muốn và định hình các búp bên để triệt tiêu các tín hiệu không mong muốn. Các búp bên có thể bị triệt tiêu bằng cách tạo trọng số, che đi hoặc tạo cửa sổ cho các phần tử dãy.



Hình bên cho thấy một dãy tuyến tính đối xứng với số phần tử N chẵn. Dãy được đánh trọng số đối xứng với các trọng số như đã chỉ ra.

Hệ số dãy được xác định bằng cách tính tổng các đầu ra có trọng số của từng phần tử sao cho:

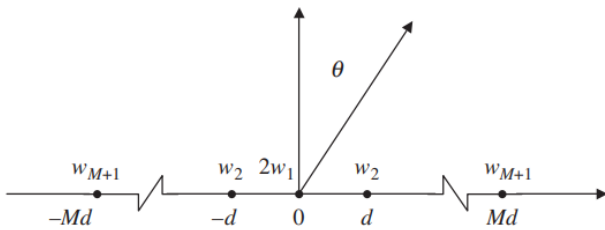
$$\begin{aligned} \text{AF}_{\text{even}} = & w_M e^{-j \frac{(2M-1)}{2} k d \sin \theta} + \dots + w_1 e^{-j \frac{1}{2} k d \sin \theta} \\ & + w_1 e^{j \frac{1}{2} k d \sin \theta} + \dots + w_M e^{j \frac{(2M-1)}{2} k d \sin \theta} \end{aligned}$$

Với $2M = N$ là tổng số các phần tử của dãy. Mỗi cặp số hạng hàm mũ áp dụng trong biểu thức trên tạo thành phức liên hợp, do đó, sử dụng đẳng thức Euler cho cosin:

$$\text{AF}_{\text{even}} = 2 \sum_{n=1}^M w_n \cos \left(\frac{(2n-1)}{2} k d \sin \theta \right)$$

Không mất tính tổng quát, chuẩn hóa với $u = \frac{\pi d}{\lambda} \sin \theta$:

$$\text{AF}_{\text{even}} = \sum_{n=1}^M w_n \cos((2n-1)u)$$



Tương tự, với dãy tuyến tính đối xứng với số phần tử $N = 2M+1$ lẻ, ta cũng có hệ số dãy được xác định như sau:

$$\text{AF}_{\text{odd}} = \sum_{n=1}^{M+1} w_n \cos(2(n-1)u)$$

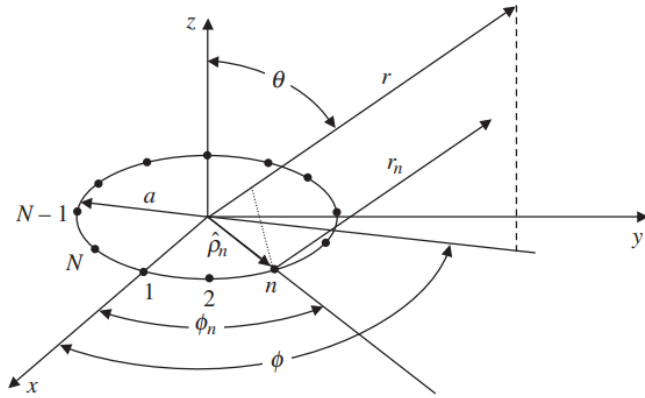
Thay thế bằng vector, ta có: $\text{AF} = \bar{\omega}^T \cdot \bar{a}(\theta)$ với $\bar{a}(\theta)$ là vector dãy và

$$\bar{\omega}^T = [\omega_M \ \omega_{M-1} \ \dots \ \omega_1 \ \dots \ \omega_{M-1} \ \omega_M]$$

Các trọng số ω_n có thể được chọn để đáp ứng bất kỳ tiêu chí cụ thể nào. Thông thường, tiêu chí là giảm thiểu các *búp bên* hoặc có thể đặt các *điểm 0 (nulls)* ở các góc nhất định. Tuy nhiên, trọng số vô hướng đối xứng chỉ có thể được sử dụng để định hình các búp bên.

II.3. Dây an-ten tròn:

Tương tự như dây tuyến tính, các phần tử dây xếp theo hình tròn tâm là gốc tọa độ x-y, được thể hiện như sau:



Phần tử thứ n ở đường tròn bán kính a với góc pha φ_n . Mỗi phần tử sẽ có trọng số w_n , pha δ_n . Lúc này, θ là góc ngẩng của dây an-ten, còn φ mới chính là góc phương vị (xét trong hệ tọa độ Oxyz).

Vector đơn vị cho phần tử thứ n:

$$\hat{\rho}_n = \cos \phi_n \hat{x} + \sin \phi_n \hat{y}$$

Vector đơn vị cho phần tử thứ n theo hướng của điểm trường:

$$\hat{r} = \sin \theta \cos \phi \hat{x} + \sin \theta \sin \phi \hat{y} + \cos \theta \hat{z}$$

Có thể thấy rằng r_n nhỏ hơn r bởi phép chiếu vô hướng $\hat{\rho}_n$ lên \hat{r} :

$$r_n = r - a \hat{\rho}_n \cdot \hat{r}$$

Với:

$$\hat{\rho}_n \cdot \hat{r} = \sin \theta \cos \phi \cos \phi_n + \sin \theta \sin \phi \sin \phi_n = \sin \theta \cos(\phi - \phi_n)$$

Tương tự cách tính ở dây tuyến tính, các hệ số dây có thể được viết lại:

$$AF = \sum_{n=1}^N w_n e^{-j(ka \hat{\rho}_n \cdot \hat{r} + \delta_n)} = \sum_{n=1}^N w_n e^{-j[ka \sin \theta \cos(\phi - \phi_n) + \delta_n]}$$

Với:

$$\phi_n = \frac{2\pi}{N}(n-1)$$

Định hướng chùm tia của các dây tròn có dạng giống hệt với định hướng chùm tia của các dây tuyến tính. Nếu chúng ta điều khiển mảng tròn theo các góc (θ_0, φ_0) , ta có thể viết lại độ dịch pha giữa các phần tử:

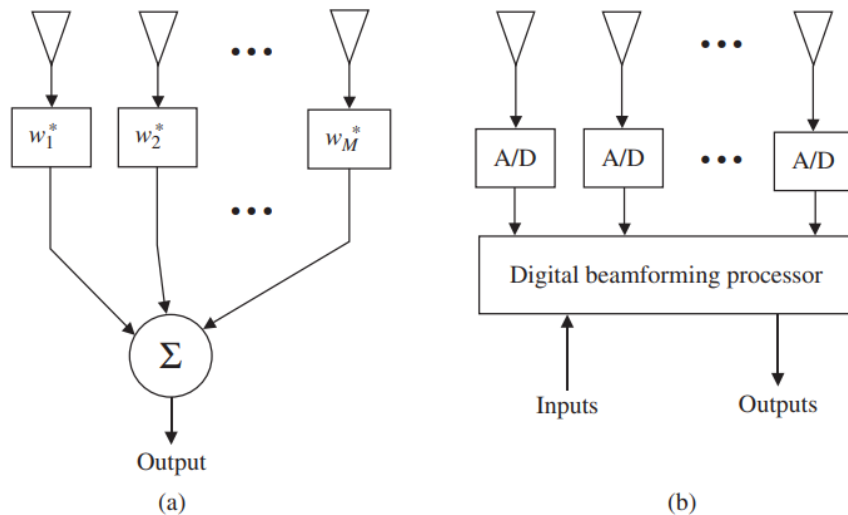
$$\delta_n = -ka \sin \theta_0 \cos(\phi_0 - \phi_n).$$

Do đó, biểu thức trên được viết lại theo dạng:

$$\mathbf{AF} = \sum_{n=1}^N w_n e^{-j\{ka[\sin \theta \cos(\phi - \phi_n) - \sin \theta_0 \cos(\phi_0 - \phi_n)]\}}$$

CHƯƠNG III: CÁC GIẢI THUẬT ỨNG DỤNG DÂY AN-TEN THÔNG MINH VÀO VIỆC TRIỆT CAN NHIỀU

Các mẫu an-ten thông minh được điều khiển dựa trên các thuật toán theo các tiêu chí nhất định. Xử lý tín hiệu số giúp quá trình trở nên dễ dàng hơn thay vì các thiết bị tương tự, điều này yêu cầu ngõ ra phải được số hóa thông qua bộ chuyển đổi ADC. Quá trình này còn thường gọi là *định dạng chùm tia kỹ thuật số (Digital Beamforming)*.



Hình a) Định dạng chùm tia tương tự; Hình b) Định dạng chùm tia kỹ thuật số

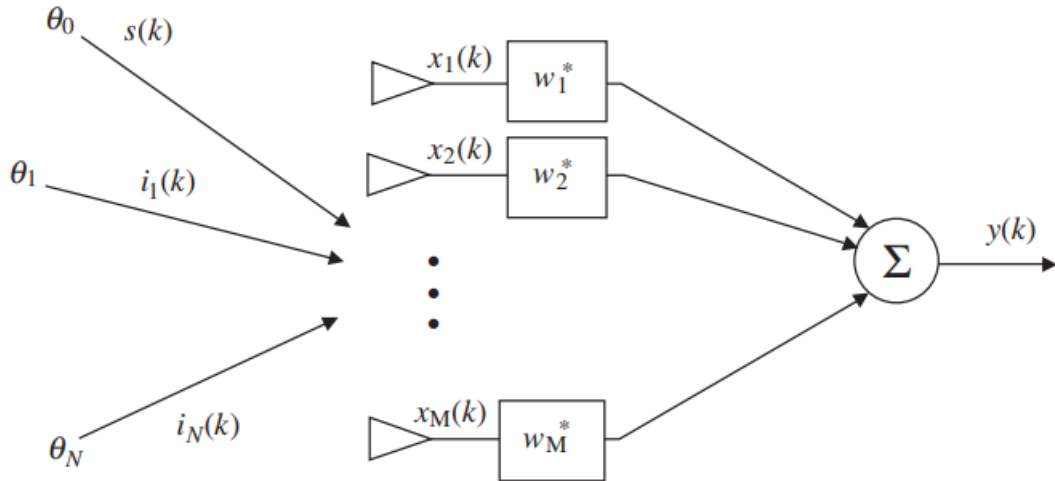
Khi các thuật toán sử dụng là các thuật toán thích ứng, quá trình này sẽ được gọi là định dạng chùm tia thích ứng (Adaptive Beamforming).

Ưu điểm chính của định dạng chùm kỹ thuật số là dịch pha và tính toán trọng số dây có thể được thực hiện trên dữ liệu số hóa thay vì trong phần cứng, do đó khi các tham số hoạt động thay đổi hoặc tiêu chí thay đổi, thì có thể thay đổi việc định dạng chùm tia theo cách đơn giản là thay đổi thuật toán thay vì thay thế phần cứng.

Định dạng chùm tia thích ứng hữu ích và hiệu quả hơn vì chỉ gồm thuật toán tự động tối ưu hóa mẫu khi môi trường điện từ thay đổi.

III.1. Cơ bản về trọng số chùm tia cố định:

III.1.1. Tối đa tỉ số tín hiệu – can nhiễu SIR (Maximum Signal to Interference):



Xét dãy băng hẹp không thích ứng thông thường, với góc tới tín hiệu mong muốn θ_0 và N can nhiễu đến từ các góc $\theta_1 \dots \theta_N$. Bộ thu gồm M phân tử với M trọng số tương ứng, bao gồm cả nhiễu Gauss. Với k mẫu thời gian, ngõ ra được xác định:

$$y(k) = \bar{w}^H \cdot \bar{x}(k)$$

Với

$$\begin{aligned} \bar{x}(k) &= \bar{a}_0 s(k) + [\bar{a}_1 \quad \bar{a}_2 \quad \dots \quad \bar{a}_N] \cdot \begin{bmatrix} i_1(k) \\ i_2(k) \\ \vdots \\ i_N(k) \end{bmatrix} + \bar{n}(k) \\ &= \bar{x}_s(k) + \bar{x}_i(k) + \bar{n}(k) \end{aligned}$$

Trong đó:

$\bar{w} = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_M]^T$ là trọng số dãy.

$\bar{x}_s(k)$ là vector tín hiệu mong muốn.

$\bar{x}_i(k)$ là vector tín hiệu can nhiễu.

$\bar{n}(k)$ là nhiễu Gauss cho mỗi kênh.

\bar{a}_i là vector lái dãy M phân tử cho hướng θ_i của tín hiệu tới.

\bar{w}^H là ma trận chuyển vị liên hợp của trọng số

Có thể viết lại biểu thức trên theo dạng :

$$y(k) = \bar{w}^H \cdot [\bar{x}_s(k) + \bar{x}_i(k) + \bar{n}(k)] = \bar{w}^H \cdot [\bar{x}_s(k) + \bar{u}(k)]$$

Với $\bar{u}(k) = \bar{x}_i(k) + \bar{n}(k)$ là tín hiệu không mong muốn.

Giả sử các tín hiệu đến riêng lẻ, tại các thời điểm khác nhau, và tổng số tín hiệu đến $N+1 \leq M$.

Với ma trận tương quan tín hiệu mong muốn:

$$\bar{R}_{ss} = E [\bar{x}_s \bar{x}_s^H]$$

Công suất ngõ ra của tín hiệu mong muốn là:

$$\sigma_s^2 = E [|\bar{w}^H \cdot \bar{x}_s|^2] = \bar{w}^H \cdot \bar{R}_{ss} \cdot \bar{w}$$

Tương tự, ma trận tương quan tín hiệu không mong muốn :

$$\bar{R}_{uu} = \bar{R}_{ii} + \bar{R}_{nn}$$

với \bar{R}_{ii} và \bar{R}_{nn} là ma trận tương quan của can nhiễu và nhiễu.

Công suất ngõ ra tín hiệu không mong muốn là :

$$\sigma_u^2 = E [|\bar{w}^H \cdot \bar{u}|^2] = \bar{w}^H \cdot \bar{R}_{uu} \cdot \bar{w}$$

Tỉ số tín hiệu – can nhiễu SIR:

$$SIR = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_u^2} = \frac{\bar{w}^H \cdot \bar{R}_{ss} \cdot \bar{w}}{\bar{w}^H \cdot \bar{R}_{uu} \cdot \bar{w}}$$

Có thể viết lại:

$$\bar{R}_{uu}^{-1} \bar{R}_{ss} \cdot \bar{w} = SIR \cdot \bar{w}$$

Vì ma trận tương quan có thể tính với biểu thức:

$$\bar{R}_{ss} = E [|s|^2] \bar{a}_0 \cdot \bar{a}_0^H$$

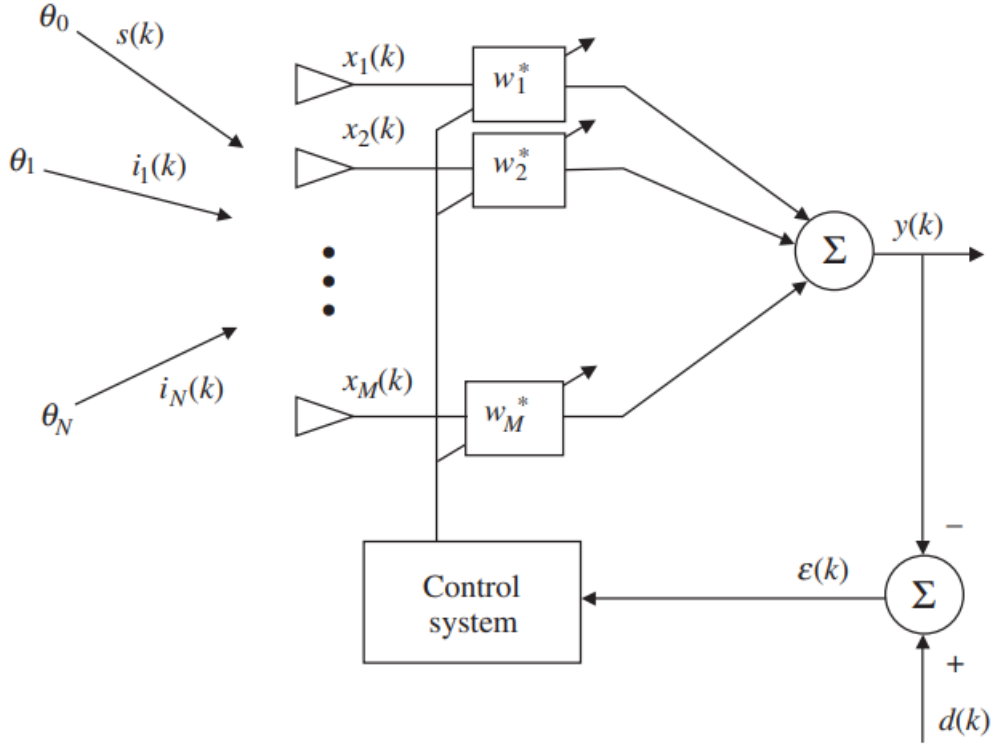
Trọng số tối ưu cho thuật toán tối đa tỉ số tín hiệu – can nhiễu SIR:

$$\bar{w}_{SIR} = \beta \cdot \bar{R}_{uu}^{-1} \cdot \bar{a}_0$$

Trong đó:

$$\beta = \frac{E[|s|^2]}{SIR_{\max}} \bar{a}_0^H \cdot \bar{w}_{SIR}$$

III.1.2. Tối thiểu lỗi bình phương trung bình MSE (Minimum mean-square error):



Mô hình thuật toán được chỉnh sửa so với SIR

Tín hiệu $d(k)$ là tín hiệu tham khảo, gần giống hoặc tương quan với $s(k)$ và không tương quan với can nhiễu $i_n(k)$. Tín hiệu lỗi $\varepsilon(k)$ được xác định:

$$\varepsilon(k) = d(k) - \bar{w}^H \bar{x}(k)$$

Lỗi bình phương trung bình MSE được xác định:

$$|\varepsilon(k)|^2 = |d(k)|^2 - 2d(k)\bar{w}^H \bar{x}(k) + \bar{w}^H \bar{x}(k)\bar{x}^H(k)\bar{w}$$

Loại bỏ thành phần thời gian “k” để đơn giản hóa:

$$E[|\varepsilon|^2] = E[|d|^2] - 2\bar{w}^H \bar{r} + \bar{w}^H \bar{R}_{xx} \bar{w}$$

Trong đó các tương quan:

$$\begin{aligned}\bar{r} &= E[d^* \cdot \bar{x}] = E[d^* \cdot (\bar{x}_s + \bar{x}_i + \bar{n})] \\ \bar{R}_{xx} &= E[\bar{x}\bar{x}^H] = \bar{R}_{ss} + \bar{R}_{uu} \\ \bar{R}_{ss} &= E[\bar{x}_s\bar{x}_s^H] \\ \bar{R}_{uu} &= \bar{R}_{ii} + \bar{R}_{nn}\end{aligned}$$

Với số trọng số bất kỳ, ta có thể tìm giá trị nhỏ nhất bằng cách lấy gradient của MSE của các vector trọng số và cho bằng 0. Do đó phương trình Wiener-Hopf được đưa ra:

$$\nabla_{\bar{w}}(E[|\varepsilon|^2]) = 2\bar{R}_{xx}\bar{w} - 2\bar{r} = 0$$

Trọng số tối ưu theo phương trình của Wiener:

$$\bar{w}_{MSE} = \bar{R}_{xx}^{-1}\bar{r}$$

Với tín hiệu $d = s$, và s không có tương quan với can nhiễu, tương quan \bar{r} có thể được xác định đơn giản:

$$\bar{r} = E[s * \bar{x}] = S \cdot \bar{a}_0$$

Với:

$$S = E[|s|^2]$$

Do đó trọng số tối ưu có thể xác định bởi:

$$\bar{w}_{MSE} = S\bar{R}_{xx}^{-1}\bar{a}_0$$

III.1.3. Tối đa khả năng ML (Maximum likelihood):

Thuật toán xác định hàm khả năng có thể ước lượng tín hiệu mong muốn; tuy nhiên yêu cầu mọi tín hiệu không mong muốn có phân bố Gauss (theo hàm mật độ Gauss) và có trung bình là 0.

Vector tín hiệu ngõ vào:

$$\bar{x} = \bar{a}_0 s + \bar{n} = \bar{x}_s + \bar{n}$$

Hàm mật độ xác suất chung (hàm khả năng):

$$p(\bar{x}|\bar{x}_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} e^{-((\bar{x}-\bar{a}_0 s)^H \bar{R}_m^{-1} (\bar{x}-\bar{a}_0 s))}$$

Với σ_n là độ lệch chuẩn của nhiễu và ma trận nhiễu tương quan được tính theo:

$$\bar{R}_{nn} = \sigma_n^2 \bar{I}$$

Với các tham số là cấp số nhân, sử dụng hàm log sẽ dễ dàng hơn để tính toán. Hàm log-khả năng được xác định:

$$L[\bar{x}] = -\ln[p(\bar{x}|\bar{x}_s)] = C(\bar{x} - \bar{a}_0 s)^H \bar{R}_{nn}^{-1}(\bar{x} - \bar{a}_0 s)$$

Với C là hằng số và ma trận nhiễu tương đương lúc này được tính theo:

$$\bar{R}_{nn} = E[\bar{n}\bar{n}^H]$$

Để có được tín hiệu mong muốn s sao cho L[x] tối ưu, ta tìm giá trị lớn nhất của hàm L[x] bằng cách lấy đạo hàm của nó theo s và cho bằng 0:

$$\frac{\partial L[\bar{x}]}{\partial s} = 0 = -2\bar{a}_0^H \bar{R}_{nn}^{-1} \bar{x} + 2\hat{s} \bar{a}_0^H \bar{R}_{nn}^{-1} \bar{a}_0$$

Do đó ước lượng cho tín hiệu mong muốn \hat{s} :

$$\hat{s} = \frac{\bar{a}_0^H \bar{R}_{nn}^{-1}}{\bar{a}_0^H \bar{R}_{nn}^{-1} \bar{a}_0} \bar{x} = \bar{w}_{ML}^H \bar{x}$$

Nên trọng số tối ưu theo phương pháp ML:

$$\bar{w}_{ML} = \frac{\bar{R}_{nn}^{-1} \bar{a}_0}{\bar{a}_0^H \bar{R}_{nn}^{-1} \bar{a}_0}$$

III.1.4. Tối thiểu phương sai MV (Minimum Variance):

Phương pháp này còn được gọi là tối thiểu phương sai đáp ứng phi méo (MVDR); tối thiểu phương sai nhiễu phép đo hiệu suất.

Tín hiệu nhận được không bị méo sau khi áp dụng trọng số dãy; giả thiết tín hiệu không mong muốn đều có trung bình bằng 0.

Ngõ ra của dãy:

$$y = \bar{w}^H \bar{x} = \bar{w}^H \bar{a}_0 s + \bar{w}^H \bar{u}$$

Điều kiện để đáp ứng phi méo:

$$\bar{w}^H \bar{a}_0 = 1$$

Do đó biểu thức ngõ ra bây giờ:

$$y = s + \bar{w}^H \bar{u}$$

Mặc khác, tín hiệu không mong muốn có trung bình bằng 0 nên ngõ ra đây có kỳ vọng:

$$E[y] = s$$

Phương sai ngõ ra:

$$\begin{aligned}\sigma_{MV}^2 &= E[|\bar{w}^H \bar{x}|^2] = E[|s + \bar{w}^H \bar{u}|^2] \\ &= \bar{w}^H \bar{R}_{uu} \bar{w}\end{aligned}$$

Áp dụng phương pháp Lagrange để tối thiểu phương sai, ta có hàm chi phí (cost function), còn được gọi là “tiêu chí thực hiện sửa đổi” $J(\bar{w})$ với hệ số nhân Lagrange λ :

$$\begin{aligned}J(\bar{w}) &= \frac{\sigma_{MV}^2}{2} + \lambda(1 - \bar{w}^H \bar{a}_0) \\ &= \frac{\bar{w}^H \bar{R}_{uu} \bar{w}}{2} + \lambda(1 - \bar{w}^H \bar{a}_0)\end{aligned}$$

Lấy gradient của hàm trên và cho nó bằng 0, ta suy ra được trọng số tối ưu cho phương pháp này:

$$\nabla_{\bar{w}} J(\bar{w}) = \bar{R}_{uu} \bar{w} - \lambda \bar{a}_0 = 0$$

$$\bar{w}_{MV} = \lambda \bar{R}_{uu}^{-1} \bar{a}_0$$

Với hệ số nhân Lagrange:

$$\lambda = \frac{1}{\bar{a}_0^H \bar{R}_{uu}^{-1} \bar{a}_0}$$

Hoặc ta có thể viết lại trọng số tối ưu cho phương pháp MV :

$$\bar{w}_{MV} = \frac{\bar{R}_{uu}^{-1} \bar{a}_0}{\bar{a}_0^H \bar{R}_{uu}^{-1} \bar{a}_0}$$

III.2. Định dạng chùm tia thích ứng (Adaptive Beamforming):

Các phương pháp trên được áp dụng cho bộ phát với góc tới cố định. Tuy nhiên, nếu các góc tới mong muốn thay đổi theo thời gian, cần có một sơ đồ tối ưu hóa hoạt động

nhANH chóng để tiếp tục tính toán lại các trọng số dãy tối ưu. Do đó, cần các thuật toán thích ứng cho trường hợp này.

III.2.1. Bình phương trung bình nhỏ nhất LMS (Least mean square):

Phương pháp này bắt đầu với việc tìm MSE:

$$\varepsilon(k) = d(k) - \bar{w}^H(k)\bar{x}(k)$$

$$|\varepsilon(k)|^2 = |d(k) - \bar{w}^H(k)\bar{x}(k)|^2$$

Do đó hàm chi phí (cost function):

$$J(\bar{w}) = D - 2\bar{w}^H\bar{r} + \bar{w}^H\bar{R}_{xx}\bar{w}$$

Với:

$$D = E[|d|^2]$$

Để tìm trọng số tối ưu của phương pháp sao cho giá trị hàm chi phí nhỏ nhất, lấy gradient của nó và cho bằng 0:

$$\nabla_{\bar{w}}(J(\bar{w})) = 2\bar{R}_{xx}\bar{w} - 2\bar{r}$$

Do đó, trọng số tối ưu Wiener:

$$\bar{w}_{\text{opt}} = \bar{R}_{xx}^{-1}\bar{r}$$

Sử dụng các ước tính tức thời cho ma trận tương quan dãy \bar{R}_{xx} và vector tương quan tín hiệu \bar{r} cho các mẫu tại từng thời điểm:

$$\hat{R}_{xx}(k) \approx \bar{x}(k)\bar{x}^H(k)$$

$$\hat{r}(k) \approx d^*(k)\bar{x}(k)$$

Với μ là thông số kích thước bước, phương pháp “vòng lặp giảm độ dốc (steepest descent iterative)” được dùng xấp xỉ cho LMS:

$$\bar{w}(k+1) = \bar{w}(k) - \frac{1}{2}\mu\nabla_{\bar{w}}(J(\bar{w}(k)))$$

Do đó phương pháp LMS cho việc thích ứng:

$$\begin{aligned}\bar{w}(k+1) &= \bar{w}(k) - \mu[\hat{R}_{xx}\bar{w} - \hat{r}] \\ &= \bar{w}(k) + \mu e^*(k)\bar{x}(k)\end{aligned}$$

Với tín hiệu lỗi:

$$e(k) = d(k) - \bar{w}^H(k)\bar{x}(k)$$

Sự hội tụ nhờ sau các vòng lặp của LMS tỉ lệ thuận với thông số kích thước bước μ . Điều kiện cho thông số này để đảm bảo tính ổn định cho phương pháp:

$$0 \leq \mu \leq \frac{1}{2\lambda_{\max}}$$

Với λ_{\max} là giá trị lớn nhất của \hat{R}_{xx} . Với các tín hiệu can nhiễu đều là nhiễu và chỉ có 1 tín hiệu mong muốn, ta có thể viết lại điều kiện:

$$0 \leq \mu \leq \frac{1}{2 \text{ trace}[\hat{R}_{xx}]}$$

III.2.2. Nghịch đảo ma trận mẫu SMI (Sample Matrix Inversion):

Còn được gọi là Nghịch đảo ma trận trực tiếp DMI (Direct Matrix Inversion).

Khắc phục yếu điểm cần nhiều vòng lặp, sẽ khó bắt kịp sự thay đổi liên tục góc tới của phương pháp LMS.

Tương tự phương pháp trên, ta có các tính toán sau :

$$\bar{w}_{\text{opt}} = \bar{R}_{xx}^{-1}\bar{r}$$

Với:

$$\begin{aligned}\bar{r} &= E[d^* \cdot \bar{x}] \\ \bar{R}_{xx} &= E[\bar{x}\bar{x}^H]\end{aligned}$$

Ước lượng các tương quan bằng cách tính trung bình thời gian với K là khoảng thời gian quan sát :

$$\hat{R}_{xx} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \bar{x}(k)\bar{x}^H(k)$$

$$\hat{r} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d^*(k) \bar{x}(k)$$

Phương pháp này tiếp cận đáp ứng khối để thích ứng các trọng số theo từng khối, sử dụng khối dữ liệu có độ dài K. Ma trận $\bar{X}_K(k)$ được xác định tại khối thứ k của các vector \bar{x} và K mẫu dữ liệu :

$$\bar{X}_K(k) = \begin{bmatrix} x_1(1+kK) & x_1(2+kK) & \cdots & x_1(K+kK) \\ x_2(1+kK) & x_2(2+kK) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ x_M(1+kK) & \cdots & & x_M(K+kK) \end{bmatrix}$$

Do đó ước tính của ma trận tương quan dãy :

$$\hat{R}_{xx}(k) = \frac{1}{K} \bar{X}_K(k) \bar{X}_K^H(k)$$

Và vector tín hiệu mong muốn :

$$\bar{d}(k) = [d(1+kK) \quad d(2+kK) \quad \cdots \quad d(K+kK)]$$

Ước tính của vector tương quan:

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{K} \bar{d}^*(k) \bar{X}_K(k)$$

Các trọng số theo phương pháp SMI có thể được tính toán cho khối thứ k của khối có chiều dài K:

$$\begin{aligned} \bar{w}_{SMI}(k) &= \bar{R}_{xx}^{-1}(k) \bar{r}(k) \\ &= [\bar{X}_K(k) \bar{X}_K^H(k)]^{-1} \bar{d}^*(k) \bar{X}_K(k) \end{aligned}$$

III.2.3. Bình phương tối thiểu đệ quy RLS (Recursive least squares):

Mặc dù phương pháp SMI nhanh hơn thuật toán LMS, tính toán khối lượng lớn và các điểm dị biệt tiềm ẩn có thể gây ra sự cố. Tuy nhiên, chúng ta có thể tính toán đệ quy ma trận tương quan cần thiết và vector tương quan cần thiết. Trong các phương trình trên ước tính của ma trận tương quan và vector được lấy bằng tổng các số hạng chia cho độ dài khối K. Khi tính toán các trọng số SMI, phép chia cho K bị hủy bởi tích $\bar{R}_{xx}^{-1}(k) \bar{r}(k)$.

Do đó, chúng ta có thể viết lại ma trận tương quan và vector tương quan bỏ qua K dưới dạng:

$$\hat{R}_{xx}(k) = \sum_{i=1}^k \bar{x}(i)\bar{x}^H(i)$$

$$\bar{r}(k) = \sum_{i=1}^k d^*(i)\bar{x}(i)$$

Với k là chiều dài khối và thời gian mẫu cuối k.

Do đó với α là hệ số quên (forgetting factor), hay là hệ số trọng số mũ (exponential weighting factor), $0 \leq \alpha \leq 1$ (khi $\alpha = 1$, ta có thể khôi phục thuật toán bình phương nhỏ nhất thông thường. $\alpha = 1$ cũng chỉ ra bộ nhớ vô hạn) có thể viết lại:

$$\hat{R}_{xx}(k) = \sum_{i=1}^k \alpha^{k-i} \bar{x}(i)\bar{x}^H(i)$$

$$\hat{r}(k) = \sum_{i=1}^k \alpha^{k-i} d^*(i)\bar{x}(i)$$

$$\begin{aligned} \hat{R}_{xx}(k) &= \alpha \sum_{i=1}^{k-1} \alpha^{k-1-i} \bar{x}(i)\bar{x}^H(i) + \bar{x}(k)\bar{x}^H(k) \\ &= \alpha \hat{R}_{xx}(k-1) + \bar{x}(k)\bar{x}^H(k) \\ \hat{r}(k) &= \alpha \sum_{i=1}^{k-1} \alpha^{k-1-i} d^*(i)\bar{x}(i) + d^*(k)\bar{x}(k) \\ &= \alpha \hat{r}(k-1) + d^*(k)\bar{x}(k) \end{aligned}$$

Do đó, các giá trị trong tương lai cho ước tính tương quan dãy và ước tính tương quan vector có thể được tìm thấy bằng cách sử dụng các giá trị trước đó.

Chúng ta có thể sử dụng định lý Sherman Morrison-Woodbury (SMW) để tìm nghịch đảo của phương trình:

$$(\bar{A} + \bar{z}\bar{z}^H)^{-1} = \bar{A}^{-1} - \frac{\bar{A}^{-1}\bar{z}\bar{z}^H\bar{A}^{-1}}{1 + \bar{z}^H\bar{A}^{-1}\bar{z}}$$

Vector độ lợi $\bar{g}(k)$:

$$\bar{g}(k) = \frac{\alpha^{-1} \hat{R}_{xx}^{-1}(k-1) \bar{x}(k)}{1 + \alpha^{-1} \bar{x}^H(k) \hat{R}_{xx}^{-1}(k-1) \bar{x}(k)}$$

Do đó:

$$\hat{R}_{xx}^{-1}(k) = \alpha^{-1} \hat{R}_{xx}^{-1}(k-1) - \alpha^{-1} \bar{g}(k) \bar{x}^H(k) \hat{R}_{xx}^{-1}(k-1)$$

Suy ra:

$$\bar{g}(k) = \hat{R}_{xx}^{-1}(k) \bar{x}(k)$$

Bây giờ chúng ta có thể rút ra một mối quan hệ đệ quy để cập nhật các vector trọng số. Giải pháp Wiener tối ưu được lặp lại theo số lần lặp k:

$$\begin{aligned} \bar{w}(k) &= \hat{R}_{xx}^{-1}(k) \hat{r}(k) \\ &= \alpha \hat{R}_{xx}^{-1}(k) \hat{r}(k-1) + \hat{R}_{xx}^{-1}(k) \bar{x}(k) d^*(k) \end{aligned}$$

Thực hiện các phép thay thế nhờ vào các phương trình trên:

$$\begin{aligned} \bar{w}(k) &= \hat{R}_{xx}^{-1}(k-1) \hat{r}(k-1) - \bar{g}(k) \bar{x}^H(k) \hat{R}_{xx}^{-1}(k-1) \hat{r}(k-1) \\ &\quad + \hat{R}_{xx}^{-1}(k) \bar{x}(k) d^*(k) \\ &= \bar{w}(k-1) - \bar{g}(k) \bar{x}^H(k) \bar{w}(k-1) + \hat{R}_{xx}^{-1}(k) \bar{x}(k) d^*(k) \end{aligned}$$

Do đó:

$$\begin{aligned} \bar{w}(k) &= \bar{w}(k-1) - \bar{g}(k) \bar{x}^H(k) \bar{w}(k-1) + \bar{g}(k) d^*(k) \\ &= \bar{w}(k-1) + \bar{g}(k) [d^*(k) - \bar{x}^H(k) \bar{w}(k-1)] \end{aligned}$$

Ưu điểm của thuật toán RLS so với SMI là không cần thiết phải đảo ngược một ma trận tương quan lớn. Các phương trình đệ quy cho phép dễ dàng cập nhật nghịch đảo của ma trận tương quan. Thuật toán RLS cũng hội tụ nhanh hơn nhiều so với thuật toán LMS.

III.2.4. Mô-đun không đổi CM (Constant Modulus):

Godard đã sử dụng một hàm chi phí được gọi là hàm phân tán của thứ tự p và sau khi tối thiểu hóa, các trọng số tối ưu được tìm thấy. Hàm chi phí Godard được đưa ra bởi:

$$J(k) = E [(|y(k)|^p - R_p)^q]$$

Với p, q là số nguyên dương và $q=1$.

Gradient của hàm chi phí sẽ bằng 0 khi:

$$R_p = \frac{E [|s(k)|^{2p}]}{E [|s(k)|^p]}$$

Với $s(k)$ là ước lượng không bộ nhớ của $y(k)$. Do đó tín hiệu lỗi:

$$e(k) = y(k)|y(k)|^{p-2}(R_p - |y(k)|^p)$$

Tín hiệu lỗi này có thể thay thế vào biểu thức:

$$\bar{w}(k+1) = \bar{w}(k) + \mu e^*(k)\bar{x}(k)$$

Với $p=1$, ta có:

$$J(k) = E [(|y(k)| - R_1)^2]$$

$$R_1 = \frac{E [|s(k)|^2]}{E [|s(k)|]}$$

Chia tỉ lệ ước lượng ngõ ra $s(k)$ về đơn vị:

$$e(k) = \left(y(k) - \frac{y(k)}{|y(k)|} \right)$$

Do đó:

$$\bar{w}(k+1) = \bar{w}(k) + \mu \left(1 - \frac{1}{|y(k)|} \right) y^*(k)\bar{x}(k)$$

Với $p=2$, ta có:

$$J(k) = E [(|y(k)|^2 - R_2)^2]$$

$$R_2 = \frac{E [|s(k)|^4]}{E [|s(k)|^2]}$$

Chia tỉ lệ ước lượng ngõ ra $s(k)$ về đơn vị:

$$e(k) = y(k)(1 - |y(k)|^2)$$

Do đó:

$$\bar{w}(k+1) = \bar{w}(k) + \mu(1 - |y(k)|^2)y^*(k)\bar{x}(k)$$

Với $p=1;2$ thuật toán này trở thành thuật toán mô-đun không đổi CMA. Trường hợp $p=1$ hội tụ nhanh hơn $p=2$.

III.2.5. Bình phương nhỏ nhất mô-đun không đổi LSCMA (Least squares Constant modulus):

Khắc phục yếu điểm hội tụ chậm của CMA, sử dụng ước lượng tự hồi quy (autoregressive estimator).

Hàm chi phí:

$$C(\bar{w}) = \sum_{k=1}^K |\phi_k(\bar{w})|^2 = \|\bar{\Phi}(\bar{w})\|_2^2$$

Trong đó $\phi_k(\bar{w})$ là lỗi tại mẫu dữ liệu k , K là số mẫu dữ liệu và:

$$\bar{\Phi}(\bar{w}) = [\phi_1(\bar{w}) \quad \phi_1(\bar{w}) \quad \dots \quad \phi_K(\bar{w})]^T$$

Áp dụng chuỗi Taylor:

$$C(\bar{w} + \bar{\Delta}) \approx \|\bar{\Phi}(\bar{w}) + \bar{J}^H(\bar{w})\bar{\Delta}\|_2^2$$

Với:

$$\bar{J}(\bar{w}) = [\nabla\phi_1(\bar{w}) \quad \nabla\phi_2(\bar{w}) \quad \dots \quad \nabla\phi_K(\bar{w})]$$

Và $\bar{\Delta}$ là phần bù cập nhật trọng số.

Để tổng bình phương lỗi là nhỏ nhất, phần bù cập nhật trọng số cần tìm có thể có được sau khi lấy gradient biểu thức áp dụng chuỗi Taylor và cho nó bằng 0. Vector phần bù tối ưu được xác định:

$$\bar{\Delta} = -[\bar{J}(\bar{w})\bar{J}^H(\bar{w})]^{-1}\bar{J}(\bar{w})\bar{\Phi}(\bar{w})$$

Trọng số được cập nhật:

$$\bar{w}(n+1) = \bar{w}(n) - [\bar{J}(\bar{w}(n))\bar{J}^H(\bar{w}(n))]^{-1}\bar{J}(\bar{w}(n))\bar{\Phi}(\bar{w}(n))$$

Với n là số vòng lặp nhưng khác với số lần lấy mẫu K .

Áp dụng phương pháp bình phương nhỏ nhất:

$$C(\bar{w}) = \sum_{k=1}^K |\phi_k(\bar{w})|^2 = \sum_{k=1}^K ||y(k)| - 1|^2$$

Với ngõ ra tại thời điểm k :

$$y(k) = \bar{w}^H \bar{x}(k)$$

Ta viết lại theo dạng vector lỗi tại mẫu dữ liệu:

$$\bar{\phi}(\bar{w}) = \begin{bmatrix} |y(1)| - 1 \\ |y(2)| - 1 \\ \vdots \\ |y(K)| - 1 \end{bmatrix}$$

Dạng Jacobian của vector lỗi:

$$\begin{aligned} \bar{J}(\bar{w}) &= [\nabla(\phi_1(\bar{w})) \quad \nabla(\phi_2(\bar{w})) \quad \dots \quad \nabla(\phi_K(\bar{w}))] \\ &= \left[\bar{x}(1) \frac{y^*(1)}{|y(1)|} \quad \bar{x}(2) \frac{y^*(2)}{|y(2)|} \quad \dots \quad \bar{x}(K) \frac{y^*(K)}{|y(K)|} \right] \\ &= \bar{X} \bar{Y}_{CM} \end{aligned}$$

Với:

$$\bar{X} = [\bar{x}(1) \quad \bar{x}(2) \quad \dots \quad \bar{x}(K)]$$

$$\bar{Y}_{CM} = \begin{bmatrix} \frac{y^*(1)}{|y(1)|} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{y^*(2)}{|y(2)|} & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{y^*(K)}{|y(K)|} \end{bmatrix}$$

Nhân Jacobian với chuyển vị Hermitian của nó, ta được:

$$\bar{J}(\bar{w}) \bar{J}^H(\bar{w}) = \bar{X} \bar{Y}_{CM} \bar{Y}_{CM}^H \bar{X}^H = \bar{X} \bar{X}^H$$

Tích của Jacobian ma trận năng lượng:

$$\bar{J}(\bar{w})\bar{\Phi}(\bar{w}) = \bar{X}\bar{Y}_{CM} \begin{bmatrix} |y(1)| - 1 \\ |y(2)| - 1 \\ \vdots \\ |y(K)| - 1 \end{bmatrix} = \bar{X} \begin{bmatrix} y^*(1) - \frac{y^*(1)}{|y(1)|} \\ y^*(2) - \frac{y^*(2)}{|y(2)|} \\ \vdots \\ y^*(K) - \frac{y^*(K)}{|y(K)|} \end{bmatrix} = \bar{X}(\bar{y} - \bar{r})^*$$

Với:

$$\bar{y} = [y(1) \quad y(2) \quad \dots \quad y(K)]^T$$

Và $L(\bar{y})$ là hàm khó hạn chế hành động (hard-limiting acting) của y :

$$\bar{r} = \begin{bmatrix} \frac{y(1)}{|y(1)|} & \frac{y(2)}{|y(2)|} & \dots & \frac{y(K)}{|y(K)|} \end{bmatrix}^T = L(\bar{y})$$

Từ đó ta có:

$$\begin{aligned} \bar{w}(n+1) &= \bar{w}(n) - [\bar{X}\bar{X}^H]^{-1} \bar{X}(\bar{y}(n) - \bar{r}(n))^* \\ &= \bar{w}(n) - [\bar{X}\bar{X}^H]^{-1} \bar{X}\bar{X}^H \bar{w}(n) + [\bar{X}\bar{X}^H]^{-1} \bar{X}\bar{r}^*(n) \\ &= [\bar{X}\bar{X}^H]^{-1} \bar{X}\bar{r}^*(n) \end{aligned}$$

Với:

$$\bar{r}^*(n) = \begin{bmatrix} \frac{\bar{w}^H(n)\bar{x}(1)}{|\bar{w}^H(n)\bar{x}(1)|} & \frac{\bar{w}^H(n)\bar{x}(2)}{|\bar{w}^H(n)\bar{x}(2)|} & \dots & \frac{\bar{w}^H(n)\bar{x}(K)}{|\bar{w}^H(n)\bar{x}(K)|} \end{bmatrix}^H$$

Phương pháp trên gọi là LS-CMA tĩnh do chỉ 1 khối tĩnh dùng cho quá trình lặp, khá giống với thuật toán SMI.

Phương pháp LS-CMA động cải tiến cho tín hiệu động:

Với vòng lặp thứ n , khối thứ n của K :

$$\bar{X}(n) = [\bar{x}(1+nK) \quad \bar{x}(2+nK) \quad \dots \quad \bar{x}(K+nK)]$$

Ngõ ra đây bây giờ là:

$$\bar{y}(n) = [y(1+nK) \quad y(2+nK) \quad \dots \quad y(K+nK)]^T = [\bar{w}^H(n)\bar{X}(n)]^T$$

Vector dữ liệu đầu ra giới hạn phức tạp:

$$\bar{r}(n) = \left[\frac{y(1+nK)}{|y(1+nK)|} \quad \frac{y(2+nK)}{|y(2+nK)|} \quad \dots \quad \frac{y(K+nK)}{|y(K+nK)|} \right]^T$$

Lúc này trọng số dãy:

$$\bar{w}(n+1) = [\bar{X}(n)\bar{X}^H(n)]^{-1} \bar{X}(n)\bar{r}^*(n)$$

Với:

$$\bar{r}^*(n) = \left[\frac{\bar{w}^H(n)\bar{x}(1+nK)}{|\bar{w}^H(n)\bar{x}(1+nK)|} \quad \frac{\bar{w}^H(n)\bar{x}(2+nK)}{|\bar{w}^H(n)\bar{x}(2+nK)|} \quad \dots \quad \frac{\bar{w}^H(n)\bar{x}(K+nK)}{|\bar{w}^H(n)\bar{x}(K+nK)|} \right]^H$$

III.2.6. Phương pháp liên hợp gradient CGM (Conjugate gradient method):

Lặp đi lặp lại tìm kiếm giải pháp tối ưu bằng cách chọn phần liên hợp cho mỗi vòng lặp mới. CGM tạo ra các hướng tìm kiếm trực giao dẫn đến hội tụ nhanh nhất.

Còn được gọi là phương pháp “tiếp cận gradient tăng tốc (accelerated gradient approach – AG).

CGM là một phương pháp lặp với mục tiêu là cực tiểu hàm chi phí bậc hai:

$$J(\bar{w}) = \frac{1}{2} \bar{w}^H \bar{A} \bar{w} - \bar{d}^H \bar{w}$$

Trong đó:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \dots & x_M(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \dots & x_M(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(K) & x_2(K) & \dots & x_M(K) \end{bmatrix}$$

Là ma trận K x M của dãy lấy mẫu, với k là số lần lấy mẫu, M là số phần tử dãy, \bar{w} là vector trọng số dãy, và vector tín hiệu mong muốn với K mẫu:

$$\bar{d} = [d(1) \quad d(2) \quad \dots \quad d(K)]^T$$

Lấy gradient của hàm chi phí và cho nó bằng 0, ta có:

$$\nabla_{\bar{w}} J(\bar{w}) = \bar{A}\bar{w} - \bar{d}$$

Sử dụng phương pháp “vòng lặp giảm độ dốc (steepest descent iterative)” để cực tiểu hóa phương trình trên, với số vòng lặp là ít nhất. Đoán trọng số dãy $\bar{w}(1)$ và tìm phần dư $\bar{r}(1)$:

$$\bar{r}(1) = -J'(\bar{w}(1)) = \bar{d} - \bar{A}\bar{w}(1)$$

Tiếp theo, chọn một vector chỉ hướng \bar{D} cho chúng ta hướng liên hợp mới để lặp lại hướng tới trọng số tối ưu:

$$\bar{D}(1) = \bar{A}^H \bar{r}(1)$$

Biểu thức trọng số được cập nhật:

$$\bar{w}(n+1) = \bar{w}(n) - \mu(n)\bar{D}(n)$$

Với kích thước bước:

$$\mu(n) = \frac{\bar{r}^H(n)\bar{A}\bar{A}^H\bar{r}(n)}{\bar{D}^H(n)\bar{A}\bar{A}^H\bar{D}(n)}$$

Liên tục cập nhật phần dư và vector định hướng:

$$\bar{r}(n+1) = \bar{r}(n) + \mu(n)\bar{A}\bar{D}(n)$$

$$\bar{D}(n+1) = \bar{A}^H \bar{r}(n+1) - \alpha(n)\bar{D}(n)$$

Sử dụng tìm kiếm tuyến tính để xác định hàm $\alpha(n)$ cực tiểu hóa $J(\bar{w}(n))$:

$$\alpha(n) = \frac{\bar{r}^H(n+1)\bar{A}\bar{A}^H\bar{r}(n+1)}{\bar{r}^H(n)\bar{A}\bar{A}^H\bar{r}(n)}$$

Quá trình sử dụng CGM là tìm phần dư và trọng số tương ứng và cập nhật cho đến khi thỏa mãn sự hội tụ. Có thể chỉ ra rằng giải pháp thực sự có thể được tìm thấy trong không quá K lần lặp. Điều kiện này được gọi là hội tụ bậc hai.

III.2.7. Trải rộng chuỗi trọng số dãy Spreading Sequence Array Weights:

Về cơ bản, hoạt động bằng cách thiết kế các trọng số dãy là hàm pha ngẫu nhiên thay đổi theo thời gian.

Các ngõ ra được trọng số điều chế theo 1 trình tự chip xử lý nhiều pha độc lập về mặt thống kê, với dạng sóng điều chế độc lập và khác biệt.

Dạng sóng điều chế pha chia nhỏ pha của mỗi ngõ ra an-ten bằng cách xử lý ở tốc độ cao hơn nhiều so với băng tần cơ bản của tín hiệu, quá trình này loại bỏ sự kết hợp pha giữa các phần tử của dãy, hoàn toàn trái ngược so với truyền thống.

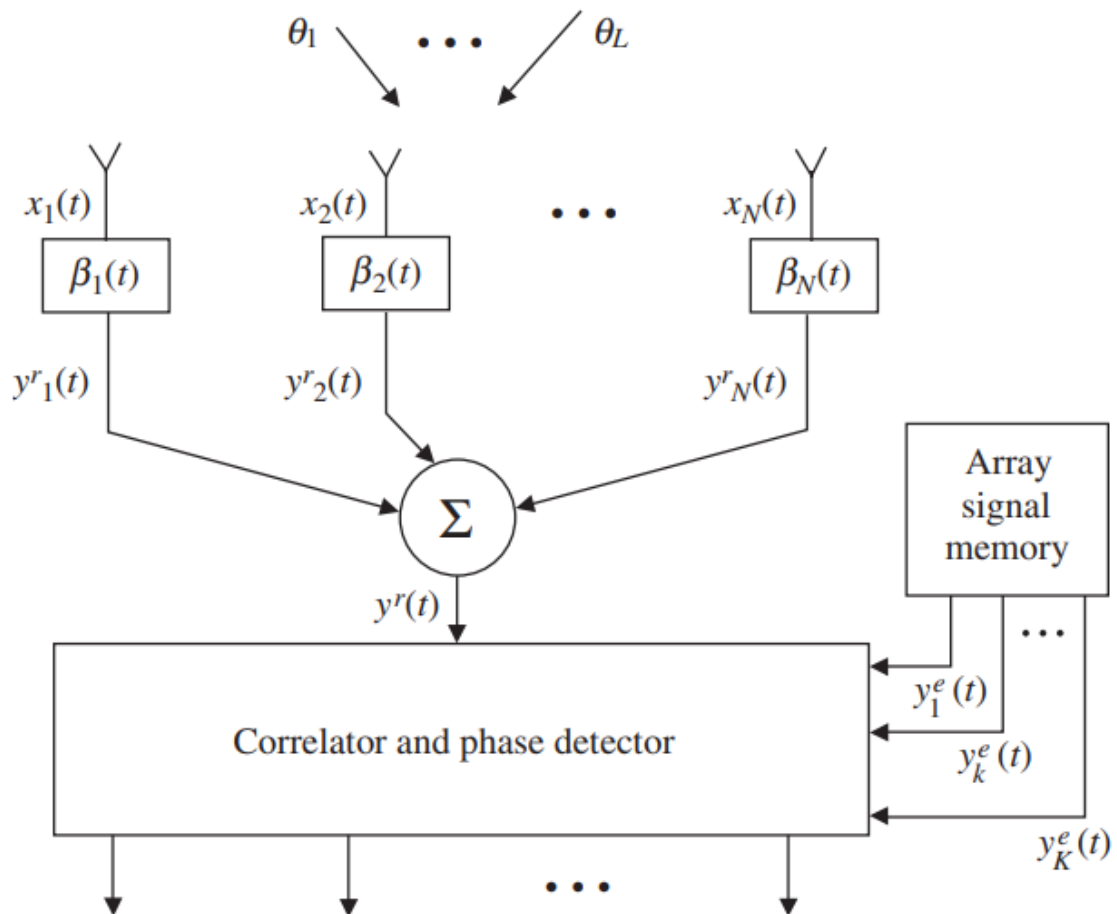
Do đó bộ thu có thể đồng thời thấy mọi tín hiệu tới mà không cần điều hướng hay thích nghi khi các phần tử dãy hoàn toàn độc lập với nhau.

Các dạng sóng tới được xử lý trong bộ thu bậc 2 và so sánh với các dạng sóng lưu trữ trong bộ nhớ. Các dạng sóng bộ nhớ được tạo ra dựa trên góc tới dự kiến.

Độ rộng không gian về cơ bản, theo lý thuyết là không gian góc mong muốn được chia bởi góc rắn chùm tia (beam solid angle) dãy an-ten.

III.2.8. Máy thu SDMA kiểu mới (new SDMA receiver):

Giả sử dãy tuyến tính N phần tử, L góc tới. Mỗi góc tới tương ứng dãy phần tử ngõ ra duy nhất với mỗi quan hệ pha giữa các phần tử duy nhất, được dùng trong liên hợp với điều chế $\beta_n(t)$ thành tín hiệu tổng hợp duy nhất $y^r(t)$.



Tương ứng dãy an-ten N phần tử là dãy ảo thứ 2 được mô hình trong bộ nhớ, sau khi dãy vật lý thực tế được sử dụng.

Các tín hiệu bộ nhớ được phát triển dựa trên mô hình dây an-ten và độ trễ pha được tính cho mỗi hướng tới mong muốn, và các hướng được chọn bởi người dùng sao cho không gần hơn độ phân giải góc được cho phép của dây.

Có thể xem xét địa hình địa phương và hướng đa đường tiềm năng trong việc loại bỏ các hướng không mong muốn. Các hướng tới tiềm năng có thể không được sử dụng nếu trùng tín hiệu can nhiễu từ hướng đã biết.

Ngõ ra dây N phần tử và ngõ ra bộ nhớ dây an-ten N phần tử đều là PM: điều chế pha bởi cùng 1 bộ N nhiễu giả (pseudo-noise pn).

Điều chế pha thứ n được thiết kế bởi $\beta_n(t)$; $\beta_n(t)$ được thiết kế từ M chips đa pha. Chip có chiều dài τ_c , và thời gian cả quá trình là $T = M\tau_c$. Tốc độ của chip \gg tốc độ Nyquist của điều chế tín hiệu băng cơ sở mới đến. Điều chế pha của tín hiệu tới gần như không đổi cho M chips. Thông thường, $T \leq 1/(4B_m)$ với B_m là băng thông tín hiệu.

Bỏ qua mất mát không gian và mất kết nối phân cực, ngõ ra dây dài cơ sở thu được dưới dạng vector:

$$\begin{aligned}\bar{x}^r(t) &= \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \dots & \mathbf{1} \\ e^{jkd \sin(\theta_1)} & \dots & e^{jkd \sin(\theta_L)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ e^{j(n-1)kd \sin(\theta_1)} & \dots & e^{j(n-1)kd \sin(\theta_L)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^{jm_1(t)} \\ \vdots \\ e^{jm_L(t)} \end{bmatrix} \\ &= \bar{A}^r \cdot \bar{s}^r(t)\end{aligned}$$

Trong đó $m_l(t)$ là điều chế pha của bộ phát thứ l; d là khoảng cách giữa các phần tử; k là số sóng; θ_l là góc tới tín hiệu thứ l; \bar{A}^r là ma trận của vector lái cho mọi góc tới θ_l ; \bar{s}^r là vector của tín hiệu tới băng cơ sở; vector lái cho góc tới θ_l :

$$\bar{a}_\ell^r = [1, e^{jkd \sin(\theta_\ell)}, \dots, e^{j(n-1)kd \sin(\theta_\ell)}]^T$$

Tín hiệu thu:

$$y^r(t) = \bar{\beta}(t)^T \cdot \bar{x}^r(t)$$

Các vector hướng lái dây tín hiệu bộ nhớ được tạo ra dựa trên M góc tới θ_M :

$$\begin{aligned}\bar{A}^e &= \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{jkd \sin(\theta_1)} & \dots & e^{jkd \sin(\theta_K)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ e^{j(n-1)kd \sin(\theta_1)} & \dots & e^{j(n-1)kd \sin(\theta_K)} \end{bmatrix} \\ &= [\bar{a}_1^e \quad \dots \quad \bar{a}_K^e]\end{aligned}$$

Trong đó \bar{a}_k^e là vector hướng lái cho hướng dự kiến cho trước θ_k ; \bar{A}^e là ma trận của các vector đó.

Với mỗi k ngõ ra của bộ nhớ, góc dự kiến θ_k , ngõ ra:

$$y_k^e(t) = \bar{\beta}(t)^T \cdot \bar{a}_k^e$$

Ngõ ra tương quan phức tạp thông thường cho hướng dự kiến k :

$$R_k = \int_t^{t+T} y^r(t) \cdot y_k^{e*}(t) dt = |R_k| e^{j\phi_k}$$

Với R_k là kích cỡ độ lớn tương quan tại góc dự kiến θ_k và ϕ_k là pha tương quan tại góc dự kiến θ_k .

SDMA mới tìm hướng bằng sự tương quan. Ngõ ra tương quan góc pha xấp xỉ trung bình của bộ phát PM:

$$\phi_k = \arg(R_k) \approx \tilde{m}_k$$

Với giá trị trung bình của điều chế tại góc θ_k của dãy phát:

$$\tilde{m}_k = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} m_k(t) dt$$

\tilde{m}_k thu hồi mỗi $\frac{1}{4}$ chu kỳ của $m(t)$ có thể dùng để tái cấu trúc điều chế pha của người dùng với bộ lọc FIR.

Tóm lại, bộ thu SDMA mới sử dụng các chuỗi trải rộng (spreading sequence), dưới dạng trọng số dãy, để loại bỏ pha ra khỏi từng phần tử dãy. Cách tiếp cận này cung cấp một giải pháp thay thế triệt để và mới lạ cho các phương pháp dãy thích ứng và chùm cố định truyền thống. Các chuỗi trải phổ bao gồm các mã polyphase có tốc độ chip lớn hơn nhiều so với điều chế dải cơ sở bộ phát dự kiến. Khoảng khắc bấm nhỏ ngẫu nhiên hóa mối quan hệ pha giữa mỗi phần tử đưa ra. Điều này lần lượt làm cho mẫu được ngẫu nhiên hóa trong mỗi chip của chuỗi trải rộng. Trong khoảng thời gian M chip của

chuỗi trải rộng, mẫu trung bình cho dãy tiếp cận mẫu của dãy đa hướng. Tín hiệu đã cắt nhỏ được tái tạo lại bằng bộ thu tương quan bậc hai bằng cách tương quan với tín hiệu bộ nhớ. Các tín hiệu bộ nhớ được tạo ra bởi một quá trình chia nhỏ tương tự nhưng đối với các góc tới dự kiến. Đầu ra của bộ tương quan được tạo cho từng AOA dự kiến. Độ lớn tương quan được sử dụng như một công cụ phân biệt để quyết định xem tín hiệu có xuất hiện ở góc dự kiến θ_k hay không. Góc pha tương quan là ước tính từng phần của điều chế bộ phát ban đầu.

Cách tiếp cận mới này có nhiều ưu điểm hơn so với an-ten dãy SDMA truyền thống. Máy thu vượt trội hơn so với dãy chùm tia được chuyển đổi vì các chùm tia liên kế có thể được hình thành ở bất kỳ vùng mong muốn nào mà không cần bộ dịch pha phân cứng. Các chùm được tạo ra bởi sự tương quan. Bộ nhớ máy thu có thể được thay đổi một cách đơn giản để chuyển hướng các chùm tia đến các vùng mong muốn mới. Việc loại bỏ các bộ dịch pha có thể giúp tiết kiệm đáng kể chi phí.

Máy thu mới cũng có lợi thế hơn so với các dãy thích ứng vì nó không yêu cầu thích ứng, nó có thể xử lý đồng thời nhiều góc đến và không bị giới hạn bởi tốc độ thu nhận hoặc theo dõi. Các tín hiệu gây nhiễu được giảm thiểu vì các dạng sóng bị cắt nhỏ ở các góc gây nhiễu không tương quan tốt với các dạng sóng hướng dự kiến được lưu trữ trong bộ nhớ.

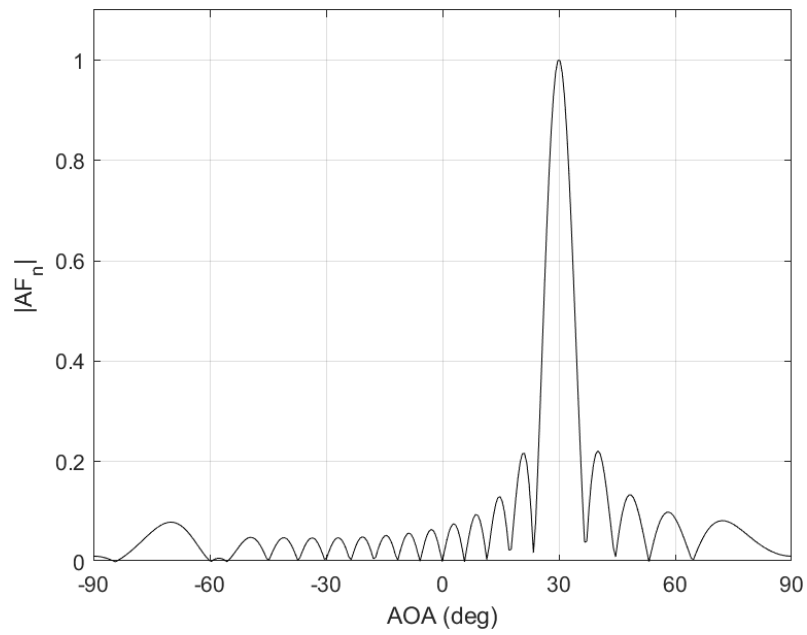
Bất kỳ hình học dãy an-ten tùy ý và/hoặc ngẫu nhiên nào cũng có thể được tích hợp vào phương pháp mới này miễn là các tín hiệu bộ nhớ dự kiến dựa trên hình dạng dãy. Độ phân giải dãy đạt được phù hợp với các giới hạn của hình dạng dãy.

III.3. Mô phỏng định dạng chùm tia thích ứng (Adaptive Beamforming) dựa trên MATLAB:

III.3.1. Thông kê về các phương pháp:

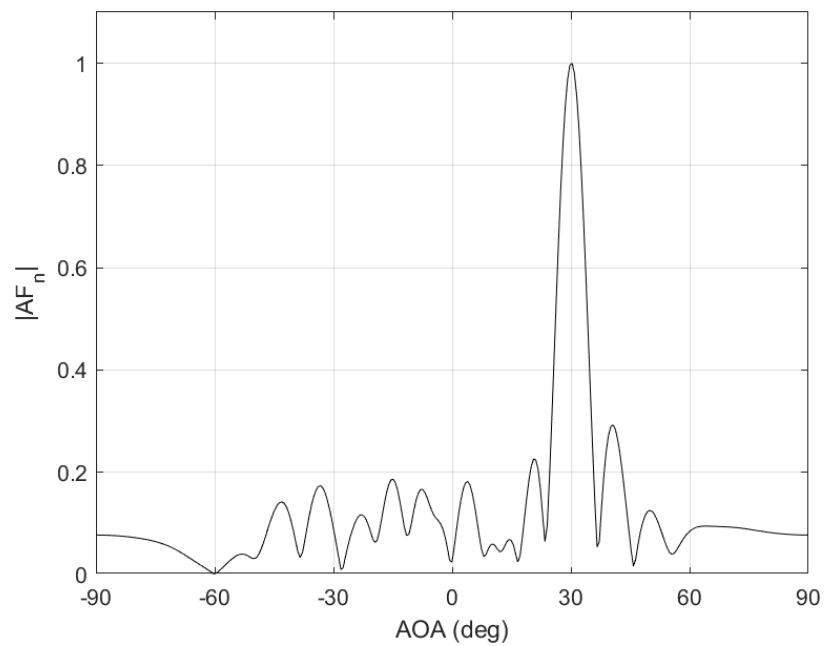
Xét tín hiệu mong muốn đến với góc phương vị 30° . Can nhiễu đến với góc phương vị -60° và can nhiễu thứ 2 (nếu có) đến với góc phương vị 0° . Số phần tử của dãy là $M=20$. Ta sẽ đánh giá độ hiệu quả của các phương pháp dựa trên tỉ lệ búp chính (tại tín hiệu mong muốn) so với búp bên cao nhất và độ rộng băng thông từ 2 điểm nửa công suất (-3dB) HPBW. SLL càng lớn, HPBW càng hẹp, phương pháp đó càng tối ưu cho việc triệt can nhiễu.

LMS:



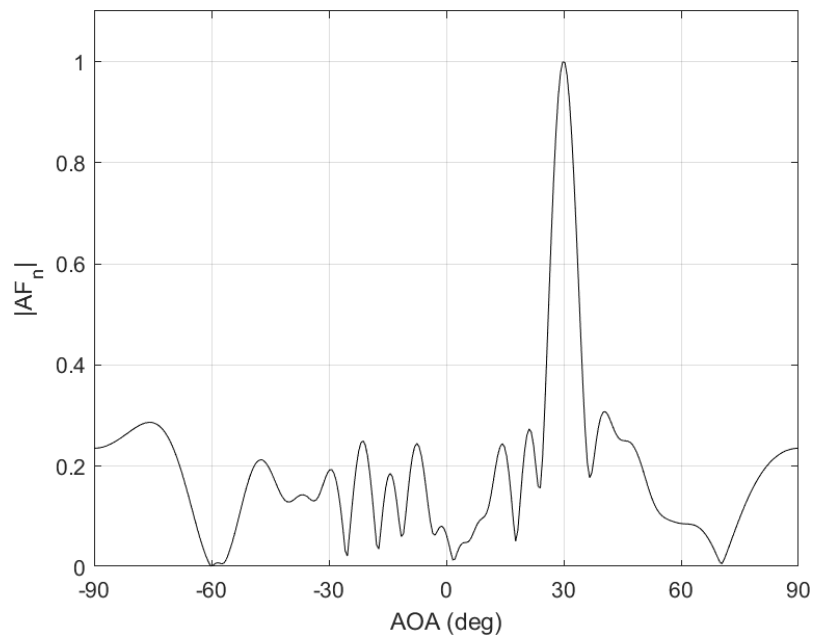
$SLL = 4.5167$; $HPBW = 5.1566^\circ$

SMI:



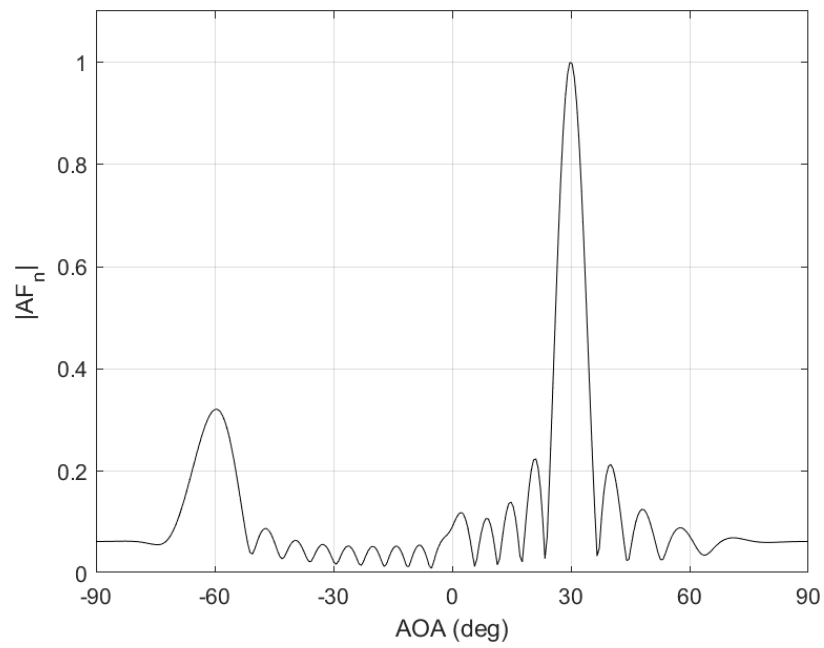
$SLL = 3.4151$; $HPBW = 5.1566^\circ$

RLS:



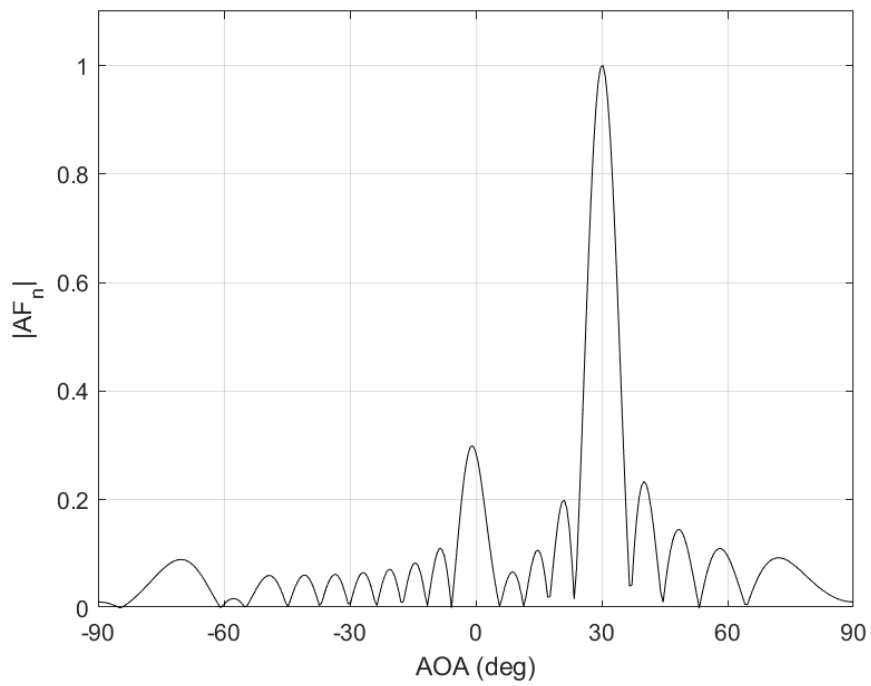
$SLL = 3.2472$; $HPBW = 5.1566^\circ$

CMA:



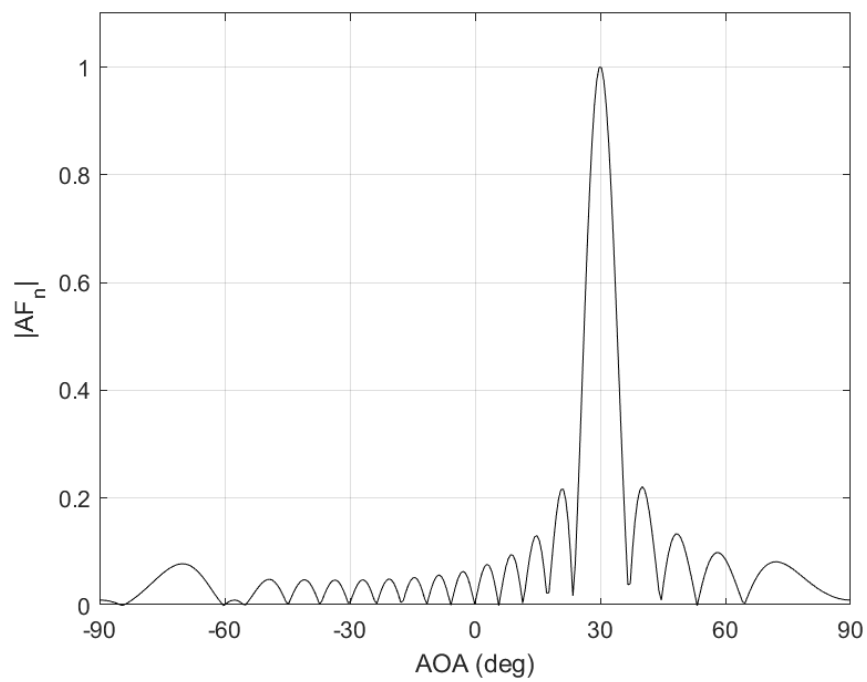
$SLL = 3.1096$; $HPBW = 5.1566^\circ$

LS-CMA tĩnh:



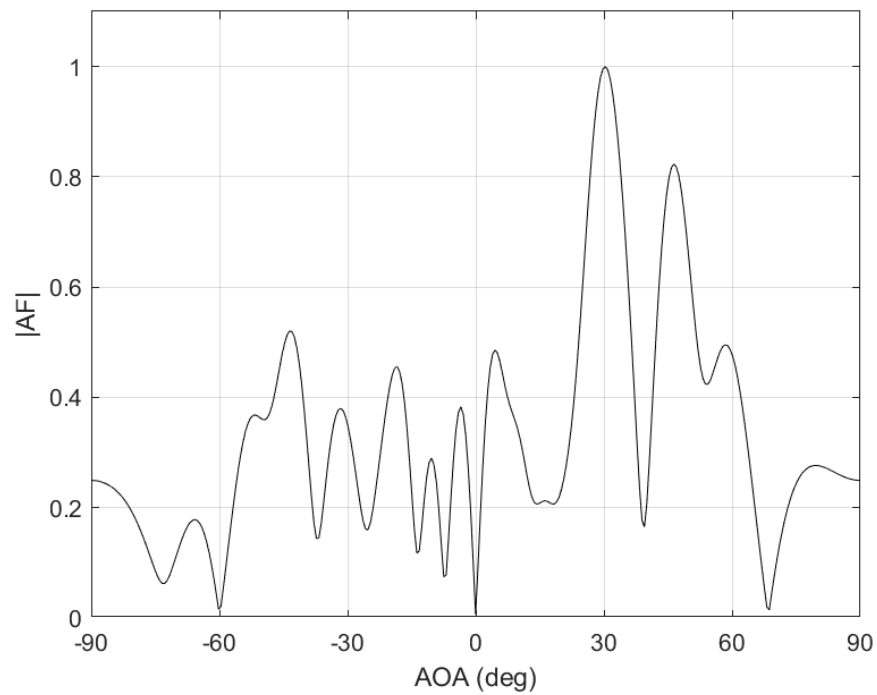
$SLL = 3.3471$; $HPBW = 5.1566^\circ$

LS-CMA động:



$SLL = 4.5210$; $HPBW = 5.1566^\circ$

CGM:



$SLL = 1.2147$; $HPBW = 8.0214^\circ$

Thực hiện với số phần tử dãy $M=10; 20; \dots; 80; 100; 200$ để có cái nhìn tổng quát hơn:

	LMS		SMI		RLS	
M	SLL	Beamwidth	SLL	Beamwidth	SLL	Beamwidth
10	4.2643	11.4592	4.2296	12.0321	3.4164	11.4592
20	4.5167	5.1566	3.4151	5.1566	3.2472	5.7296
30	4.5685	2.8648	3.4853	3.4377	1.8682	3.4377
40	4.5632	2.8648	3.3096	2.2918	1.4583	3.4377
50	4.5277	1.7189	3.006	1.7189	1.0184	2.2918
60	4.5016	1.7189	2.6317	1.7189	1.0791	1.7189
80	4.7809	0.573	2.2711	0.573	1.0294	5.7296
100	4.4444	0.573	1.0441	5.1566	1.4411	0.573
200	13.92	0.573	1.0121	29.7938	1.0771	0.573

	CMA		Static LS-CMA		Dynamic LS-CMA		CGM	
M	SLL	Beamwidth	SLL	Beamwidth	SLL	Beamwidth	SLL	Beamwidth
10	4.1965	11.4592	3.5139	11.4592	4.2517	11.4592	1.7429	10.8862
20	3.1096	5.1566	3.3471	5.1566	4.521	5.1566	1.2147	8.0214
30	4.0136	2.8648	3.3456	2.8648	4.5654	2.8648	2.056	3.4377
40	2.665	2.8648	3.2857	2.8648	4.564	2.8648	2.8738	2.2918
50	4.5433	1.7189	3.254	1.7189	4.5289	1.7189	3.8806	1.7189
60	4.4732	1.7189	3.2029	1.7189	4.5011	1.7189	3.592	1.7189
80	4.7535	0.573	3.1307	0.573	4.7806	0.573	4.0023	0.573
100	4.4245	0.573	3.0528	0.573	4.4443	0.573	4.1192	0.573
200	6.4282	0.573	2.5208	0.573	13.9202	0.573	12.3742	0.573

Nhận xét: Dễ dàng nhận thấy *LMS* và *LS-CMA động* là 2 phương pháp cho ra SLL và HPBW ổn định và tối ưu nhất đối với dãy tuyến tính (được tô hồng). Lưu ý, các phương pháp được tô xanh là các phương pháp với trường hợp 2 can nhiễu.

Ngoài ra, thực hiện lại các phương pháp trên với các góc phương vị mong muốn khác nhau, ta nhận thấy góc mong muốn bằng 0° sẽ cho kết quả tối ưu hơn các góc còn lại.

III.3.2. Mở rộng các phương pháp trên với dãy tròn:

Nhắc lại, hệ số dãy đối với dãy tuyến tính được tính:

$$AF = 1 + e^{j(kd \sin \theta + \delta)} + e^{j2(kd \sin \theta + \delta)} + \dots + e^{j(N-1)(kd \sin \theta + \delta)}$$

Hệ số dãy đối với dãy tròn:

$$AF = \sum_{n=1}^N w_n e^{-j\{ka[\sin \theta \cos(\phi - \phi_n) - \sin \theta_0 \cos(\phi_0 - \phi_n)]\}}$$

Đối với dãy an-ten, góc ngẩng θ luôn là 90° , $\sin \theta = 1$, do đó có thể loại bỏ thành phần góc ngẩng trong các tích. Ngoài ra, độ dịch pha lúc này $\delta_n = -ka \cos(\phi_0 - \phi_n)$ và $\phi_0 = -\frac{2\pi}{N}$.

Do đó có thể viết lại biểu thức hệ số dãy đối với dãy tròn:

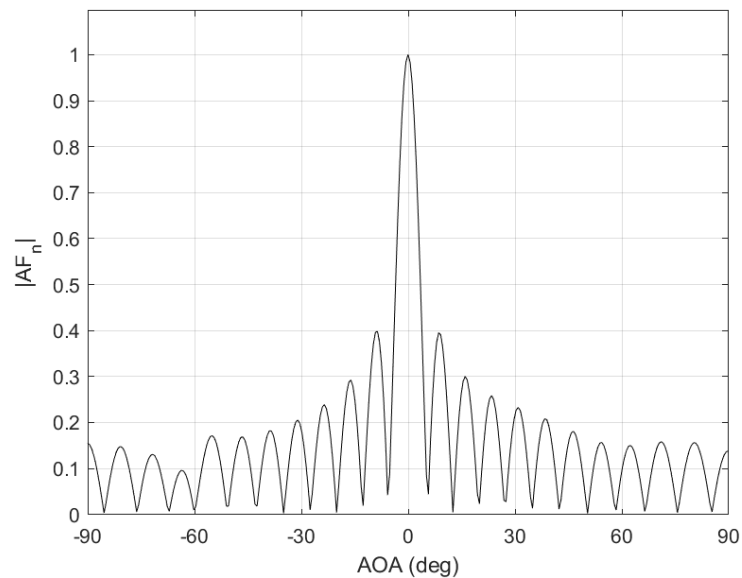
$$AF = \sum_{n=1}^N w_n e^{-j\left\{ka\left[\cos\left(\phi - \frac{2\pi(n-1)}{N}\right) - \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right)\right]\right\}}$$

Xét bài toán gồm dãy $M=50$ phần tử, vẫn giữ nguyên khoảng cách giữa các phần tử $d=0.5\lambda$ (đơn vị khoảng cách) thì bán kính $a \approx 3.98\lambda$.

Góc phương vị của hướng tới là 0° , can nhiễu là -60° và 45° (nếu có can nhiễu thứ 2).

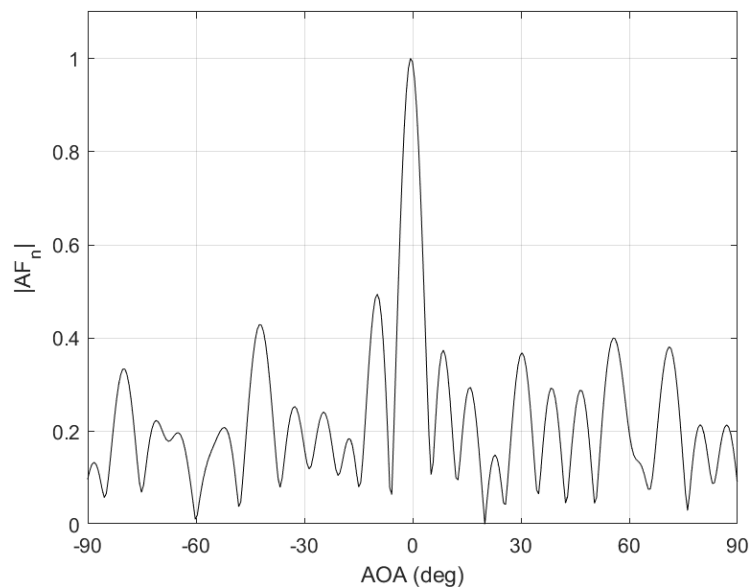
Áp dụng các thuật toán tương tự với dãy tuyến tính cho dãy tròn, ta có các kết quả của từng phương pháp được thể hiện dưới đây:

LMS:



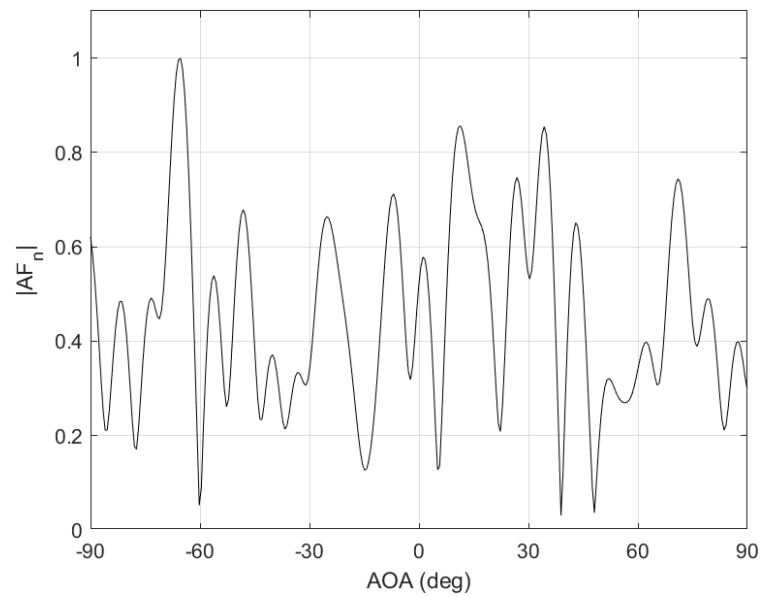
$SLL = 2.5112$; $HPBW = 4.5837^\circ$

SMI:



$SLL = 2.0211$; $HPBW = 4.5837^\circ$

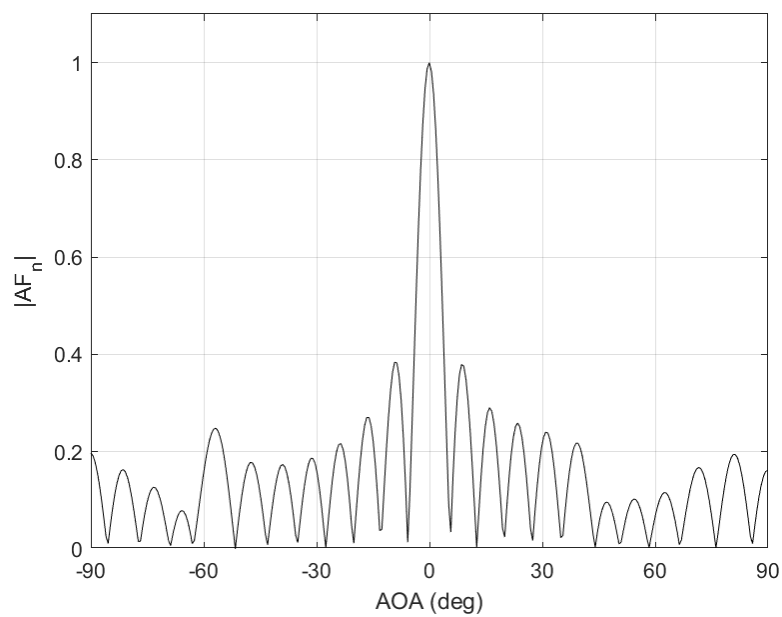
RLS:



$SLL = 1.1679$; $HPBW = 5.1566^\circ$

Nhận xét: Các búp bên rất lớn, và tín hiệu góc tới mong muốn cũng không phải là tín hiệu thu được tốt nhất.

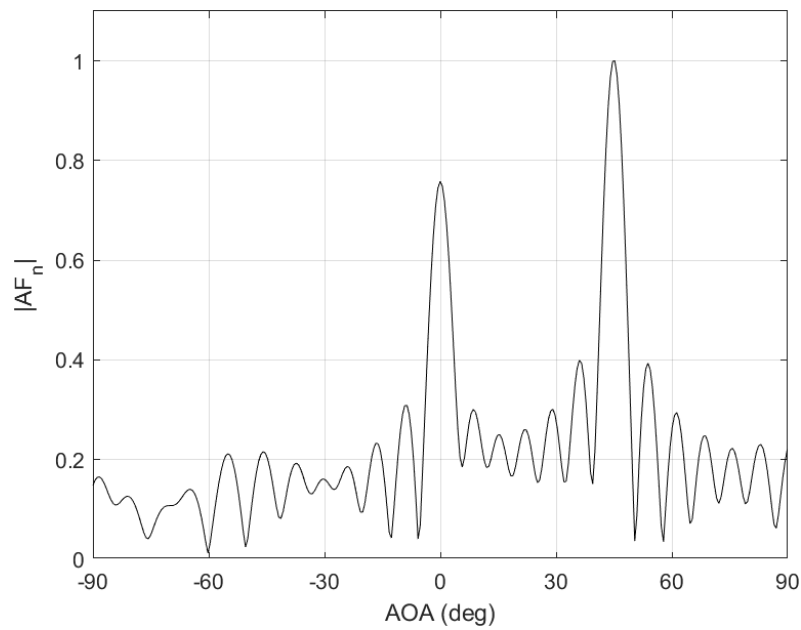
CMA (2 can nhiễu):



$SLL = 2.2225$; $HPBW = 4.0107^\circ$

Nhận xét: Chưa triệt được can nhiễu ở -60° .

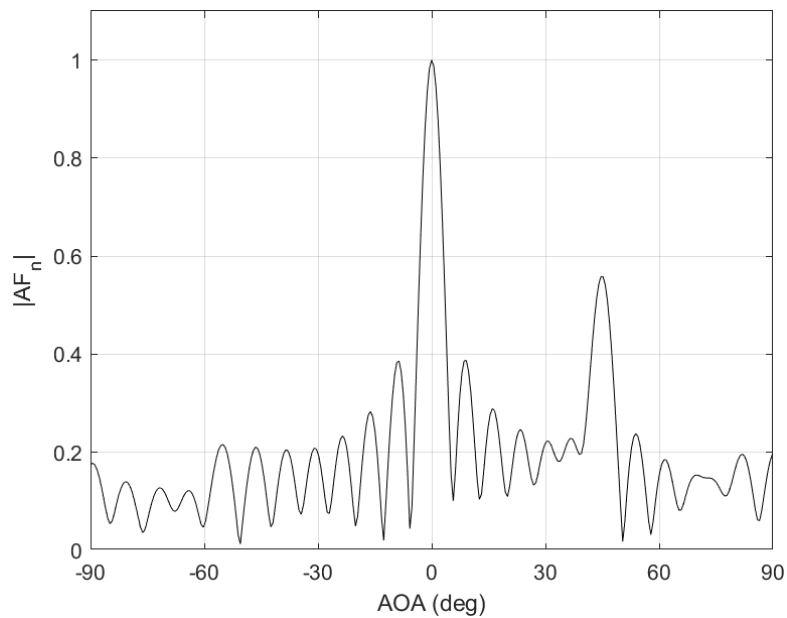
LS-CMA tĩnh (2 can nhiễu):



$$SLL = 1.3188; \text{HPBW} = 6.8755^\circ$$

Nhận xét: tại góc can nhiễu 45° còn thu được tín hiệu tốt hơn tại góc mong muốn 0° . Lúc này, SLL và HPBW chính là số liệu thu được tại can nhiễu 45° .

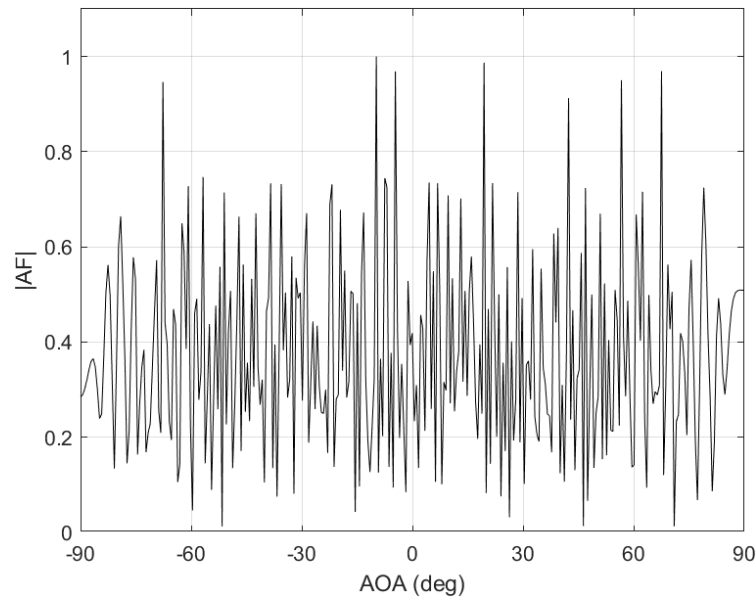
LS-CMA động (2 can nhiễu):



$$SLL = 1.7904; \text{HPBW} = 4.5837^\circ$$

Nhận xét: tại các can nhiễu ở 45° , tín hiệu can nhiễu khá lớn.

CGM (2 can nhiễu):



$SLL = 1.0130$; $HPBW = 0.5730^\circ$

Nhận xét: Tín hiệu mong muốn tại 0° rất nhỏ so với các búp bên, tỉ số SLL và HPBW trên chính là của các nhiễu khác.

Để có cái nhìn tổng quát, thực hiện mô phỏng với các trường hợp số phần tử dãy là $M=100$ tương ứng với bán kính dãy tròn $a=7.96\lambda$, và thay đổi với hướng tới mong muốn có góc phương vị 30° :

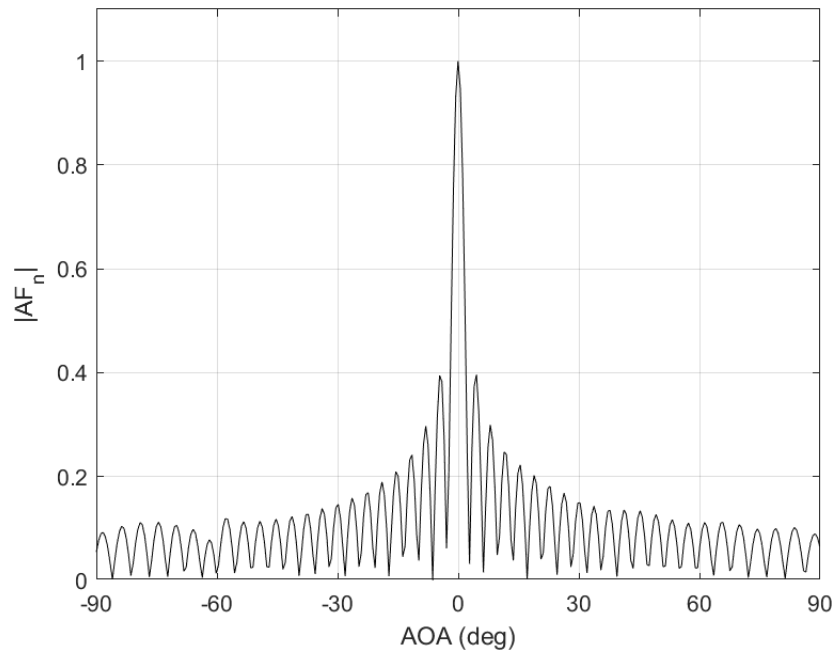
	LMS		SMI		RLS (lỗi)	
$\varphi_S=0^\circ$; $\varphi_I=-60^\circ$; $\varphi_{I'}=45^\circ$	SLL	HPBW	SLL	HPBW	SLL	HPBW
$M=50$; $a=3.98\lambda$	2.5112	4.5837	2.0211	4.5837	1.1679	5.1566
$M=100$; $a=7.96\lambda$	2.5226	2.2918	1.0823	3.4377	1.1027	2.8648
$\varphi_S=30^\circ$; $\varphi_I=-60^\circ$; $\varphi_{I'}=45^\circ$; $M=100$; $a=7.96\lambda$	2.4672	1.7189	1.0823	3.4377	1.2182	2.2918

	CMA		Static LS-CMA (lỗi)		Dynamic LS-CMA		CGM (lỗi)	
$\varphi_S=0^\circ$; $\varphi_I=-60^\circ$; $\varphi_{I'}=45^\circ$	SLL	HPBW	SLL	HPBW	SLL	HPBW	SLL	HPBW
$M=50$; $a=3.98\lambda$	2.2225	4.0107	1.3188	5.1566	1.7904	4.5837	1.0130	0
$M=100$; $a=7.96\lambda$	2.5227	2.2918	1.3501	1.7189	1.6671	2.2918	1.0061	1.7189
$\varphi_S=30^\circ$; $\varphi_I=-60^\circ$; $\varphi_{I'}=45^\circ$; $M=100$; $a=7.96\lambda$	2.4672	1.7189	1.1939	1.7189	1.4480	1.7189	1.0145	0

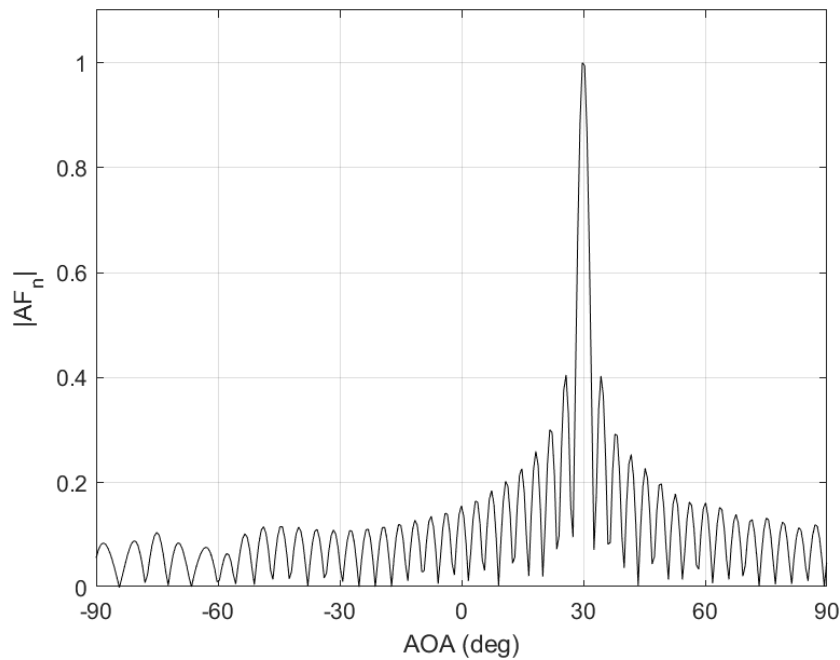
Qua các số liệu và đồ thị ứng với mỗi phương pháp cùng bảng số liệu tham khảo trên, có thể thấy phương pháp LMS (*được tô hồng*) chính là phương pháp tối ưu nhất với khả năng triệt can nhiễu, tối ưu tỉ số SLL và độ rộng HPBW. *Lưu ý, các phương pháp được tô xanh là các phương pháp với trường hợp 2 can nhiễu.*

So sánh giữa góc phương vị mong muốn trong 2 trường hợp là 0° và 30° .

Với $\varphi_S=0^\circ$, $SLL = 2.5227$, $HPBW = 2.2918^\circ$



Với $\varphi_S=30^\circ$, $SLL = 2.4672$, $HPBW = 1.7189^\circ$



Tổng kết, đối với cả 2 dãy tuyến tính và dãy tròn, “Bình phương trung bình nhỏ nhất” LMS là phương pháp tối ưu để thiết kế hệ thống định dạng chùm thích ứng.

KẾT LUẬN

Tóm lại, hệ thống an-ten thông minh với khả năng điều chỉnh chùm tia thích ứng, tối ưu cho việc thu tín hiệu và triệt can nhiễu là một công nghệ không thể thiếu hiện nay, đặc biệt đối với truyền thông không dây ngày càng phát triển và ứng dụng cho nhiều lĩnh vực quan trọng mà nổi bật là hệ thống mạng 5G. Hệ thống an-ten thông minh hứa hẹn sẽ góp phần nâng tầm ngành viễn thông phát triển vượt bậc nhờ vào khả năng tăng dung lượng hệ thống và tốc độ dữ liệu cao hơn nhiều lần so với hệ thống an-ten truyền thống.

Sau khoảng thời gian nghiên cứu, đồ án đã tóm gọn đầy đủ về nguyên lý hoạt động của dãy an-ten tuyến tính và dãy tròn, cũng như các thuật toán giúp tối ưu hóa việc thu tín hiệu và triệt các can nhiễu, qua đó cải thiện tốc độ xử lý tín hiệu của hệ thống. Với góc nhìn rộng và đầy đủ về các thuật toán trên, tùy vào các điều kiện khác nhau mà chúng ta có thể chọn được thuật toán phù hợp nhằm tối ưu cho việc thiết kế hệ thống an-ten.

Với các ưu điểm của mình, hệ thống an-ten thông minh đã được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực, cụ thể trong số đó là MASSIVE MIMO, một công nghệ tân tiến cải thiện và mở rộng khả năng truyền nhận dữ liệu, góp phần đưa nền công nghệ thế giới đến với 5G.

Mặc dù đã rất cố gắng trong việc nghiên cứu và thực hiện đồ án, nhưng do thời gian và hiểu biết còn hạn chế nên đồ án chỉ dừng lại ở mức tìm hiểu về mô hình hệ thống an-ten thông minh với các thuật toán khác nhau, mà chưa kịp triển khai ứng dụng vào thực tế bởi việc này cần thêm nhiều kiến thức, hiểu biết ở các lĩnh vực công nghệ khác nhau. Đồng thời, đồ án chắc chắn cũng không tránh khỏi những thiếu sót, nên em rất mong nhận được ý kiến đóng góp từ thầy.

Em xin chân thành cảm ơn!

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] “Mạng 5G là gì? Những công nghệ nền tảng của mạng 5G”, <https://kienthucbonphuong.com/mang-5g-la-gi-nhung-cong-nghe-nen-tang-cua-mang-5g.html>, 14/11/2019.
- [2] Frank B. Gross, “Smart Antennas for Wireless Communications”, The McGraw-Hill Companies, 2005.

PHỤ LỤC

- Code MATLAB cho ví dụ LMS với dãy an-ten tròn:

```
%----- Givens -----%

a = 7.96; % a = 7.96*lambda/2
%N = input(' How many element do you want in uniform linear array? '); %
number of elements in array
N=100;
PhiS = 0;
PhiI = -60;
%----- Desired Signal & Interferer -----%
T=1E-3;
t=(1:100)*T/100;
it=1:100;
S=cos(2*pi*t/T);
PhiS = PhiS*pi/180; % desired user AOA
I = randn(1,100);
PhiI = PhiI*pi/180; % interferer AOA

%----- Create Array Factors for each user's signal for linear array -----%

vS = []; vI = [];
i=1:N;
vS=exp(-1j*2*pi*a*(cos(PhiS-2*pi*(i-1)/N)-cos(2*pi*i/N))).';
vI=exp(-1j*2*pi*a*(cos(PhiI-2*pi*(i-1)/N)-cos(2*pi*i/N))).';

%----- Solve for Weights using LMS -----%

w = zeros(N,1); snr = 10; % signal to noise ratio
X=(vS+vI);
Rx=X*X';
mu=1/(4*real(trace(Rx)))
%mu = input('What is step size?')
wi=zeros(N,max(it));
for n = 1:length(S)
    x = S(n)*vS + I(n)*vI;
    %y = w*x.';
    y=w'*x;

    e = conj(S(n)) - y; esave(n) = abs(e)^2;
    % w = w +mu*e*conj(x);
    w=w+mu*conj(e)*x;
    wi(:,n)=w;
    yy(n)=y;
end
w = (w./w(1)); % normalize results to first weight

%----- Plot Results -----%

Phi = -pi/2:.01:pi/2;
AF = zeros(1,length(Phi));

% Determine the array factor for linear array
```



```

for i = 1:N
    AF = AF + w(i)'.*exp(-1j*2*pi*a*(cos(Phi-2*pi*(i-1)/N)-cos(2*pi*i/N)));
end

figure
plot(Phi*180/pi,abs(AF)/max(abs(AF)),'k')
xlabel('AOA (deg)')
ylabel('|AF_n|')
axis([-90 90 0 1.1])
set(gca,'xtick',[-90 -60 -30 0 30 60 90])
grid on
figure;plot(it,abs(wi(1,:)),'kx',it,abs(wi(2,:)),'ko',it,abs(wi(3,:)),'ks',it,
abs(wi(4,:)),'k+',it,abs(wi(5,:)),'kd','markersize',2)
xlabel('Iteration no.')
ylabel('|weights|')
figure;plot(it,esave,'k')
xlabel('Iteration no.')
ylabel('Mean square error')

% tính SLL%%%
n=length(Phi);
% tìm giá trị max, max_2, SLL = max/max_2
A = zeros(1,n);
for i = 1:n
    A(i) = abs(AF(i))/max(abs(AF));
end
m1=max(A);
for j = 1:n
    if A(j) == m1;
        break;
    end
end
Dmax=j;
GocToi=Phi(Dmax)*180/pi;
max_2=0;
for i=2:(n-1)
    if ((A(i)-A(i-1))>=0)&((A(i)-A(i+1))>=0)& (A(i)~=m1)
        if A(i)>= max_2
            max_2 = A(i);
        end
    end
end
m2=max_2;
SLL = m1/m2
%tính beamwidth%
for k=2:Dmax
    if (A(k-1) < m1/(sqrt(2))) & (A(k) > m1/(sqrt(2)))
        break;
    end
end
D1=k;
GocPhu1 = Phi(D1)*180/pi;
for h=Dmax:(n-1)
    if (A(h) > m1/(sqrt(2))) & (A(h+1) < m1/(sqrt(2)))
        break;
    end
end
D2=h;
GocPhu2 = Phi(D2)*180/pi;

```

Beamwidth = GocPhu2-GocPhu1

- Kết quả sau khi mô phỏng code:

