



Khoa: **Điện – Điện tử**
Bộ Môn: **VIỄN THÔNG**

NHIỆM VỤ LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP

1. HỌ VÀ TÊN: LÊ NGUYỄN TRÍ QUANG MSSV: 1413077
2. NGÀNH: Điện tử - Viễn Thông LỚP: VP2014VT
3. Đề tài: **ỨNG DỤNG GIẢI THUẬT TỐI ƯU TRÍ TUỆ TẬP THỂ TRONG KỸ THUẬT ĐỊNH BÚP SÓNG**
4. Nhiệm vụ:
 - Khảo sát tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước về kỹ thuật định búp sóng trong hệ thống anten thông minh.
 - Tìm hiểu về các giải thuật tối ưu thuộc nhóm trí tuệ tập thể được ứng dụng trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo.
 - Nghiên cứu các thuật toán tối ưu trí tuệ tập thể và ứng dụng trong thiết kế bộ định búp sóng số cố định.
 - Phân tích, đánh giá, tổng hợp và đưa ra hướng phát triển, viết quyền Luận văn.
5. Ngày giao nhiệm vụ luận văn: Tháng 01/2019
6. Ngày hoàn thành nhiệm vụ: Tháng 06/2019
7. Họ và tên người hướng dẫn: PGS. TS. Đỗ Hồng Tuấn

Tp.HCM, ngày 21 tháng 6 năm 2019

CHỦ NHIỆM BỘ MÔN

GIẢNG VIÊN DẪN CHÍNH

PHẦN DÀNH CHO KHOA, BỘ MÔN:

Người duyệt (chấm sơ bộ):.....

Đơn vị:.....

Ngày bảo vệ:

Điểm tổng kết:

Nơi lưu trữ luận văn:

LỜI MỞ ĐẦU

Lời đầu tiên, em xin gửi lời cảm ơn chân thành và sâu sắc đến Thầy PGS. TS. Đỗ Hồng Tuấn. Nhờ có sự hướng dẫn và giúp đỡ tận tình cùng những nhận xét, góp ý chân thành của Thầy trong suốt thời gian qua, em đã có thể hoàn thành Luận văn tốt nghiệp.

Đồng thời, em xin trân trọng cảm ơn các Thầy Cô của Trường Đại Học Bách Khoa Thành phố Hồ Chí Minh nói chung và của khoa Điện – Điện Tử nói riêng đã dạy dỗ em suốt quãng thời gian ngồi trên ghế giảng đường Đại học.

Bên cạnh đó, con xin gửi lời cảm ơn trân trọng nhất đến gia đình, cha mẹ và ông bà, cảm ơn sự động viên và sự hỗ trợ của mọi người trong suốt thời gian học tập để con có động lực vượt qua những lúc khó khăn.

Cuối cùng, xin gửi lời cảm ơn đến bạn bè đã quan tâm, động viên và giúp đỡ tôi trong quá trình hoàn thành quyển Luận văn này.

Tp. Hồ Chí Minh, tháng 6 năm 2019

Người thực hiện

Lê Nguyễn Trí Quang

TÓM TẮT LUẬN VĂN

Kỹ thuật định búp sóng là kỹ thuật phân tích hình dạng búp sóng, định hướng thu tín hiệu mong muốn và triệt tín hiệu can nhiễu; được sử dụng trong các hệ thống anten thông minh. Ngày nay, kỹ thuật định búp sóng ứng dụng rất nhiều trong các hệ thống thông tin di động, hệ thống mạng lưới vạn vật kết nối, v.v. Thiết kế tối ưu bộ định búp sóng sử dụng nhóm giải thuật trí tuệ tập thể đã và đang được đề xuất trong rất nhiều công trình nghiên cứu.

Mục tiêu của Luận văn tốt nghiệp “**Ứng dụng kỹ thuật tối ưu trí tuệ tập thể trong kỹ thuật định búp sóng**” là kết hợp các giải thuật tối ưu và kỹ thuật định búp sóng nhằm thiết kế tối ưu bộ định búp sóng thỏa mãn các yêu cầu đề ra.

Trong khuôn khổ luận văn tốt nghiệp này, em tập trung tìm hiểu về bộ định búp sóng số cố định và nhóm giải thuật tối ưu trí tuệ tập hợp. Bên cạnh một số giải thuật tiêu biểu gồm giải thuật tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO, giải thuật tối ưu bầy đàn PSO, giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO; luận văn đề xuất cải tiến trong giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO để phù hợp với yêu cầu thiết kế bộ định búp sóng. Các giải thuật tối ưu sẽ được ứng dụng trong dãy anten tuyến tính, không tuyến tính và dãy chữ nhật của bộ định búp sóng cố định để tìm kiếm các phân bố vị trí tối ưu. Hàm mục tiêu trong bài toán tối ưu liên quan đến các thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ gồm cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất (Maximum Side Lobe) và cực tiểu chỉ số độ rộng búp sóng một nửa lần công suất (Half Power Beam Width), với điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Signal-to-Interference Ratio). Với giải thuật MOPSO cải tiến trong luận văn, các bộ định búp sóng sử dụng các dãy anten không đều cho kết quả thông số khả quan so với một số dãy anten tiêu biểu.

Do kiến thức còn chưa đầy đủ và thiếu kinh nghiệm trong thực tiễn nên Luận văn tốt nghiệp này không tránh khỏi những thiếu sót. Rất mong nhận được những ý kiến đóng góp, giúp đỡ từ quý thầy cô và các bạn sinh viên.

Lê Nguyễn Trí Quang

MỤC LỤC

CHƯƠNG 1.	1
ĐẶT VẤN ĐỀ	1
1.1. Tổng quan nghiên cứu	1
1.2. Phân tích bài toán.....	2
1.3. Nhiệm vụ luận văn	3
CHƯƠNG 2.	4
CƠ SỞ LÝ THUYẾT	4
2.1. Kỹ thuật định búp sóng trong hệ thống anten thông minh	4
2.1.1. Hệ thống anten thông minh.....	4
2.1.2. Một số đặc tính của anten	5
2.1.2.1. Mật độ công suất bức xạ.....	5
2.1.2.2. Cường độ bức xạ	6
2.1.2.3. Đồ thị bức xạ anten (Antenna Pattern).....	6
2.1.2.4. Độ định hướng (Directivity).....	7
2.1.2.5. Độ lợi (Gain)	8
2.1.3. Anten lưỡng cực (Infinitesimal Dipole).....	8
2.1.4. Lý thuyết dây anten	8
2.1.4.1. Dây anten tuyến tính.....	8
2.1.4.2. Dây anten hình chữ nhật	12
2.1.5. Kỹ thuật định búp sóng số cố định (Fixed Weight Beamforming).....	13
2.1.5.1. Cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Cực đại SIR)	14
2.1.5.2. Thiết kế bộ định búp sóng số cố định áp dụng giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể	16
2.2. Giải thuật mô phỏng tự nhiên	17
2.2.1. Phạm vi ứng dụng giải thuật mô phỏng tự nhiên	17
2.2.2. Giải thuật trí tuệ tập thể.....	17
2.2.2.1. Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO – Gravitational Search Optimization) [4,9]	18
2.2.2.2. Giải thuật tối ưu bầy đàn (PSO – Particle Swarm Optimization) [7,8] ...	22
2.2.2.3. Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu (CLPSO – Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization) [11,12]	26

2.2.2.4. Giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu (MOPSO – Multi-Objective Particle Swarm Optimization) [13,14,15]	31
2.2.3. Ứng dụng các giải thuật tối ưu vào các hàm thử	38
CHƯƠNG 3.	45
ỨNG DỤNG GIẢI THUẬT TỐI ƯU MÔ PHỎNG TỰ NHIÊN TRONG KỸ THUẬT ĐỊNH BÚP SÓNG.....	45
3.1. Một số dãy anten thông dụng	45
3.1.1. Dãy anten tuyến tính.....	45
3.1.1.1. Thiết kế bộ định búp sóng thỏa điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Cực đại SIR)	45
3.1.1.2. Ứng dụng giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO.....	51
3.1.1.3. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO.....	55
3.1.1.4. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO	61
3.1.1.5. So sánh các giải thuật	67
3.1.2. Dãy anten hình chữ nhật	68
3.1.2.1. Thiết kế bộ định búp sóng thỏa điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Cực đại SIR)	68
3.1.2.2. Ứng dụng giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO.....	73
3.1.2.3. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO.....	76
3.1.2.4. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO	79
3.1.2.5. So sánh giữa các giải thuật.....	83
3.2. So sánh kết quả.....	85
CHƯƠNG 4.	86
TỔNG KẾT VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	86
4.1. Tổng kết.....	86
4.1.1. Các mục tiêu đã hoàn thành	86
4.1.2. Hạn chế	87
4.1.3. Phương án khắc phục	88
4.2. Hướng phát triển.....	88
TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	89

DANH SÁCH HÌNH MINH HỌA

Hình 2.1. Biểu đồ Venn các lĩnh vực nghiên cứu liên quan đến hệ thống Anten thông minh. ...	5
Hình 2.2. Vector trường điện-từ biểu diễn trong tọa độ cầu tại điểm nguồn.	5
Hình 2.3. (a) Biểu đồ bức xạ mô tả hàm cường độ bức xạ trong hệ tọa độ cực. (b) Biểu đồ bức xạ mô tả hàm cường độ bức xạ trong không gian ba chiều. (c) Biểu đồ bức xạ mô tả hàm cường độ bức xạ trong hệ tọa độ vuông góc.	7
Hình 2.4. Dây Anten dipole 2 phần tử.	9
Hình 2.5. Dây Anten dipole N phần tử.	10
Hình 2.6. Đồ thị mô tả tín hiệu tới dây Anten gồm 2 phần tử trên tọa độ Descartes.	10
Hình 2.7. Dây Anten chữ nhật $M \times N$	12
Hình 2.8. Biểu đồ bức xạ của dây Anten chữ nhật 8×8 , $\theta_0 = 45^\circ$, $\phi_0 = 45^\circ$; sử dụng bộ trọng số Kaiser-Bessel [5].	12
Hình 2.9. Bộ định búp sóng số cố định cơ bản.	13
Hình 2.10. Mô hình tín hiệu vào và ra bộ định búp sóng số cố định.	14
Hình 2.11. Mô hình các công đoạn chính của thiết kế tối ưu bộ định búp sóng số cố định theo giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể.	16
Hình 2.12. Mô hình tổng hợp lực hấp dẫn tương tác của các phần tử khối lượng khác nhau.	18
Hình 2.13. Lưu đồ giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO.	21
Hình 2.14. Mô hình nguyên tắc vận động của cá thể trong bầy của giải thuật PSO.	22
Hình 2.15. Lưu đồ giải thuật tối ưu bầy đàn PSO.	25
Hình 2.16. Mô hình nguyên tắc vận động của cá thể trong bầy của giải thuật CLPSO.	26
Hình 2.17. Lưu đồ nguyên tắc chọn cá thể thứ j để cập nhật giá trị vận tốc.	27
Hình 2.18. Đồ thị biểu diễn khả năng học của từng cá thể trong bầy gồm 20 cá thể.	28
Hình 2.19. Lưu đồ giải thuật tối ưu học hiệu CLPSO.	30
Hình 2.20. Mô hình nguyên tắc vận động của cá thể trong bầy của giải thuật MOPSO.	33
Hình 2.21. Vòng quay Roulette với 6 mức giá trị.	34
Hình 2.22. Lưu đồ giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO.	37
Hình 2.23. Đồ thị mô phỏng giá trị tối ưu hàm thử 1 qua các thế hệ sử dụng giải thuật: (a) Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO. (b) Giải thuật tối ưu bầy đàn PSO. (c) Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiệu CLPSO.	39
Hình 2.24. Đồ thị mô phỏng giá trị tối ưu hàm thử 2 qua các thế hệ sử dụng giải thuật: (a) Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO. (b) Giải thuật tối ưu bầy đàn PSO. (c) Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiệu CLPSO.	40
Hình 2.25. Đồ thị mô phỏng biểu diễn Pareto Front tập hàm 1 qua các thế hệ: (a) 25 thế hệ. (b) 50 thế hệ. (c) 75 thế hệ. (d) 100 thế hệ.	43
Hình 2.26. Đồ thị mô phỏng biểu diễn Pareto Front tập hàm 2 qua các thế hệ: (a) 25 thế hệ. (b) 50 thế hệ. (c) 75 thế hệ. (d) 100 thế hệ.	44
Hình 3.1. Đồ thị bức xạ của dây Anten tuyến tính 8 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ cực, (b) hệ tọa độ vuông góc.	48
Hình 3.1. Đồ thị bức xạ của dây Anten tuyến tính 8 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ cực, (b) hệ tọa độ vuông góc.	48
Hình 3.2. Đồ thị bức xạ của dây Anten tuyến tính 12 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.	49
Hình 3.3. Đồ thị bức xạ của dây Anten tuyến tính 24 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.	49

Hình 3.4. Đồ thị bức sóng của dãy Anten tuyến tính 56 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.....	50
Hình 3.5. Đồ thị giá trị thông số MSL và HPBW của các dãy Anten tuyến tính cách đều nhau $\lambda/2$ có số lượng phần tử Anten được khảo sát từ 6 đến 90, thỏa điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên SIR (với các góc tín hiệu cho trước).....	50
Hình 3.6. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tuyến tính cách đều nhau $\lambda/2$ với các số lượng phần tử Anten tương ứng (a) 8 phần tử, (b) 12 phần tử, (c) 24 phần tử, (d) 56 phần tử.	52
Hình 3.7. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$	53
Hình 3.8. (a) Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$, (b) Tọa độ các phần tử trên dãy Anten.	55
Hình 3.9. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten áp dụng giải thuật CLPSO và dãy Anten tuyến tính cách đều nhau $\lambda/2$ với các số lượng phần tử Anten tương ứng (a) 8 phần tử, (b) 12 phần tử, (c) 24 phần tử, (d) 56 phần tử.	57
Hình 3.10. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật CLPSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$	58
Hình 3.11. (a) Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật CLPSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$, (b) Tọa độ các phần tử trên dãy Anten.	60
Hình 3.12. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO của dãy Anten tuyến tính đều gồm (a) 8 phần tử, (b) 12 phần tử, (c) 24 phần tử, (d) 56 phần tử.	62
Hình 3.13. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật MOPSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$	65
Hình 3.14. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO cải tiến của dãy Anten tuyến tính không đều.....	65
Hình 3.15. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO cải tiến của dãy Anten không đều.....	66
Hình 3.16. (a) Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật MOPSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$, (b) Tọa độ các phần tử trên dãy Anten.	67
Hình 3.18. Đồ thị bức sóng của dãy Anten chữ nhật 4×4 thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ cực, (b) hệ tọa độ vuông góc.	72
Hình 3.19. Đồ thị bức sóng của dãy Anten tuyến tính 6×6 thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.....	72
Hình 3.20. Đồ thị bức sóng của dãy Anten chữ nhật 8×8 thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.	73
Hình 3.21. Đồ thị bức xạ dãy Anten đều 6×6 theo từng phương áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten chữ nhật tiêu chuẩn mục 3.1.2.1.....	74
Hình 3.22. (a) Đồ thị bức xạ của dãy Anten không đều áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tiêu chuẩn mục 3.1.2.1, (b) tọa độ tương ứng của dãy Anten trên trục Oxy.....	76
Hình 3.23. Đồ thị bức xạ dãy Anten đều 6×6 theo từng phương áp dụng giải thuật CLPSO và dãy Anten chữ nhật tiêu chuẩn mục 3.1.2.1.....	77
Hình 3.24. (a) Đồ thị bức xạ của dãy Anten không đều áp dụng giải thuật CLPSO và dãy	

anten tiêu chuẩn mục 3.1.2.1, (b) tọa độ tương ứng của dãy anten trên trục Oxy.	79
Hình 3.25. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO của dãy anten chữ nhật không đều theo từng phương.	80
Hình 3.26. Đồ thị bức xạ dãy anten đều 6x6 theo từng phương áp dụng giải thuật MOPSO cải tiến và dãy anten chữ nhật tiêu chuẩn mục 3.1.2.1.	81
Hình 3.27. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO của dãy anten chữ nhật không đều.	82
Hình 3.28. (a) Đồ thị bức xạ của dãy anten không đều áp dụng giải thuật MOPSO và dãy anten tiêu chuẩn mục 3.1.2.1, (b) tọa độ tương ứng của dãy anten trên trục Oxy.	83
Hình 3.29. Đồ thị các dãy anten tương ứng trong bảng 3.34.	84

DANH SÁCH BẢNG SỐ LIỆU

Bảng 2.1. Bảng các thông số ban đầu cho các giải thuật tối ưu một hàm mục tiêu.....	38
Bảng 2.2. Bảng thống kê kết quả giá trị hàm thử 1 sau một số lần thử	39
Bảng 2.3. Bảng thống kê kết quả giá trị hàm thử 2 sau một số lần thử	41
Bảng 2.4. Bảng các thông số ban đầu cho các giải thuật MOPSO	42
Bảng 2.5. Bảng thống kê kết quả cá thể trội trong suốt quá trình 100 thế hệ	43
Bảng 2.6. Bảng thống kê kết quả cá thể trội trong suốt quá trình 100 thế hệ	44
Bảng 3.1. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten tuyến tính đều cách nhau $\lambda/2$	49
Bảng 3.2. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính đều.....	51
Bảng 3.3. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten tuyến tính đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO	51
Bảng 3.4. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính không đều.....	53
Bảng 3.5. Bảng giá trị tọa độ dãy anten tuyến tính không đều sau khi áp dụng giải thuật tối ưu GSO và các thông số trên đồ thị bức xạ.....	53
Bảng 3.6. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten không đều.....	54
Bảng 3.7. Bảng giá trị tọa độ dãy anten không đều gồm 8 phần tử sau khi áp dụng giải thuật tối ưu GSO và các thông số trên đồ thị bức xạ	54
Bảng 3.8. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính đều	56
Bảng 3.9. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten tuyến tính đều áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO	56
Bảng 3.10. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính không đều	58
Bảng 3.11. Bảng giá trị tọa độ dãy anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử sau khi áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ.....	58
Bảng 3.12. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten không đều	59
Bảng 3.13. Bảng giá trị tọa độ dãy anten không đều gồm 8 phần tử sau khi áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ.....	59
Bảng 3.14. điều kiện cực đại SIR. Các thông số giải thuật thể hiện trên bảng 3.14, kết quả phân loại các cá thể của giải thuật MOPSO thể hiện trên hình 3.12.	62
Bảng 3.15. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten tuyến tính đều áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO.....	63
Bảng 3.16. Thông số giải thuật MOPSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính không đều.....	64
Bảng 3.17. Bảng giá trị tọa độ dãy anten tuyến tính không đều sau khi áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ.....	64
Bảng 3.18. Thông số giải thuật MOPSO sử dụng trong dãy anten không đều.....	66
Bảng 3.19. Bảng giá trị tọa độ dãy anten không đều sau khi áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ.....	66
Bảng 3.20. Giá trị thông số các dãy anten không đều thu được từ các giải thuật tối ưu	68
Bảng 3.21. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều cách nhau $\lambda/2$	72
Bảng 3.22. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật đều.....	73
Bảng 3.23. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO	74
Bảng 3.24. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật không đều.....	75

Bảng 3.25. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO	75
Bảng 3.26. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật đều	77
Bảng 3.27. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO	77
Bảng 3.28. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật không đều	78
Bảng 3.29. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO	78
Bảng 3.30. Thông số giải thuật MOPSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật đều	80
Bảng 3.31. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO.....	80
Bảng 3.32. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật không đều	81
Bảng 3.33. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO.....	82
Bảng 3.34. Giá trị thông số các dãy anten chữ nhật không đều thu được từ các giải thuật tối ưu	84
Bảng 4.1. Bảng so sánh các thông số một số dãy anten tiêu biểu và dãy anten trong luận văn.....	87

CHƯƠNG 1.

ĐẶT VẤN ĐỀ

1.1. Tổng quan nghiên cứu

1.2. Phân tích bài toán

1.3. Nhiệm vụ luận văn

1.1. Tổng quan nghiên cứu

Kỹ thuật định búp sóng (Beamforming) hay còn gọi là kỹ thuật thiết kế bộ định dạng và điều khiển búp sóng. Đây là một kỹ thuật xử lý tín hiệu của các dãy thiết bị cảm biến nhằm định vị các tín hiệu mong muốn đồng thời triệt các tín hiệu can nhiễu từ các nguồn tín hiệu khác, được ứng dụng trong các hệ thống Radar, Sonar, các hệ thống tin di động, hệ thống mạng lưới vạn vật kết nối (Internet of Things), v.v.

Kỹ thuật thiết kế bộ định búp sóng đã và đang được sử dụng để xây dựng các hệ thống thông tin di động, truyền thông không dây qua nhiều thế hệ (2G, 3G, 4G) và đặc biệt gần đây nhất là 5G. Thế hệ thứ 5 của hệ thống mạng di động không dây (5G) hứa hẹn sẽ mang lại những cải tiến vượt trội trong lĩnh vực viễn thông, dự tính các ứng dụng 5G sẽ được thử nghiệm và sử dụng từ năm 2020. Trong hệ thống 5G, kỹ thuật định búp sóng đóng vai trò then chốt kết hợp với các kỹ thuật như bước sóng millimetres (Millimeter Waves), tế bào nhỏ (Small Cell), truyền dẫn song công (Full Duplex), hệ thống Massive MIMO [1] v.v. Bên cạnh đó, thế hệ mạng di động 5G mở ra khả năng phát triển cho mạng lưới vạn vật kết nối [2].

Trong hệ thống anten truyền thống, kỹ thuật định búp sóng sử dụng các bộ dịch pha được gọi là bộ định búp sóng tương tự (Analog Beamformer), dòng điện vào từng phần tử anten có pha được điều chỉnh khác nhau. Các dãy anten sử dụng các bộ xử lý số tín hiệu do đó kỹ thuật định búp sóng trong hệ anten thông minh được gọi là kỹ thuật định búp sóng số (Digital Beamforming). Ngày nay, bộ định búp sóng số và định búp sóng số kết hợp tương tự được sử dụng rất nhiều trong các hệ thống thông tin [3]. Bộ xử lý số tín hiệu có vai trò cung cấp bộ các trọng số cho từng phần anten nhằm định dạng búp sóng tối ưu tùy theo các hàm mục tiêu khác nhau, bộ trọng số thu được từ các phương trình giải thuật nhúng trong bộ xử lý số tín hiệu.

Để thiết kế một bộ định búp sóng, tùy theo các ứng dụng và mục đích áp dụng khác nhau, rất nhiều yếu tố được xét đến bao gồm các hàm mục tiêu như chỉ số tín hiệu trên can nhiễu, mức búp sóng phụ lớn nhất (Maximum Side Lobe Level), chỉ số độ rộng một nửa lần công suất (Half Power Beam Width), v.v., các thông số đầu vào đầu ra như góc tín hiệu thu phát, số lượng

phần tử anten, khoảng cách giữa các phần tử, v.v., và các yếu tố khác như hiệu ứng ghép tương hỗ (Mutual Coupling), v.v. Rất nhiều phương trình giải thuật được đề xuất và ứng dụng để thiết kế bộ định búp sóng nhằm tối ưu các hàm mục tiêu yêu cầu. Ngày nay, Các giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên là một trong các giải pháp được sử dụng trong xây dựng hệ thống anten thông minh. Giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên thuộc nhóm giải thuật ứng dụng trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo, gồm rất nhiều biến thể với nguyên tắc lấy cảm ứng từ quá trình vận động và phát triển của vạn vật tự nhiên xung quanh ta. Một số nhóm giải thuật phổ biến gồm: mạng neuron nhân tạo, giải thuật di truyền (Genetic Algorithm), nhóm giải thuật trí tuệ tập thể (giải thuật bầy đàn (PSO), giải thuật tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO), giải thuật đàn kiến (ACO)), v.v. Trong luận văn này, một số giải thuật tiêu biểu trong nhóm giải thuật trí tuệ tập thể được sử dụng để thiết kế bộ định búp sóng.

Rất nhiều phương pháp thiết kế bộ định búp sóng trong hệ thống anten được đề xuất và ứng dụng trong thực tế. Tùy thuộc các ứng dụng khác nhau nhưng theo quá trình phát triển công nghệ và những yêu cầu cải tiến về hệ thống, các bài toán thiết kế bộ định búp sóng cần giải các bài toán tối ưu phức tạp hơn. Nhiều công trình nghiên cứu khoa học đã công bố và đề xuất về khả năng ứng dụng giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên vào hệ thống anten thông minh nói chung cũng như thiết kế bộ định búp sóng nói chung. Cụ thể, một số bộ định búp sóng được đề xuất trong tài liệu [3] nhằm tối ưu các đặc tính vật lý của dây anten dựa trên các giải thuật mô phỏng tự nhiên.

1.2. Phân tích bài toán

Như đã đề cập trên, kỹ thuật định búp sóng đóng vai trò vô cùng quan trọng trong các hệ truyền thông không dây và đặc biệt trong hệ thống thông tin di động thế hệ thứ 5 (5G). Đặc biệt khi các thiết bị kết nối mạng không dây ngày càng nhiều dẫn đến sự “ô nhiễm” trong môi trường truyền dẫn trường điện từ, tín hiệu nhiễu trở thành một vấn đề nghiêm trọng cần các giải pháp khắc phục và giảm thiểu. Kỹ thuật định búp sóng đóng góp một phần lớn vào việc giảm thiểu ảnh hưởng của các tín hiệu can nhiễu giữa các nguồn tín hiệu với nhau; điều chỉnh công suất thu phát, cụ thể giảm công suất phát nhằm tăng số lượng thiết bị kết nối mạng (hệ thống mạng lưới vạn vật kết nối); giảm độ nhạy hệ thống giúp thu phát và phân tích được các tín hiệu yếu, v.v.

Nhiều bài toán thiết kế tối ưu bộ định búp sóng được đề xuất nhằm tối ưu khả năng của hệ thống anten thông minh. Một trong các công đoạn phổ biến và đầu tiên hỗ trợ thiết kế bộ định búp sóng là sắp xếp vị trí phân bố của từng phần tử anten. Trong kỹ thuật định búp sóng, các dạng dây anten thông thường có dạng dây tuyến tính, dây chữ nhật, dây tròn, dây phân bố theo hình trụ, dây phân bố theo hình cầu, v.v. Trong các dây anten thông thường, khoảng cách giữa các phần tử liên tiếp là bằng nhau, trong một số tài liệu [4] khoảng cách chuẩn giữa hai phần tử anten kế nhau là $\frac{\lambda}{2}$, λ là bước sóng của tín hiệu khảo sát. Tuy nhiên, khoảng cách trong

không gian giữa các phần tử anten hay cách bố trí các phần tử anten trên không gian 2D hay 3D có thể là một biến số quan trọng trong bài toán thiết kế tối ưu bộ định búp sóng. Cụ thể bên cạnh bộ trọng số từ bộ xử lý tín hiệu số cung cấp cho dây anten, tọa độ trong không gian của từng phần tử anten cũng sẽ được khảo sát và xem là biến của bài toán tối ưu. Một số giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên được đề xuất để giải các bài toán tối ưu trong kỹ thuật định búp sóng. Trong luận văn này, bài toán thiết kế bộ định búp sóng được chia làm hai bài toán chính: sử

dùng các giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên cụ thể là nhóm giải thuật trí tuệ tập hợp với mục tiêu tìm kiếm, khảo sát các cách phân bố tọa độ phần tử dây anten; sau đó sử dụng các phương trình xử lý số tín hiệu để tìm ra bộ các trọng số cho từng phần tử anten với mục tiêu cực đại tín hiệu trên can nhiễu.

1.3. Nhiệm vụ luận văn

Trong phạm vi luận văn, các nhiệm vụ chính gồm:

1. Nghiên cứu cơ sở lý thuật kỹ thuật định búp sóng trong hệ thống anten thông minh bao gồm các nội dung về các dây anten thông dụng (dây anten tuyến tính, dây anten chữ nhật, dây anten tròn), bộ định búp sóng cố định (Fixed Weight Beamforming), thiết kế bộ định búp sóng số cố định tối ưu chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Maximum Signal to Interference Ratio).
2. Nghiên cứu lý thuyết giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên, cụ thể ứng dụng các giải thuật tối ưu mô phỏng tự nhiên thuộc nhóm giải thuật trí tuệ tập thể (giải thuật tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO), giải thuật bầy đàn (PSO) và giải thuật bầy đàn cải tiến (giải thuật bầy đàn học hiểu - CLPSO, giải thuật bầy đàn nhiều hàm mục tiêu - MOPSO)). Đồng thời đề xuất cải tiến cho giải thuật MOPSO để phù hợp với bài toán thiết kế bộ định búp sóng.

Các nhiệm vụ (1) và (2) sẽ được trình bày trong chương 2.

3. Thiết kế và mô phỏng đồ thị bức xạ của bộ định búp sóng cố định thỏa mãn điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu với các dây anten có số lượng phần tử khác nhau. Giả sử các phần tử anten và phần cứng tương ứng, các mạch RF là lý tưởng và đồng dạng, bỏ qua hiện tượng ghép tương hỗ (Mutual Coupling) giữa các phần tử anten.
4. Mô phỏng giải thuật tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO), giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu (CLPSO) và giải thuật bầy đàn nhiều hàm mục tiêu (MOPSO) dùng các dây anten khác nhau. Đối với giải thuật GSO và CLPSO, hàm mục tiêu để thiết kế bộ định búp sóng được chọn là cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn (Maximum Side Lobe) với điều kiện đồng thời đạt yêu cầu cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu. Đối với giải thuật MOPSO cải tiến trong luận văn, tập hàm mục tiêu gồm cực tiểu chỉ số búp sóng phụ lớn nhất (Maximum Side Lobe Level), cực tiểu chỉ số độ rộng búp sóng một nửa lần công suất (Half Power Beam Width) và đồng thời đạt yêu cầu cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu.
5. So sánh và đưa ra nhận xét các cấu hình anten thu được qua phân tích biểu đồ bức xạ của dây anten trong bộ định búp sóng, ghi nhận các ưu điểm và nhược điểm của các dây anten khi áp dụng các giải thuật tối ưu khác nhau qua các thông số hàm mục tiêu thu được.

Các nhiệm vụ (3), (4), (5) được trình bày trong chương 3.

Chương 4 sẽ rút ra các kết luận về các kết quả đã thu được trong luận văn, rút ra các hạn chế còn tồn tại cũng như hướng khắc phục sau này. Hướng phát triển của Luận văn cũng sẽ được trình bày cụ thể.

CHƯƠNG 2.

CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Kỹ thuật định búp sóng trong hệ thống anten thông minh

2.2. Giải thuật mô phỏng tự nhiên

2.1. Kỹ thuật định búp sóng trong hệ thống anten thông minh

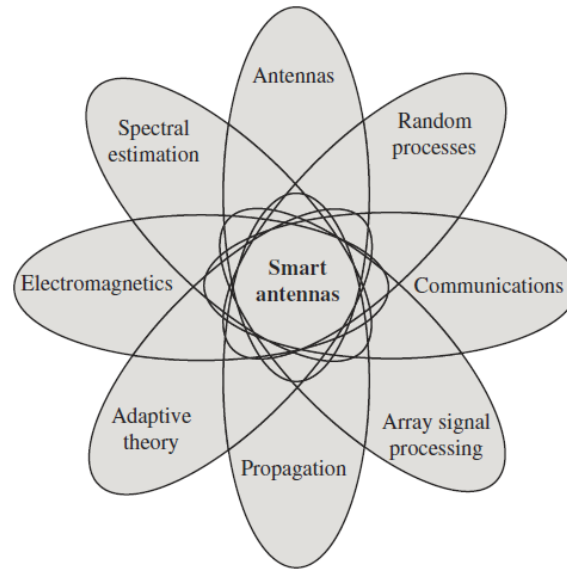
2.1.1. Hệ thống anten thông minh

Hệ thống anten thông minh là một hệ thống gồm các dây anten kết hợp với một bộ xử lý tín hiệu phức tạp có nhiệm vụ hỗ trợ phân tích hình dạng búp sóng, định hướng thu tín hiệu mong muốn hay triệt tín hiệu can nhiễu bằng cách tính toán các bộ trọng số gán cho từng phần tử anten. Ngày nay, hệ thống anten được ứng dụng rất nhiều trong các hệ thống Radar, Sonar, các hệ thống tin di động, hệ thống mạng lưới vạn vật kết nối (Internet of Things) v.v. Trong các ứng dụng mạng điện thoại không dây, hệ thống anten thông minh giúp tăng dung lượng hệ thống bằng cách định hướng búp sóng hẹp và chính xác đến vị trí của người dùng, đồng thời triệt tiêu các tín hiệu can nhiễu. Điều này cho phép tăng tỉ số tín hiệu trên can nhiễu, giảm công suất tín hiệu phát, cho phép nhiều tần số sử dụng lại trong cùng một tế bào (hệ thống anten sử dụng kỹ thuật ghép kênh miền không gian (SDMA)). Một lợi ích nữa của hệ thống anten thông minh là giảm ảnh hưởng của hiện tượng đa đường (Multipath). Ngoài ra, hệ thống anten thông minh đóng vai trò quan trọng trong các hệ thống MIMO (Multi Input Multi Output) và massive MIMO.

Thông thường khi phân tích một hệ thống anten thông minh, hai vấn đề chính cần quan tâm là bài toán ước lượng góc tới (AoA – Angle of Arrival) và kỹ thuật định búp sóng (Beamforming). Hệ thống anten thông minh gồm hai loại chính là hệ thống phân tích búp sóng cố định (Fixed Beam System) và hệ thống phân tích búp sóng thích nghi (Adaptive Beam System). Hệ thống phân tích búp sóng cố định sử dụng trong các ứng dụng mà nguồn tín hiệu cố định và biết trước các góc đến của tín hiệu tới và tín hiệu can nhiễu hay trường hợp phạm vi di chuyển của nguồn tín hiệu không đáng kể. Hệ thống phân tích búp sóng thích nghi được sử dụng trong các ứng dụng có thể chưa xác định trước góc tới của tín hiệu hay nguồn tín hiệu có thể thoải mái di chuyển và các góc tới của nguồn tín hiệu thay đổi liên tục theo thời gian. Do đó, hệ thống phân tích búp sóng thích nghi cần các hàm mục tiêu dùng để cập nhật bộ trọng số của bộ xử lý tín hiệu khi tín hiệu thay đổi. Ở đây, luận văn tập trung vào hệ thống phân tích búp sóng cố định do đó không xét đến bài toán ước lượng góc tới mà chỉ tập trung vào thiết kế tối ưu bộ định búp sóng.

Thực tế phân tích một hệ thống anten là sự kết hợp của nhiều môn học, nghiên cứu được thể hiện trên hình 2.1 [5], gồm anten (Antennas), xử lý tín hiệu ngẫu nhiên (Stochastic Signal

Processing - Random Processes), hệ thống thông tin (Communication), xử lý mảng tín hiệu (Array Signal Processing), sự lan truyền (Propagation), lý thuyết thích nghi (Adaptive theory), trường điện từ (Electromagnetics) và ước lượng phổ tín hiệu (Spectral Estimation). Luận văn tập trung nghiên cứu các kiến thức chủ yếu về xử lý tín hiệu mảng và xử lý tín hiệu ngẫu nhiên.



Hình 2.1. Biểu đồ Venn các lĩnh vực nghiên cứu liên quan đến hệ thống Anten thông minh.

2.1.2. Một số đặc tính của anten

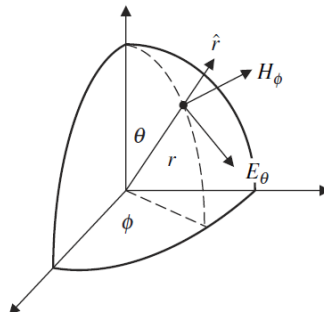
2.1.2.1. Mật độ công suất bức xạ

Mật độ công suất bức xạ thể hiện sự thay đổi của công suất bức xạ của anten khi điểm quan sát dịch chuyển xa dần điểm nguồn. Từ tài liệu [4], hàm miêu tả mật độ điện từ và mật độ điện trường trong miền trường xa và được biểu diễn trong hệ tọa độ cầu như sau

$$\vec{E}(r, t) = \frac{E_0}{r} \cos(\omega t - kr) \hat{\theta} \text{ V/m} \quad (2.1)$$

$$\vec{H}(r, t) = \frac{E_0}{\eta r} \cos(\omega t - kr) \hat{\phi} \text{ A/m} \quad (2.2)$$

Trong đó, η là nội trở của vật liệu với giả sử bản chất môi trường là không tổn hao.



Hình 2.2. Vector trường điện-từ biểu diễn trong tọa độ cầu tại điểm nguồn.

Vector Poynting thể hiện hướng lan truyền của mật độ công suất, đồng thời biểu diễn giá trị tức thời của mật độ công suất tính từ nguồn tín hiệu. Vector Poynting và mật độ công suất trung bình thu được theo công thức sau

$$\bar{P} = \bar{E} \times \bar{H} = \frac{E_0^2}{2\eta r^2} [1 + \cos(2\omega t - 2kr)] \hat{r} \quad (\text{W/m}^2) \quad (2.3)$$

$$\bar{W}(r) = \frac{1}{T} \int_0^T \bar{P}(r, t) dt = \frac{E_0^2}{2\eta r^2} \hat{r} \quad \text{W/m}^2 \quad (2.4)$$

2.1.2.2. Cường độ bức xạ

Cường độ bức xạ được xét như mật độ công suất bức xạ chuẩn hóa theo khoảng cách giữa điểm quan sát và điểm nguồn. Cường độ bức xạ dùng để thể hiện độ lớn của công suất tín hiệu

$$U(\theta, \phi) = r^2 |\bar{W}(r, \theta, \phi)| \quad (2.5)$$

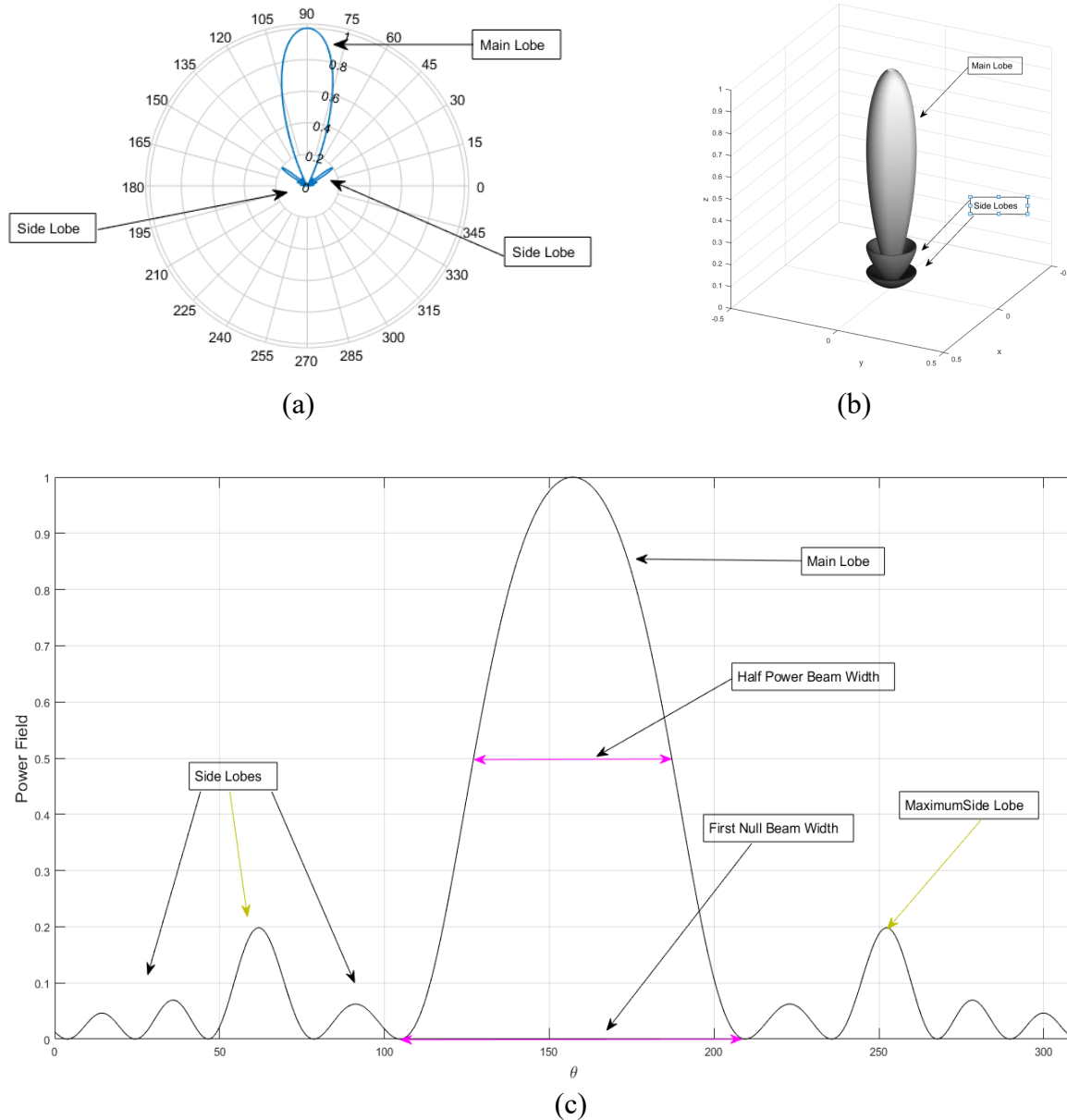
Hàm biểu diễn cường độ bức xạ dùng để vẽ đồ thị bức xạ dùng để phân tích các đặc tính định hướng của tín hiệu.

2.1.2.3. Đồ thị bức xạ anten (Antenna Pattern)

Đồ thị bức xạ của anten dùng để mô tả các tính chất định hướng của một phần tử anten. Đồ thị bức xạ có thể thu được từ hàm miêu tả trường điện từ hay từ hàm miêu tả cường độ bức xạ được đề cập ở trên. Đồ thị bức xạ anten có thể phân tích trên không gian 2 chiều và không gian 3 chiều. Việc phân tích đồ thị bức xạ anten là vô cùng quan trọng trong quá trình thiết kế bộ định búp sóng, các tính chất định hướng của anten liên quan trực tiếp đến các hàm mục tiêu cần tối ưu.

Các thành phần quan tâm khi phân tích đồ thị bức xạ gồm búp sóng chính (Main Lobe); các búp sóng phụ (Side Lobe), cụ thể búp sóng phụ lớn nhất (Maximum Side Lobe); độ rộng búp sóng một nửa lần công suất (Half Power Beam Width); độ rộng búp sóng giữa hai điểm null đầu tiên (First Null Beam Width); v.v. Trong đó, búp sóng chính thể hiện góc tới của tín hiệu mong muốn, các búp sóng phụ thể hiện góc tới của các tín hiệu nhiễu hay tín hiệu không mong muốn. Độ rộng búp sóng một nửa lần công suất có liên quan chặt chẽ đến độ lợi của anten, có ý nghĩa rất quan trọng vì thông thường bằng thông nửa lần công suất được xem như phần băng thông hữu ích. Độ rộng búp sóng nửa lần công suất được tính là khoảng cách giữa hai điểm 3-dB (khoảng cách giữa hai điểm nửa lần công suất). Trong khi đó, chỉ số độ rộng giữa hai điểm null đầu tiên hữu ích trong việc phân tích số lượng lớn các anten can nhiễu lẫn nhau. Độ rộng giữa hai điểm null đầu tiên tính bằng khoảng cách giữa hai điểm null đầu tiên bắt đầu tính từ búp sóng chính. Hình 2.3 thể hiện các thành phần quan tâm trên biểu đồ bức xạ anten.

Trong phạm vi luận văn, chỉ số mức búp sóng chính (Main Lobe Level), chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất (Maximum Side Lobe) và chỉ số độ rộng búp sóng nửa lần công suất (Half Power Beam Width) sẽ được phân tích kỹ hơn trong các kết quả mô phỏng ở chương 3.



Hình 2.3. (a) Biểu đồ bức xạ mô tả hàm cường độ bức xạ trong hệ tọa độ cực. (b) Biểu đồ bức xạ mô tả hàm cường độ bức xạ trong không gian ba chiều. (c) Biểu đồ bức xạ mô tả hàm cường độ bức xạ trong hệ tọa độ vuông góc.

2.1.2.4. Độ định hướng (Directivity)

Độ định hướng thể hiện khả năng định hướng của một phần tử antenna xét so với phần tử antenna đẳng hướng với cùng công suất. Nói cách khác, chỉ số độ định hướng được tính bằng tỉ số mật độ công suất của phần tử antenna xét trên phần tử antenna đẳng hướng.

$$D(\theta, \phi) = \frac{4\pi U(\theta, \phi)}{\int_0^{2\pi} \int_0^\pi U(\theta, \phi) \sin\theta d\theta d\phi} \quad (2.6)$$

Hàm biểu diễn độ định hướng của phần tử antenna có thể được dùng để vẽ biểu đồ bức xạ của antenna với ưu điểm thể hiện được độ lợi của phần tử antenna.

2.1.2.5. Độ lợi (Gain)

Độ lợi của một phần tử anten là thước đo mức độ định hướng của anten đó, qua đó thể hiện khả năng định hướng năng lượng trực tiếp đến các hướng mong muốn. Khi xét chỉ số độ định hướng, các thành phần tổn hao được lược bỏ; trong khi xét công thức tính chỉ số độ lợi của anten, chỉ số độ định hướng được nhân với một hệ số thể hiện hiệu suất của anten. Do đó chỉ số độ lợi phản ánh rõ nét khả năng hoạt động của anten hơn.

$$G(\theta, \phi) = eD(\theta, \phi) \quad (2.7)$$

Trong công thức (2.7), e là hệ số hiệu suất của anten bao gồm ảnh hưởng của các thành phần tổn hao không lý tưởng.

2.1.3. Anten lưỡng cực (Infinitesimal Dipole)

Anten lưỡng cực có dạng một đoạn dây anten ngắn với chiều dài $L \ll \lambda$. Trong tài liệu [5], công thức trường điện và trường từ ở miền xa được rút gọn như sau

$$E_{\theta} = \frac{jk\eta I_0 L \sin \theta}{4\pi r} e^{-jkr}, \quad (2.8)$$

$$H_{\phi} = \frac{jkI_0 L \sin \theta}{4\pi r} e^{-jkr} \quad (2.9)$$

trong đó, I_0 là cường độ dòng điện chạy qua anten,

L là chiều dài của phần tử anten,

k là hệ số truyền sóng, $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ với λ là bước sóng của tín hiệu,

r là khoảng cách từ điểm nguồn đến điểm quan sát,

η là nội trở của vật liệu.

Công thức trường điện từ (2.8), (2.9) sẽ được sử dụng để phân tích tính chất của các dây anten.

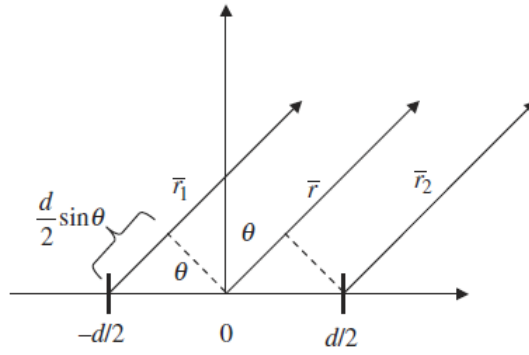
2.1.4. Lý thuyết dây anten

Dây anten trong một hệ thống anten gồm nhiều hơn hai phần tử anten cùng nhau tạo các đồ thị bức xạ (Radiation Pattern) riêng trong môi trường điện từ. Trong luận văn này, các phần tử anten là đẳng hướng và đồng nhất, các mạch RF là đồng nhất và lý tưởng. Các dây anten được thiết kế với các cấu hình phân bố các phần tử khác nhau, một số mô hình dây anten thông dụng gồm dây tuyến tính, dây hình chữ nhật, dây hình tròn, v.v.

2.1.4.1. Dây anten tuyến tính

Mô hình dây anten đơn giản nhất là dây anten tuyến tính. Các phần tử anten nằm thẳng hàng nhau và cách đều nhau (hay không đều nhau), thông thường khoảng cách giữa các phần tử anten sẽ được tính theo đại lượng bước sóng của tín hiệu.

Xét trường hợp cơ bản nhất của dây tuyến tính gồm hai phần tử anten dipole (Infinitesimal dipole) để phân tích mối quan hệ giữa hai phần tử anten kế bên nhau.



Hình 2.4. Dây anten dipole 2 phần tử.

Khi xét ở trường xa, khoảng cách giữa điểm nguồn và điểm quan sát là rất lớn so với khoảng cách giữa hai phần tử anten d ($r \gg d$), theo hình 2.4 khoảng cách r_1, r_2 được xấp xỉ

$$r_1 \approx r + \frac{d}{2} \sin(\theta) \quad (2.10)$$

$$r_2 \approx r - \frac{d}{2} \sin(\theta) \quad (2.11)$$

với θ là góc tới của nguồn tín hiệu.

Từ công thức (2.8), công thức trường điện của dây anten được rút ra như sau

$$E_\theta = \frac{jk\eta I_0 L \sin \theta}{4\pi r} e^{-jkr} \left[e^{-j\frac{(kd \sin \theta + \delta)}{2}} + e^{j\frac{(kd \sin \theta + \delta)}{2}} \right] \quad (2.9)$$

trong đó, δ là góc lệch pha giữa hai dòng điện đưa vào hai phần tử anten.

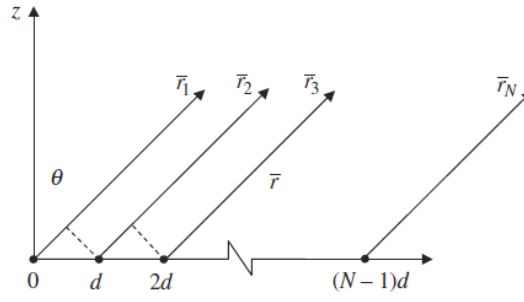
Trong công thức (2.9), thành phần thứ nhất gọi là thành phần phần tử (EF – Element Factor) và thành phần thứ hai gọi là thành phần dây (AF - Array Factor). Thành phần phần tử EF thể hiện công thức trường điện trường xa của một phần tử anten, trong khi thành phần dây AF thể hiện mối quan hệ điện trường của dây anten.

Trong trường hợp các phần tử anten trong dây là đồng dạng, thành phần EF và AF có thể được phân tích tách biệt nhau. Trong phạm vi luận văn, các phần tử anten được xét tương đồng nhau, do đó chỉ quan tâm phân tích thành phần dây AF. Theo công thức (2.9), thành phần AF phụ thuộc vào các thông số gồm khoảng cách giữa các phần tử, góc lệch pha giữa các phần tử, dạng phân bố hình học trong không gian của dây.

Tương tự cho dây gồm N phần tử anten, công thức thành phần dây AF được suy ra

$$AF = 1 + e^{j(kd \sin \theta + \delta)} + e^{j2(kd \sin \theta + \delta)} + \dots + e^{j(N-1)(kd \sin \theta + \delta)}. \quad (2.10)$$

Tuy nhiên công thức (2.10) chỉ có thể áp dụng cho các dây anten tuyến tính đều khi khoảng cách giữa các phần tử là bằng nhau. Để tổng quát hóa, công thức mô tả thành phần

Hình 2.5. Dây anten dipole N phần tử.

dây AF phải được đưa về công thức tính theo tọa độ của các phần tử anten trong không gian tọa độ Descartes.

Giả sử trường hợp N phần tử anten đồng dạng nhau, p nguồn tín hiệu tới. Tín hiệu nhận được là

$$x(t) = \sum_{i=1}^p \mathbf{a}(\theta_i, \phi_i) s_i(t) + n(t) \quad (2.11)$$

$$\mathbf{a}(\theta_i, \phi_i) = [a_1(\theta_i, \phi_i) e^{-j\omega\tau_1(\theta_i, \phi_i)} \dots a_N(\theta_i, \phi_i) e^{-j\omega\tau_N(\theta_i, \phi_i)}]^T \quad (2.12)$$

trong đó $\mathbf{a}(\theta_i, \phi_i)$ là vector lái của tín hiệu i (Steering Vector),

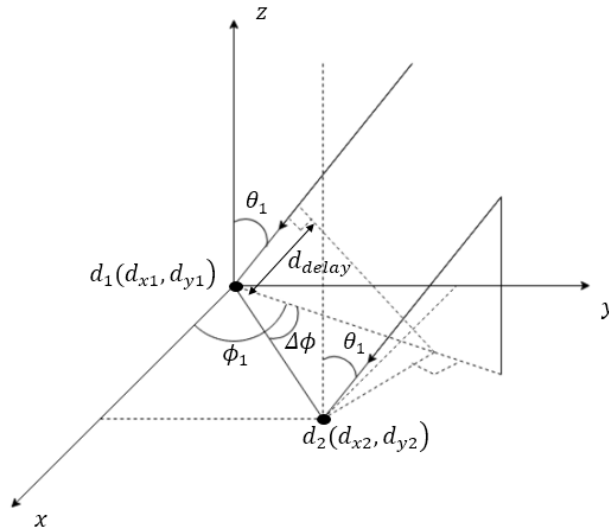
$s_i(t)$ là tín hiệu sóng mang đến từ nguồn tín hiệu i với các góc tới θ_i, ϕ_i ,

$\tau(\theta_i, \phi_i)$ thời gian trễ giữa hai phần tử anten.

Tập các vector lái của dây anten N phần tử là ma trận $N \times p$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1, \phi_1) \dots \mathbf{a}(\theta_p, \phi_p)] \quad (2.13)$$

Tập các vector lái \mathbf{A} tương ứng với thành phần dây AF của dây anten.



Hình 2.6. Đồ thị mô tả tín hiệu tới dây anten gồm 2 phần tử trên tọa độ Descartes.

Giả sử các phần tử anten nằm trên mặt phẳng Oxy và có tọa độ lần lượt $\mathbf{d}_1[d_{x1}, d_{y1}]$,

$\mathbf{d}_2[d_{x2}, d_{y2}]$. Tín hiệu tới có góc tới (θ_1, ϕ_1) .

Theo hình 2.6, đặt d_{delay} là quãng đường trễ của phần tử anten 2 so với anten 1

$$d_{delay} = d_{1-2} \cos(\phi_1 - \Delta\phi) \sin \theta_1$$

$$= d_{x2} \cos \phi_1 \sin \theta_1 + d_{y2} \sin \phi_1 \sin \theta_1. \quad (2.14)$$

Chuyển hệ tọa độ cầu sang hệ tọa độ Decartes

$$\begin{cases} x = r \cos \phi \sin \theta \\ y = r \sin \phi \sin \theta \\ z = r \cos \theta \end{cases} \quad (2.15)$$

Công thức (2.14) được rút gọn

$$d_{delay} = d_{x2}x_1 + d_{y2}y_1. \quad (2.16)$$

Công thức tổng quát mô tả quãng đường trễ giữa hai phần tử liên tiếp

$$d_{delay} = d_{xj}x_i + d_{yj}y_i. \quad (2.17)$$

Trong đó, i là số thứ tự của tín hiệu tới; j là số thứ tự của phần tử anten đang xét.

Từ công thức vector dẫn (2.12), xét thành phần độ trễ trong lan truyền của tín hiệu

$$\begin{aligned} -j\omega\tau &= -j\frac{2\pi}{\lambda}c\tau \\ &= -j\frac{2\pi}{\lambda}d_{delay} \\ &= -j\frac{2\pi}{\lambda}(d_{xj}x_i + d_{yj}y_i) \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$\text{Đặt } \begin{cases} \mu_i = -j\frac{2\pi}{\lambda}x_i \\ \nu_i = -j\frac{2\pi}{\lambda}y_i \end{cases}; \quad \mathbf{\Omega}_i = [\mu_i, \nu_i]^T; \quad \mathbf{d}_j = [d_{xj}, d_{yj}].$$

Công thức vector lái (2.12) được viết lại

$$\mathbf{a}(\mu_i, \nu_i) = [e^{d_1\Omega_i}, e^{d_2\Omega_i}, \dots, e^{d_N\Omega_i}]^T. \quad (2.19)$$

Khi có nhiều tín hiệu đến dãy anten (p tín hiệu đến và N phần tử), tập các vector dẫn được viết lại dưới dạng ma trận \mathbf{A} (2.13)

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} e^{d_1\Omega_1} & e^{d_1\Omega_2} & \dots & e^{d_1\Omega_p} \\ e^{d_2\Omega_1} & e^{d_2\Omega_2} & \dots & e^{d_2\Omega_p} \\ e^{d_3\Omega_1} & e^{d_3\Omega_2} & \dots & e^{d_3\Omega_p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ e^{d_N\Omega_1} & e^{d_N\Omega_2} & \dots & e^{d_N\Omega_p} \end{bmatrix}. \quad (2.20)$$

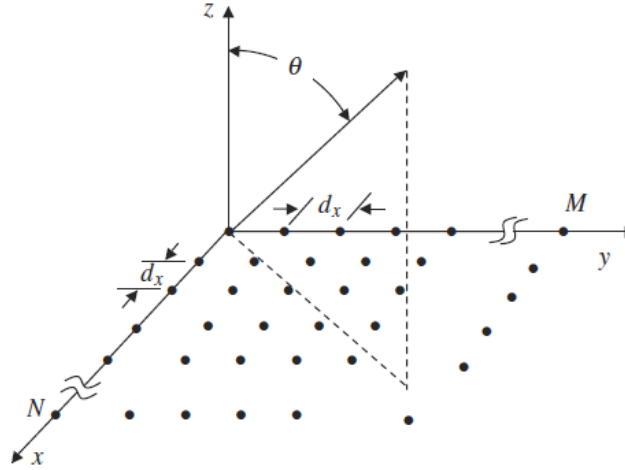
Khi thiết kế bộ định búp sóng số (Digital Beamformer), bộ xử lý số tín hiệu tính toán bộ trọng số cho từng phần tử anten trong dãy. Gọi $\boldsymbol{\omega}$ là vector trọng số của dãy anten. Tùy các mục tiêu thiết kế khác nhau, bộ trọng số sẽ khác nhau. Trong luận văn, bộ trọng số sử dụng để hỗ trợ triệt các tín hiệu can nhiễu. Thành phần dãy AF của dãy anten được biểu diễn dưới dạng

$$\mathbf{AF}_b = \boldsymbol{\omega}\mathbf{a}(\mu_i, \nu_i). \quad (2.21)$$

2.1.4.2. Dãy anten hình chữ nhật

So với dãy anten tuyến tính, dãy anten hình chữ nhật sẽ có cấu trúc phức tạp hơn, tuy nhiên dãy anten chữ nhật có các ưu điểm riêng so với dãy tuyến tính. Các ưu nhược điểm của các dãy sẽ được phân tích kỹ trong chương 3.

Xét dãy anten chữ nhật $M \times N$ tạo từ M phần tử phương Ox và N phần tử theo phương Oy

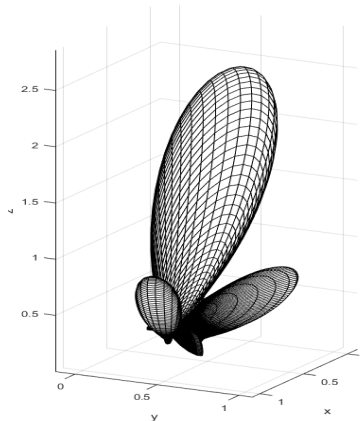


Hình 2.7. Dãy anten chữ nhật $M \times N$.

Thành phần dãy AF của dãy anten chữ nhật $M \times N$ được biểu diễn theo công thức sau

$$\begin{aligned} AF &= AF_x AF_y = \sum_{m=1}^M a_m e^{j(m-1)(kd_x \sin \theta \cos \phi + \beta_x)} \sum_{n=1}^N b_n e^{j(n-1)(kd_y \sin \theta \sin \phi + \beta_y)} \\ &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \omega_{mn} e^{j[(m-1)(kd_x \sin \theta \cos \phi + \beta_x) + (n-1)(kd_y \sin \theta \sin \phi + \beta_y)]} \end{aligned} \quad (2.22)$$

Trong đó, $\omega_{mn} = a_m b_n$ là trọng số của phần tử anten tương ứng; với a_m và b_n là các trọng số của các phần tử anten nằm theo phương Ox và Oy , tương ứng.



Hình 2.8. Biểu đồ bức xạ của dãy anten chữ nhật 8×8 , $\theta_0 = 45^\circ$, $\phi_0 = 45^\circ$; sử dụng bộ trọng số Kaiser-Bessel [5].

Tương tự dãy Anten tuyến tính, công thức (2.22) chỉ áp dụng khi các phần tử Anten cách đều nhau theo 2 phương Ox, Oy . Phân tích công thức thành phần dãy AF theo tọa độ của các phần tử Anten trong không gian Decartes

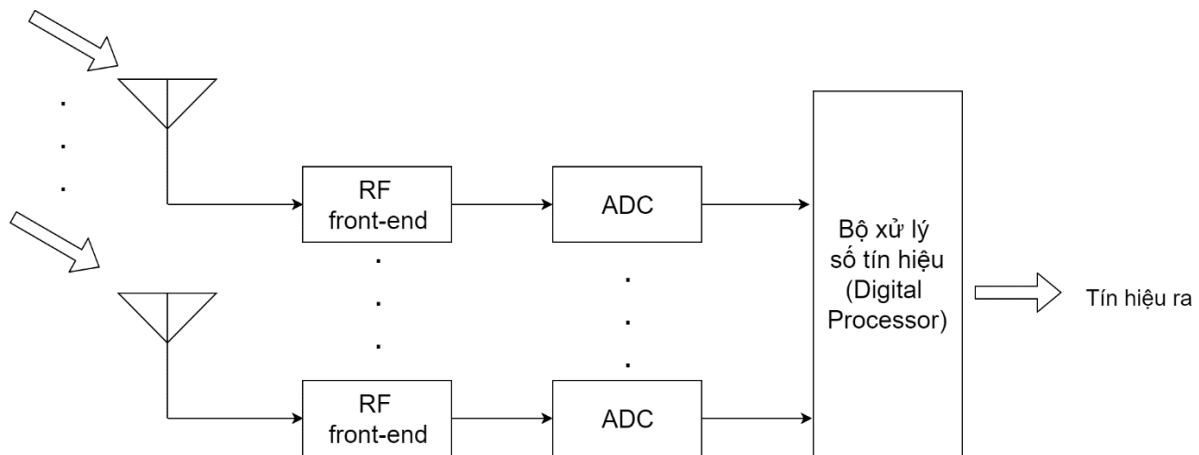
Chương minh tương tự dãy Anten tuyến tính, tập các vector dẫn \mathbf{A} được xác định bởi

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} e^{d_{11}\Omega_1} & \dots & e^{d_{11}\Omega_p} \\ e^{d_{12}\Omega_1} & \dots & e^{d_{12}\Omega_p} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{d_{1N}\Omega_1} & \dots & e^{d_{1N}\Omega_p} \\ e^{d_{21}\Omega_1} & \dots & e^{d_{21}\Omega_p} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{d_{2N}\Omega_1} & \dots & e^{d_{2N}\Omega_p} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ e^{d_{M1}\Omega_1} & \dots & e^{d_{M1}\Omega_p} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{d_{MN}\Omega_1} & \dots & e^{d_{MN}\Omega_p} \end{bmatrix}. \quad (2.23)$$

Từ công thức tập vector dẫn (2.23) rút ra được công thức mô tả thành phần dãy Anten dãy hình chữ nhật $\mathbf{AF}_b = \boldsymbol{\omega}_{mn} \mathbf{a}(\mu_i, \nu_i)$.

2.1.5. Kỹ thuật định búp sóng số cố định (Fixed Weight Beamforming)

Trong các dãy Anten ngày nay, kỹ thuật để thiết kế bộ định búp sóng được số hóa (Digital Beamforming) bằng ứng dụng bộ xử lý số tín hiệu giúp tăng khả năng xử lý của hệ thống Anten (sử dụng hiệu quả băng thông; kiểm soát nhiều búp sóng đồng thời; đáp ứng điều khiển hệ thống nhanh hơn so với việc điều chỉnh biên độ, pha của kỹ thuật định búp sóng tương tự), do đó đáp ứng được các cải tiến cho hệ thống Anten thông minh khi mở rộng các ứng dụng mới.



Hình 2.9. Bộ định búp sóng số cố định cơ bản.

Trong phạm vi luận văn, giả sử các phần tử Anten và phần cứng tương ứng là lý tưởng và đồng dạng, bỏ qua hiện tượng ghép tương hỗ giữa các phần tử Anten; kỹ thuật định búp sóng được đề xuất chia ra làm hai bài toán chính gồm sử dụng giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể

(Swarm Intelligence) để phân tích thành phần dãy AF và sử dụng phương pháp xử lý số tín hiệu để tính tập trọng số cho dãy anten.

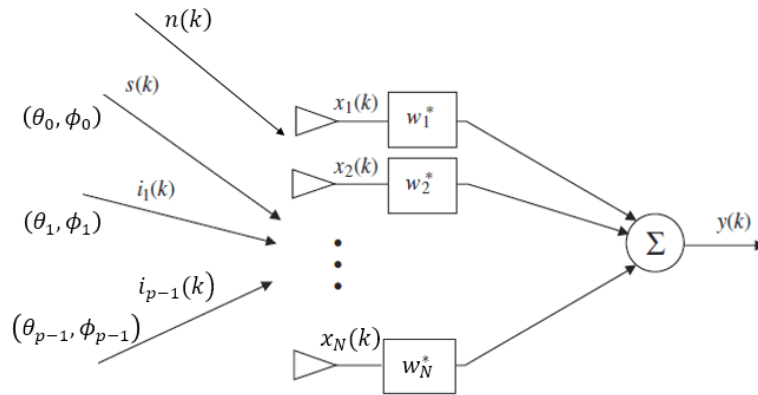
Kỹ thuật định búp sóng số cố định trong hệ thống anten thông minh sử dụng các phương pháp xử lý số tín hiệu để tạo bộ trọng số bao gồm phương pháp cực đại tín hiệu trên can nhiễu (Maximum Signal-to-Interference Ratio – Cực đại SIR), cực tiểu bình phương sai số (Minimum Mean Square Error), phương pháp Maximum likelihood, cực tiểu phương sai (Minimum Variance), v.v.; với mục tiêu tối ưu các thành phần quan tâm trên đồ thị bức xạ của hệ thống anten.

Trong phạm vi luận văn, phương pháp cực đại tín hiệu trên can nhiễu được sử dụng để tạo bộ trọng số cho dãy anten. Bài toán sử dụng các trí tuệ tập thể để tối ưu thành phần dãy AF sẽ được trình bày trong chương 3.

2.1.5.1. Cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Cực đại SIR)

Một trong các phương pháp để tăng cường khả năng thu phát tín hiệu mong muốn đồng thời triệt tín hiệu can nhiễu từ các nguồn tín hiệu khác là cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu SIR.

Xét mô hình dãy anten tuyến tính N phần tử tương tự (2.1.4.1); các tín hiệu tới gồm tín hiệu mong muốn $s(k)$ và tập $p-1$ tín hiệu can nhiễu $\bar{i}(k) = [i_1(k) \ i_2(k) \ \dots \ i_{p-1}(k)]$ với các góc tới tương ứng (θ_i, ϕ_i) ($i = 0 \dots p-1$); $n(k)$ là tín hiệu nhiễu (tín hiệu nhiễu có phân phối Gauss). Trong đó k là số thứ tự lần lấy mẫu. Giả sử các phần tử anten là đồng dạng nhau, các tín hiệu tới là băng hẹp, tổng số lượng tín hiệu tới $p \leq M$.



Hình 2.10. Mô hình tín hiệu vào và ra bộ định búp sóng số cố định.

Tín hiệu sau khi qua dãy anten có dạng

$$\mathbf{y}(k) = \boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}(k) \quad (2.24)$$

trong đó

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{a}_0 s(k) + [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_{p-1}] \cdot \begin{bmatrix} i_1(k) \\ i_2(k) \\ \vdots \\ i_{p-1}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{n}(k) \quad (2.25)$$

$$= \mathbf{x}_s(k) + \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{n}(k).$$

Trong công thức (2.24)

$\omega = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_N]^T$ là bộ trọng số của dãy anten.

Trong công thức (2.25)

$\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{p-1}]^T$ là vector lái,

$\mathbf{x}_s(k)$ là vector tín hiệu mong muốn,

$\mathbf{x}_i(k)$ là vector tín hiệu can nhiễu,

$\mathbf{n}(k)$ là vector tín hiệu can nhiễu.

Từ công thức (2.24), tín hiệu sau khi qua bộ định búp sóng có dạng

$$\mathbf{y}(k) = \omega^H \cdot [\mathbf{x}_s(k) + \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{n}(k)] = \omega^H \cdot [\mathbf{x}_s(k) + \mathbf{u}(k)], \quad (2.26)$$

với

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

Công suất của tín hiệu mong muốn sau khi qua bộ định búp sóng có thể được biểu diễn qua ma trận tương quan \mathbf{R}_{ss} :

$\mathbf{R}_{ss} = E[\mathbf{x}_s \cdot \mathbf{x}_s^H]$ là ma trận tương quan của tín hiệu mong muốn.

Tương tự, công thức biểu diễn công suất của tín hiệu không mong muốn

$$\sigma_u^2 = E[\mathbf{u}^H \cdot \mathbf{u}] = \omega^H \cdot \mathbf{R}_{uu} \cdot \omega, \quad (2.27)$$

với

$$\mathbf{R}_{uu} = \mathbf{R}_{ii} + \mathbf{R}_{nn}, \quad (2.28)$$

trong đó

\mathbf{R}_{uu} là ma trận tương quan tín hiệu không mong muốn,

\mathbf{R}_{ii} là ma trận tương quan tín hiệu can nhiễu,

\mathbf{R}_{nn} là ma trận tương quan tín hiệu nhiễu.

Thông số tỉ tín hiệu trên can nhiễu SIR được biểu diễn dưới dạng tỉ số công suất tín hiệu mong muốn trên tín hiệu không mong muốn.

$$SIR = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_u^2} = \frac{\omega^H \cdot \mathbf{R}_{ss} \cdot \omega}{\omega^H \cdot \mathbf{R}_{uu} \cdot \omega} \quad (2.29)$$

Để tìm giá trị cực đại SIR, công thức tính SIR (2.30) lấy đạo hàm sau và cho bằng 0 đó giải phương trình tìm nghiệm. Từ tài liệu [6], mối quan hệ giữa tín hiệu mong muốn và tín hiệu không mong muốn thu được như sau

$$\mathbf{R}_{ss} \cdot \omega = SIR \cdot \mathbf{R}_{uu} \cdot \omega \quad (2.30)$$

Hay

$$\mathbf{R}_{uu}^{-1} \mathbf{R}_{ss} \cdot \omega = SIR \cdot \omega. \quad (2.31)$$

Từ công thức (2.32), SIR thu được sẽ là trị riêng (eigenvalue) của ma trận $\mathbf{R}_{uu}^{-1} \mathbf{R}_{ss}$. Giá trị SIR lớn nhất sẽ là trị riêng lớn nhất

$$SIR_{\max} = \lambda_{\max} \quad (2.32)$$

Ma trận tương quan của tín hiệu mong muốn được viết lại theo vector dẫn

$$\mathbf{R}_{ss} = E \left[|s|^2 \right] \mathbf{a}_0 \mathbf{a}_0^H. \quad (2.33)$$

Bộ trọng số tối ưu cuối cùng thu được như sau

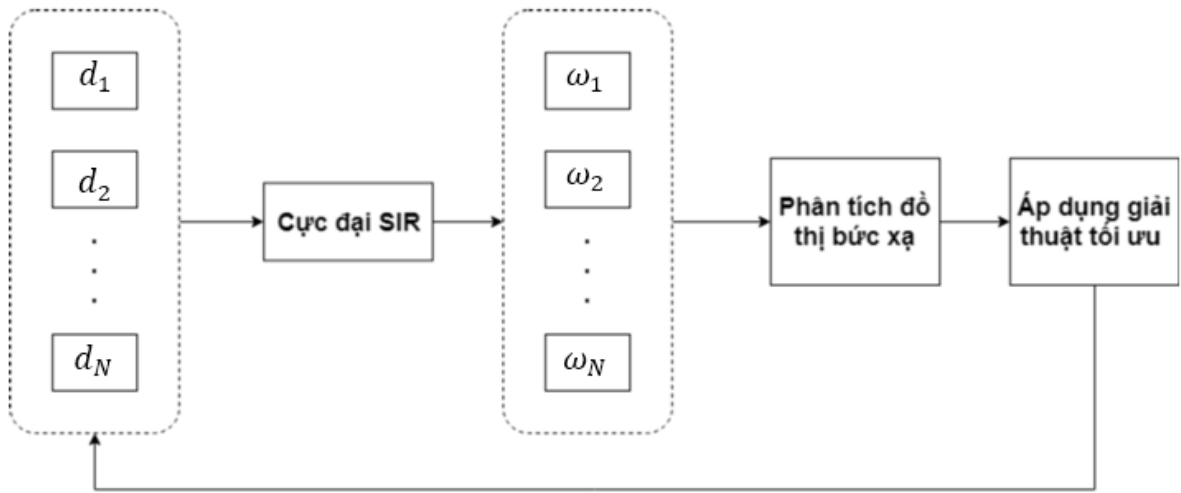
$$\boldsymbol{\omega}_{SIR} = \beta \cdot \mathbf{R}_{uu}^{-1} \cdot \mathbf{a}_0 \quad (2.34)$$

với

$$\beta = \frac{E \left[|s|^2 \right]}{SIR_{\max}} \mathbf{a}_0^H \cdot \boldsymbol{\omega}_{SIR}. \quad (2.35)$$

2.1.5.2. Thiết kế bộ định búp sóng số cố định áp dụng giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể

Với các cách bố trí khác nhau của dãy anten, đồ thị bức xạ của dãy anten sẽ khác nhau. Trong phạm vi luận văn, tọa độ từng phần tử anten d_i trong các dãy anten được đặt làm biến cho bài toán tối ưu sử dụng các giải thuật trí tuệ tập thể.



Hình 2.11. Mô hình các công đoạn chính của thiết kế tối ưu bộ định búp sóng số cố định theo giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể.

Lý thuyết của các giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể sẽ được trình bày chi tiết trong phần (2.2) và ứng dụng mô phỏng giải thuật vào các dãy anten sẽ trình bày trong chương 3 của luận văn.

2.2. Giải thuật mô phỏng tự nhiên

Trí tuệ nhân tạo là một lĩnh vực nghiên cứu vô cùng rộng lớn, là sự tích lũy kinh nghiệm, kiến thức xuyên suốt thời gian phát triển của nhân loại. Trong thời gian đó, không chỉ riêng loài người có khả năng nghiên cứu, hoàn thiện các thuật toán phức tạp mà tất cả các hiện tượng thiên nhiên, giống loài sinh vật khác cũng có sự tiến hóa theo các quy luật tự nhiên một cách thích nghi và tối ưu. Do đó, không ít lần sự vận động, phát triển của các sự vật, sinh vật trong tự nhiên được nghiên cứu và ứng dụng để xây dựng các thuật toán, giải thuật tối ưu. Nói cách khác, nhiều giải thuật trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo lấy cảm hứng từ sự vận động và phát triển của các hiện tượng, các loại sinh vật trong tự nhiên.

2.2.1. Phạm vi ứng dụng giải thuật mô phỏng tự nhiên

Giải thuật mô phỏng tự nhiên (Nature-Based Algorithm) hay nhiều tài liệu nghiên cứu còn gọi là giải thuật mô phỏng sinh học (Biology-Based Algorithm) được ứng dụng nhiều trong các bài toán tối ưu. Xét về mặt ứng dụng, các giải thuật được chia làm hai nhóm ứng dụng chính là tìm kiếm và dự đoán.

Nhóm giải thuật ứng dụng tìm kiếm dựa vào nguyên tắc tìm kiếm con đường ngắn nhất, thích hợp để giải một số bài toán tối ưu thực tế trong viễn thông, tự động hóa, v.v. Một số nhóm giải thuật thuộc nhóm ứng dụng tìm kiếm gồm nhóm giải thuật di truyền (Genetic Algorithms), trí tuệ tập thể (Swarm Intelligence), v.v. Nhóm giải thuật ứng dụng dự đoán sử dụng nhiều trong lĩnh vực xử lý tín hiệu (hình ảnh, âm thanh, v.v.), phân tích dữ liệu lớn, v.v. Một số nhóm giải thuật ứng dụng dự đoán tiêu biểu gồm mạng neural nhân tạo (Artificial Neural Networks), chuỗi học tập tăng cường (Reinforcement Learning), v.v. Trong phạm vi luận văn, nhóm giải thuật trí tuệ tập thể thuộc nhóm ứng dụng tìm kiếm được sử dụng để giải bài toán tối ưu trong lĩnh vực viễn thông, cụ thể hơn là thiết kế tối ưu bộ định búp sóng cố định.

2.2.2. Giải thuật trí tuệ tập thể

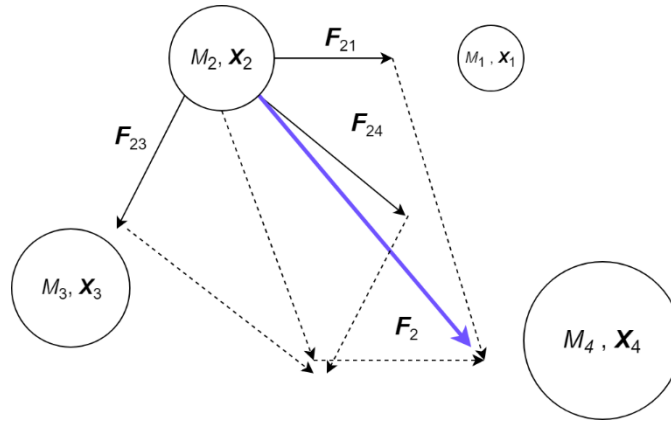
Như đã đề cập trên, nhóm giải thuật trí tuệ tập thể thuộc nhóm ứng dụng tìm kiếm. Nguồn cảm ứng của nhóm giải thuật này dựa trên sự vận động và tương tác lẫn nhau giữa các cá thể trong tự nhiên như đàn chim, đàn kiến, bầy dơi hay cả các phần tử trong không gian tương tác lẫn nhau qua lực hấp dẫn, v.v. Theo sát với tên gọi, nguyên lý hoạt động chính của nhóm giải thuật trí tuệ tập thể dựa vào sự học hỏi lẫn nhau trong một tập thể, các cá thể sẽ biết các đặc tính của nhau từ đó có khả năng bầu chọn các cá thể có đặc tính tốt nhất để học tập và phát triển theo. Thực tế, cách thức tương tác, học tập lẫn nhau và cách thức chọn lọc phát triển theo thời gian là khác nhau đối với các nhóm cá thể khác nhau; điều này tạo ra nên đa dạng và phức tạp trong nhóm giải thuật. Một số giải thuật tiêu biểu đã và đang được ứng dụng rất nhiều trong thực tế gồm giải thuật tối ưu bầy đàn (PSO – Particle Swarm Optimization) [7,8], giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO – Gravitational Search Optimization) [4,9], giải thuật bầy kiến (ACO - Ant Colony Optimization) [10], v.v.

Trong luận văn, giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO, giải thuật tối ưu bầy đàn PSO và giải thuật tối ưu bầy đàn cải tiến (giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO – Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization [11,12], giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO – Multi Objective Particle Swarm Optimization [13,14,15]) được nghiên cứu, đánh giá và ứng dụng trong thiết kế bộ định búp sóng trong hệ thống anten

thông minh. Một dãy anten riêng biệt sẽ được xem là một cá thể riêng biệt trong một nhóm các dãy anten khác nhau và các thông số trên đồ thị bức xạ của dãy anten là đặc tính của cá thể; từ đó áp dụng giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể để chọn lọc các dãy anten có đặc tính tốt nhất.

2.2.2.1. Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO – Gravitational Search Optimization) [4,9]

Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO lấy cảm hứng từ định luật lực hấp dẫn giữa các phần tử vật chất có khối lượng khác nhau. Giải thuật GSO lần đầu được đề xuất bởi Rashedi vào năm 2009 [9]. Theo định luật vạn vật hấp dẫn, các phần tử tương tác với nhau qua lực hấp dẫn, phần tử có khối lượng nhỏ sẽ có xu hướng bị hút về phần tử có khối lượng lớn hơn. Hình 2.12 mô tả lực hấp dẫn tương tác của các phần tử có khối lượng khác nhau, từ đó tính ra được vector lực tổng hợp cho từng phần tử.



Hình 2.12. Mô hình tổng hợp lực hấp dẫn tương tác của các phần tử khối lượng khác nhau.

Trong hình 2.12, M_i là khối lượng quán tính của phần tử i , X_i là vector biến tọa độ của phần tử trong không gian, F_{ij} là vector mô tả lực hấp dẫn của phần tử j tác động lên phần tử i , F_i là vector mô tả lực tổng hợp tác động lên phần tử i .

Xét mô hình tổng quát gồm một tập hợp với n phần tử được khảo sát trong không gian N chiều. Áp dụng vào giải thuật GSO với số vòng lặp là K (số vòng lặp ở đây thể hiện quá trình cập nhật thay đổi trạng thái của các phần tử). Các biến giá trị tọa độ và lực tổng hợp cho từng phần tử được biểu diễn như sau

$$X_i(k) = [X_i^1(k) \quad X_i^2(k) \quad \dots \quad X_i^N(k)]. \quad (2.36)$$

$$F_i(k) = [F_i^1(k) \quad F_i^2(k) \quad \dots \quad F_i^N(k)]. \quad (2.37)$$

Lực hấp dẫn giữa hai phần tử được tính bằng công thức

$$F_{ij}(k) = G(k) \times \frac{M_i \times M_j}{R_{ij}(k)} \times (X_j(k) - X_i(k)), \quad (2.38)$$

với k là số thự tự vòng lặp trong quá trình chạy mô phỏng giải thuật,

R_{ij} là khoảng cách Euclidean giữa hai phần tử i và j ,

G là hằng số hấp dẫn của mỗi vòng lặp và được tính bằng công thức

$$G(k) = G_0 e^{\frac{-\alpha k}{K}}, \quad (2.39)$$

với G_0 ; α là các thông số bắt đầu của hằng số hấp dẫn, theo tài liệu [4], giá trị thông số được chọn $G_0 = 100$; $\alpha = 20$.

Lực tổng hợp tác động lên một phần tử là tổng các lực hấp dẫn từ tất cả các phần tử khác trong tập hợp đang xét

$$\mathbf{F}_i(k) = \sum_{j=1, i \neq j}^n \mathbf{F}_{ij}(k). \quad (2.40)$$

Các biến giá trị khối lượng m_i và khối lượng quán tính M_i của một phần tử sẽ được tính theo giá trị hàm mục tiêu f của giải thuật GSO và giá trị hàm mục tiêu sẽ được xác định dựa vào tọa độ của phần tử $f(\mathbf{X}_i)$. Thông thường, kết quả mong muốn của các bài toán tối ưu là tìm được giá trị cực tiểu hay cực đại của hàm mục tiêu đề ra đồng thời thỏa mãn các điều kiện ràng buộc của bài toán.

Trong trường hợp bài toán tối ưu cực tiểu hóa hàm mục tiêu, giá trị hàm mục tiêu tốt nhất sẽ là $f_{\min}(k)$ và xấu nhất trong một vòng lặp là $f_{\max}(k)$.

Công thức mô tả khối lượng và khối lượng quán tính của phần tử lần lượt được biểu diễn lần lượt như sau

$$m_i(k) = \frac{f_i(k) - f_{\min}(k)}{f_{\min}(k) - f_{\max}(k)}, \quad (2.41)$$

$$M_i(k) = \frac{m_i(k)}{\sum_{i=1:n}^n m_i(k)}. \quad (2.42)$$

Từ công thức tính lực tổng hợp tác động lên một phần tử và khối lượng quán tính của phần tử đó, công thức gia tốc của phần tử đó được dẫn ra như sau

$$\mathbf{a}_i(k) = \frac{\mathbf{F}_i(k)}{M_i(k)}. \quad (2.43)$$

Giả sử, ban đầu các phần tử ở trạng thái đứng yên $\mathbf{V}_i(k) = [0 \ \cdots \ 0]$, sau khi có sự tương tác lẫn nhau giữa các phần tử sinh ra vector gia tốc \mathbf{a} cho từng phần tử, các phần tử bắt đầu chuyển động; gọi $\mathbf{V}_i(k)$ là vector vận tốc của phần tử i vòng lặp thứ k , sau mỗi vòng lặp, giá trị vector vận tốc được cập nhật theo công thức (2.44)

$$\mathbf{V}_i(k+1) = r \times \mathbf{V}_i(k) + \mathbf{a}_i(k), \quad (2.44)$$

với r là hệ số ngẫu nhiên từ $[0;1]$. Hệ số ngẫu nhiên này giúp giới hạn giá trị vận tốc sau khi cập nhật, đảm bảo phần tử không di chuyển một khoảng cách quá xa và các quỹ đạo di chuyển của các phần tử có thể bao quát không gian khảo sát.

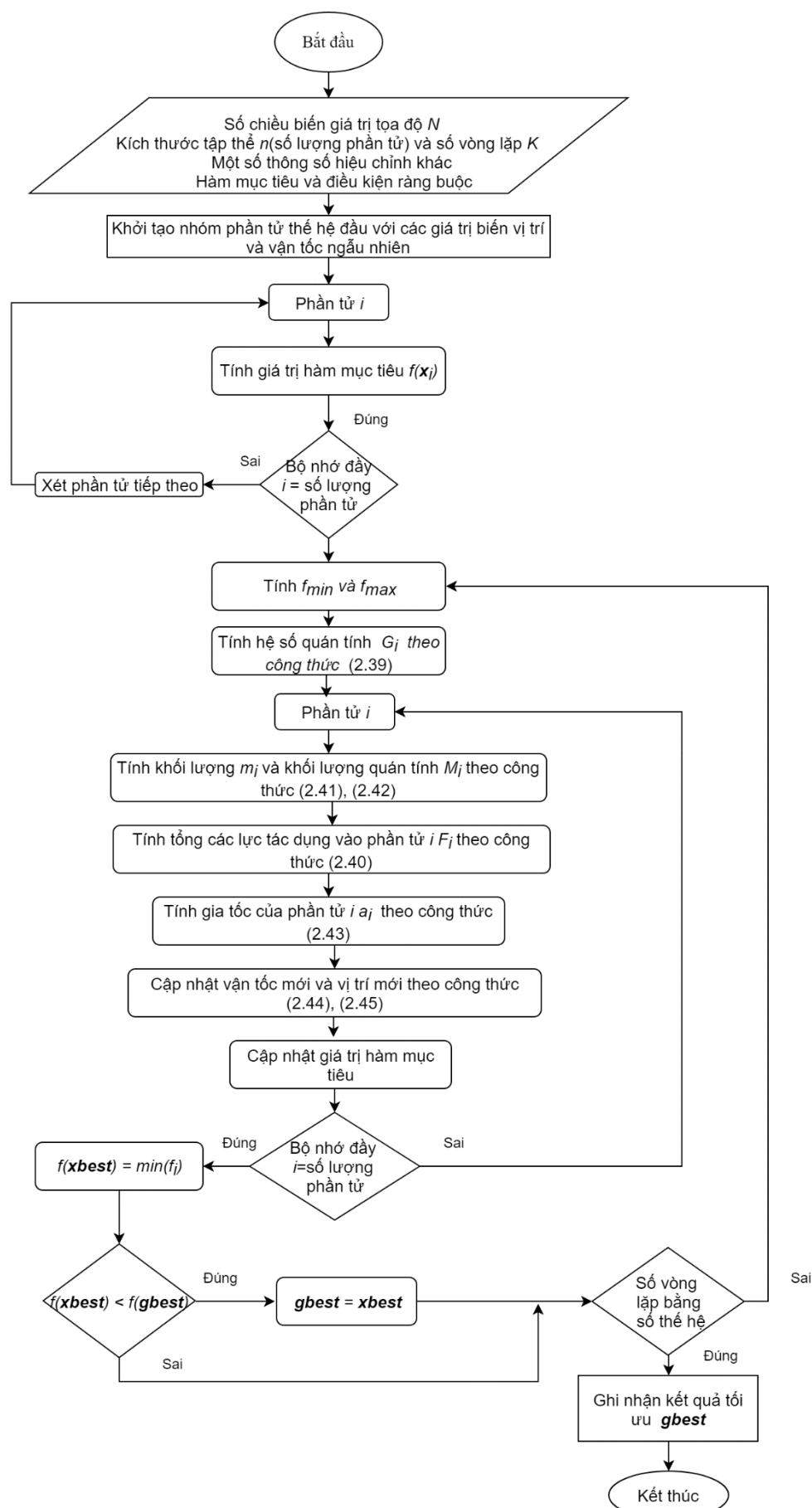
Do đó sau mỗi vòng lặp các biến giá trị cũng được cập nhật mới, phương trình mô tả sự thay đổi tọa độ của một phần tử sau một vòng lặp có dạng như sau

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k). \quad (2.45)$$

Biến tọa độ phần tử thay đổi đồng thời cập nhật các giá trị hàm mục tiêu mới ; các giá trị hàm mục tiêu được sử dụng để tính giá trị khối lượng phần tử (2.41), (2.42) ; có được khối lượng phần tử, áp dụng định luật hấp dẫn để tính toán các lực tổng hợp trên từng phần tử và suy ra được giá trị gia tốc, vận tốc ; cuối cùng là cập nhật giá trị vận tốc, tọa độ cho vòng lặp tiếp theo. Nói cách khác các phần tử sẽ có xu hướng hút về phần tử có khối lượng lớn hay phần tử mang giá trị hàm mục tiêu tốt nhất, sau mỗi vòng lặp giá trị hàm mục tiêu tốt nhất sẽ được cập nhật và giá trị tốt nhất của vòng lặp cuối cùng sẽ được ghi nhận là kết quả của giải thuật. Hình 2.13 mô tả lưu đồ của giải thuật GSO.

Mã giả (bản mô tả rút gọn giải thuật dùng để lập trình trên máy tính) của giải thuật GSO dựa vào lưu đồ giải thuật ở hình 2.13 được trình bày theo tài liệu [7] như sau

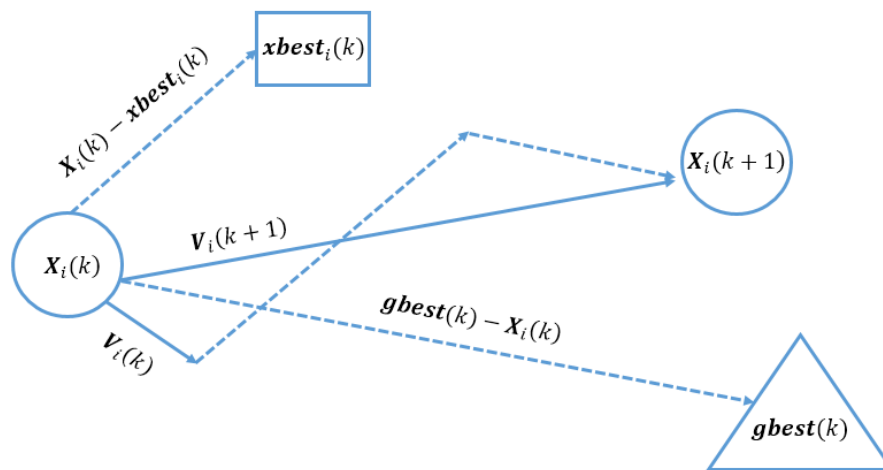
1. Đặt giá trị ban đầu cho hằng số hấp dẫn G_0 và hệ số điều khiển α trong công thức (2.39).
2. Khởi tạo tập hợp ban đầu có n phần tử trong không gian N chiều, K vòng lặp ; biến giá trị tọa độ chọn ngẫu nhiên, biến vận tốc khởi đầu bằng 0.
3. Bắt đầu từ vòng lặp đầu tiên $k = 0$.
4. for $i = 1 : n$
Tính giá trị các hàm mục tiêu $f(X_i)$.
end
5. Tính giá trị f_{min} và f_{max} .
6. Cập nhật giá trị hằng số hấp dẫn theo công thức (2.39)
7. for $i = 1 : n$
Tính giá trị khối lượng m_i theo công thức (2.41).
Tính giá trị khối lượng quán tính M_i theo công thức (2.42).
end
8. for $i = 1 : n$
for $j = 1 : n$
Tính giá trị các lực hấp dẫn giữa phần tử i và j .
end
Tính lực tổng hợp tác động lên phần tử i theo công thức (2.40).
Tính gia tốc của phần tử i theo công thức (2.43).
Cập nhật giá trị vận tốc mới cho phần tử i theo công thức (2.44).
Cập nhật giá trị tọa độ mới cho phần tử i theo công thức (2.45).
end
9. Cập nhật giá trị hàm mục tiêu tốt nhất trong vòng lặp đang xét $f(pbest)$ với $pbest$ là biến tọa độ tương ứng.
10. Cập nhật giá trị hàm mục tiêu tốt nhất của tập hợp tính đến thời điểm đang xét $f(gbest)$ với $gbest$ là biến tọa độ tương ứng.
11. Vòng lặp tiếp theo: $k = k + 1$
12. Lặp lại từ bước 4 đến bước 11 cho đến khi $k = K$.
13. Kết thúc.



Hình 2.13. Lưu đồ giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực lấp dẫn GSO.

2.2.2.2. Giải thuật tối ưu bầy đàn (PSO – Particle Swarm Optimization) [7,8]

Giải thuật tối ưu bầy đàn lần đầu được giới thiệu vào năm 1995 bởi hai nhà khoa học Kennedy và Eberhart [7]. Đây là một giải thuật cổ điển và nổi tiếng thuộc nhóm giải thuật trí tuệ tập thể, được ứng dụng rất nhiều trong các bài toán tối ưu trong khoa học, kỹ thuật từ rất lâu. Nếu giải thuật GSO lấy cảm hứng từ định luật vạn vật hấp dẫn, giải thuật tối ưu bầy đàn PSO lấy cảm hứng từ giới động vật, nhiều loài sống theo đàn và chúng sinh sống phát triển theo các nguyên tắc tự nhiên nhưng rất logic. Cụ thể, bầy chim có tập tính bay đi trú đông khi thời tiết trở lạnh, đội hình bay của đàn được sắp xếp theo một quy luật cụ thể nhằm giảm thiểu năng lượng tiêu hao của đàn trên một đoạn đường dài cũng như biết trước được các tọa độ địa lý vùng ấm áp, nhiều thức ăn để di chuyển tới. Để hình thành các tập tính, thói quen như vậy, các loài động vật cần trải qua một quá trình tích lũy kinh nghiệm lâu dài: các hành động được so sánh và thay đổi liên tục từ đó tạo nên các tập tính để thích nghi với các quy luật khắc nghiệt của tự nhiên. Nguyên tắc vận động của một cá thể trong bầy được thể hiện qua hình 2.14.



Hình 2.14. Mô hình nguyên tắc vận động của cá thể trong bầy của giải thuật PSO.

Xét mô hình tổng quát gồm một bầy cá thể với n cá thể được khảo sát trong không gian N chiều. Áp dụng vào giải thuật PSO với số vòng lặp là K (số vòng lặp ở đây thể hiện tổng số thế hệ tiến hóa được khảo sát trong giải thuật).

Trong hình 2.14, $X_i(k)$ là vector mô tả giá trị tọa độ dùng để xác định một cá thể riêng biệt trong đàn (cá thể i ở thế hệ thứ k), được biểu diễn tương tự công thức (2.36); $V_i(k)$ là vector vận tốc của cá thể thứ i ở thế hệ thứ k , thể hiện sự thay đổi đặc tính để đáp ứng quá trình thích nghi, đặc tính của cá thể ở đây chính là hàm mục tiêu của bài toán tối ưu cần giải quyết $f(X_i(k))$; đặt $xbest_i(k)$ là vector tọa độ thể hiện đặc tính tốt nhất của riêng cá thể i tính từ thế hệ đầu tiên cho đến thế hệ thứ k đang xét (Trong bài toán tối ưu cực tiểu, đặc tính tốt nhất của cá thể là giá trị cực tiểu của hàm mục tiêu f_{\min}); đặt $gbest(k)$ là vector tọa độ thể hiện đặc tính tốt nhất của cả bầy đàn tính từ thế hệ đầu tiên cho đến thế hệ thứ k .

Trong thế hệ đầu tiên, giá trị vận tốc đặt bằng không $V_i(k) = [0 \quad \dots \quad 0]$; biến giá trị tọa độ của các cá thể được chọn một cách ngẫu nhiên thỏa các điều kiện của bài toán khác nhau. Ở các thế hệ tiếp theo, công thức cập nhật giá trị vận tốc của một cá thể được rút ra theo mô hình nguyên tắc vận động ở hình 2.14 như sau

$$V_i(k+1) = \omega(k)V_i(k) + c_1 r_1 (\mathbf{xbest}_i(k) - \mathbf{X}_i(k)) + c_2 r_2 (\mathbf{gbest}(k) - \mathbf{X}_i(k)), \quad (2.46a)$$

với

c_1 là hệ số đặc trưng cho sự nhận thức của một cá thể qua các thế hệ,

c_2 là hệ số đặc trưng quan hệ xã hội giữa một cá thể và cá thể có đặc tính tốt nhất qua các thế hệ.

r_1, r_2 là các hệ số ngẫu nhiên từ $[0;1]$ thể hiện sự yếu tố ngẫu nhiên, làm đa dạng tập hợp cá thể đang khảo sát đồng thời giới hạn quãng đường di chuyển sau một thế hệ của cá thể tương tự ở giải thuật GSO.

ω là trọng số nội tại của bầy đàn nhằm hiệu chỉnh biến giá trị vận tốc và tăng khả năng tìm kiếm theo thế hệ phát triển. Thông thường qua từng chu kỳ giá trị trọng số sẽ giảm dần theo công thức

$$\omega(k+1) = \omega(k)\Delta\omega, \quad (2.46b)$$

sau một chu kỳ trọng số ω giảm $\Delta\omega$ lần ($\Delta\omega < 1$),

Công thức cập nhật biến giá trị tọa độ sau một thế hệ tương tự với giải thuật GSO

$$\mathbf{X}_i(k+1) = \mathbf{X}_i(k) + \mathbf{V}_i(k). \quad (2.47)$$

Thông thường, trong bài toán tối ưu sẽ tồn tại các điều kiện ràng buộc để giới hạn tập giá trị khảo sát, dưới đây là hai điều kiện đơn giản để giới hạn không gian tìm kiếm của bầy cá thể, song trong các bài toán thực tế tập điều kiện có thể nhiều và phức tạp hơn.

$$\mathbf{X}_{\min} \leq \mathbf{X}_i \leq \mathbf{X}_{\max}. \quad (2.48)$$

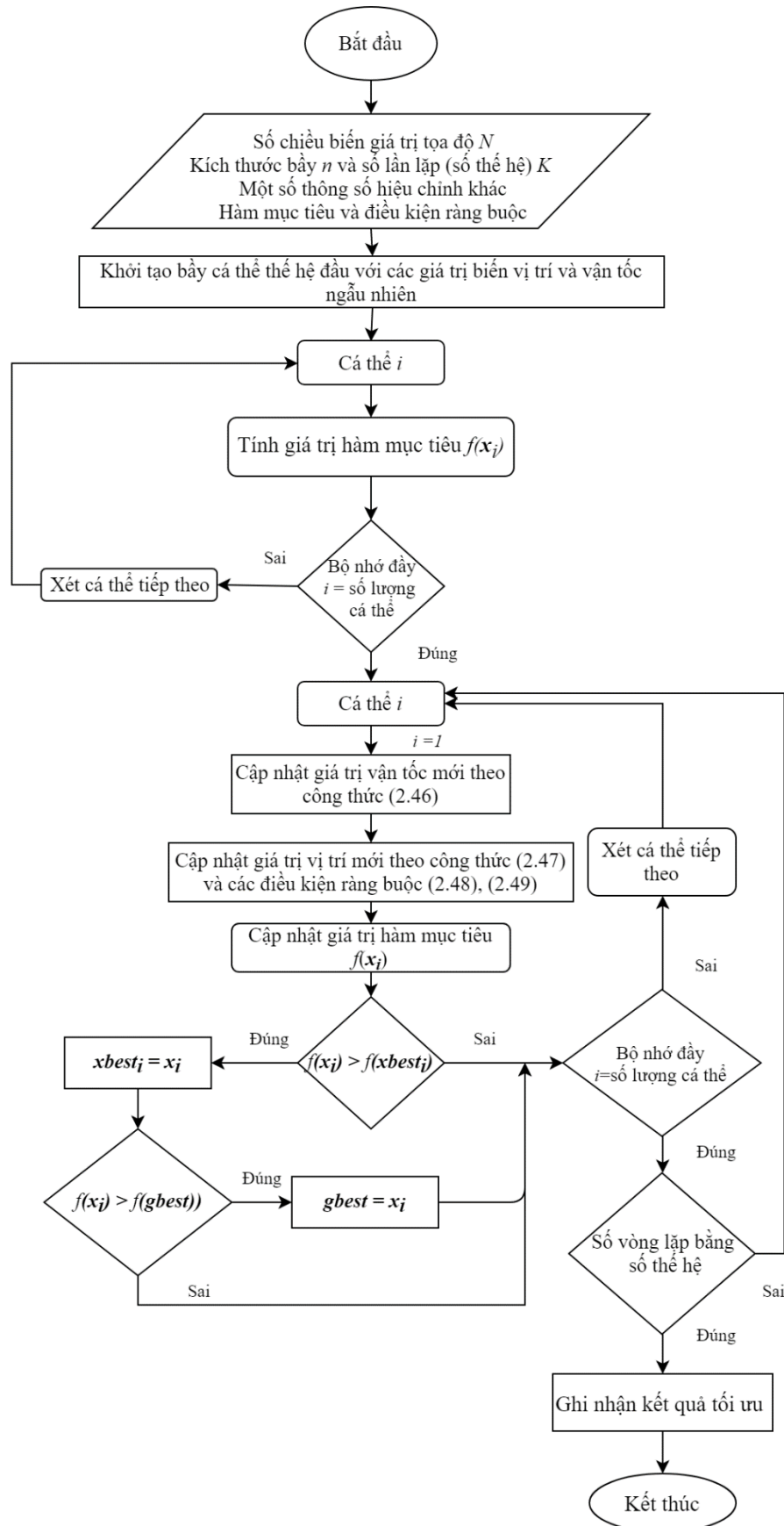
$$\mathbf{V}_{\min} \leq \mathbf{V}_i \leq \mathbf{V}_{\max}. \quad (2.49)$$

Trong tài liệu [8], giải thuật PSO được sử dụng để phân tích dãy anten tuyến tính đều. Phần ứng dụng trong giải thuật trong dãy anten của bộ định búp sóng sẽ trình bày trong phần 3.

Mã giả (bản mô tả rút gọn giải thuật dùng để lập trình trên máy tính) của giải thuật PSO dựa vào lưu đồ giải thuật ở hình 2.15

1. Đặt giá trị ban đầu của giải thuật $\omega, c_1, c_2, \Delta\omega, n, N, K$.
2. Khởi tạo bầy có n cá thể trong không gian N chiều, K thế hệ; biến giá trị tọa độ chọn ngẫu nhiên, biến vận tốc khởi đầu bằng 0.
3. Bắt đầu từ vòng lặp đầu tiên $k = 0$.
4. for $i = 1 : n$
Tính giá trị các hàm mục tiêu $f(\mathbf{X}_i)$.
 $\mathbf{X}_i(0) = \mathbf{xbest}_i(0)$
end
5. Tính giá trị $f_{\min} = f(\mathbf{gbest}(0))$; ghi nhận giá trị $\mathbf{gbest}(0)$.
6. Vòng lặp tiếp theo: $k = k + 1$

7. for $i = 1 : n$
 - Cập nhật giá trị vận tốc theo công thức (2.46a).
 - Cập nhật giá trị tọa độ theo công thức (2.47).
 - Xét điều kiện ràng buộc (2.48), (2.49).
 - Tính giá trị các hàm mục tiêu $f(X_i)$.
 - if $f(X_i(k)) < f(\mathbf{xbest}_i(k))$
 - $\mathbf{xbest}_i(k) = X_i(k)$
 - $f(\mathbf{xbest}_i(k)) = f(X_i(k))$
 - if $f(\mathbf{xbest}_i(k)) < f(\mathbf{gbest}_i(k))$
 - $\mathbf{gbest}_i(k) = \mathbf{xbest}_i(k)$
 - $f(\mathbf{gbest}_i(k)) = f(\mathbf{xbest}_i(k))$
 - end
- end
8. Cập nhật giá trị $\omega(k)$ theo công thức (2.46b).
9. Lặp lại từ bước 7 đến bước 8 cho đến khi $k = K$.
10. Kết thúc.



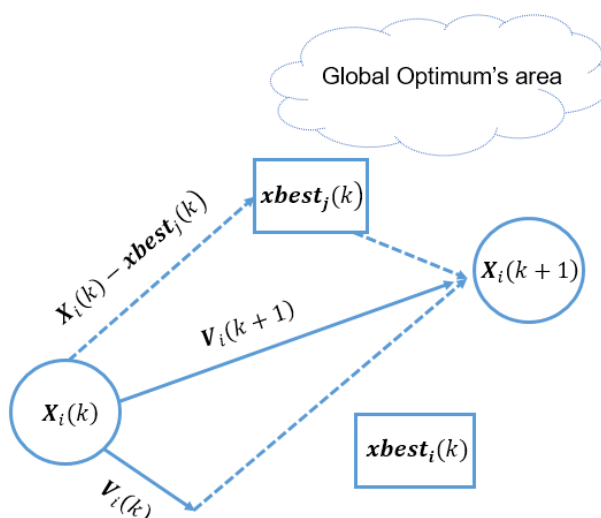
Hình 2.15. Lưu đồ giải thuật tối ưu bầy đàn PSO.

2.2.2.3. Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu (CLPSO – Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization) [11,12]

Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO là một trong các giải thuật cải tiến của giải thuật PSO, lần đầu được đề xuất trong tài liệu [11]. Giải thuật CLPSO ra đời nhằm khắc phục hạn chế của giải thuật tối ưu bầy đàn cổ điển trong khả năng tìm kiếm kết quả tối ưu toàn cục (Global Optimization). Trong giải thuật tối ưu bầy đàn (2.2.2.2), cá thể trong bầy sẽ dựa vào đồng thời đặc tính tốt nhất của cá thể đó tính đến thời điểm hiện tại có giá trị tọa độ ***xbest*** và đặc tính của cá thể tốt nhất trong toàn đàn có giá trị tọa độ ***gbest***. Sau mỗi thế hệ, các cá thể sẽ có xu hướng đi theo cá thể có đặc tính tốt nhất có giá trị tọa độ ***gbest*** trong thế hệ trước đó, tuy nhiên nếu đặc tính tốt nhất này không phải đặc tính tối ưu toàn cục (Global Optimization) mà chỉ là đặc tính tối ưu địa phương (Local Optimization) thì sẽ xảy ra sự hội tụ sớm trong quá trình khảo sát. Đây không những là hạn chế của riêng giải thuật PSO mà còn và hạn chế chung của các giải thuật mô phỏng tự nhiên. Trong phần 2.2.2.5, các giải thuật sẽ được mô phỏng trên một số hàm thử.

Theo công thức (2.36), biến tọa độ của cá thể được biểu diễn dưới dạng $X_i(k) = [X_i^1(k) \ X_i^2(k) \ \dots \ X_i^N(k)]$, giá trị của hàm mục tiêu (đặc tính của cá thể) sẽ phụ thuộc vào N biến giá trị trong vector tọa độ tương ứng với N chiều trong không gian tìm kiếm, $f(X_i(k)) = f([X_i^1(k) \ X_i^2(k) \ \dots \ X_i^N(k)])$. Một cá thể có thể đã tìm được vùng giá trị tối ưu ở một số chiều nhưng do giá trị trong các chiều khác trong không gian khảo sát làm giá trị của hàm mục tiêu nhỏ; trong khi giá trị $f(\mathbf{gbest}(k))$ lớn hơn nhưng tọa độ ***gbest***(k) nằm ngoài vùng tối ưu, dẫn đến việc các cá thể sẽ dần dần đi ra xa vùng tối ưu toàn cục mà tiến vào vùng tối ưu địa phương. Để khắc phục nhược điểm này, trong tài liệu [12], giá trị của biến tọa độ có đặc tính tốt nhất của từng cá thể ***xbest_i***(k) được ưu tiên dùng để cập nhật giá trị biến vận tốc trong các thế hệ tiếp theo.

Tương tự giải thuật bầy đàn, trong thế hệ đầu tiên, giá trị vận tốc chọn bằng không; biến giá trị tọa độ của các cá thể được chọn ngẫu nhiên theo điều kiện ràng buộc. Ở các thế hệ tiếp theo, công thức cập nhật giá trị vận tốc của một cá thể được rút ra theo mô hình nguyên tắc vận động 2.16 như sau



Hình 2.16. Mô hình nguyên tắc vận động của cá thể trong bầy của giải thuật CLPSO.

$$V_i(k+1) = \omega(k)V_i(k) + cr(\mathbf{xbest}_j(k) - X_i(k)) , \quad (2.50)$$

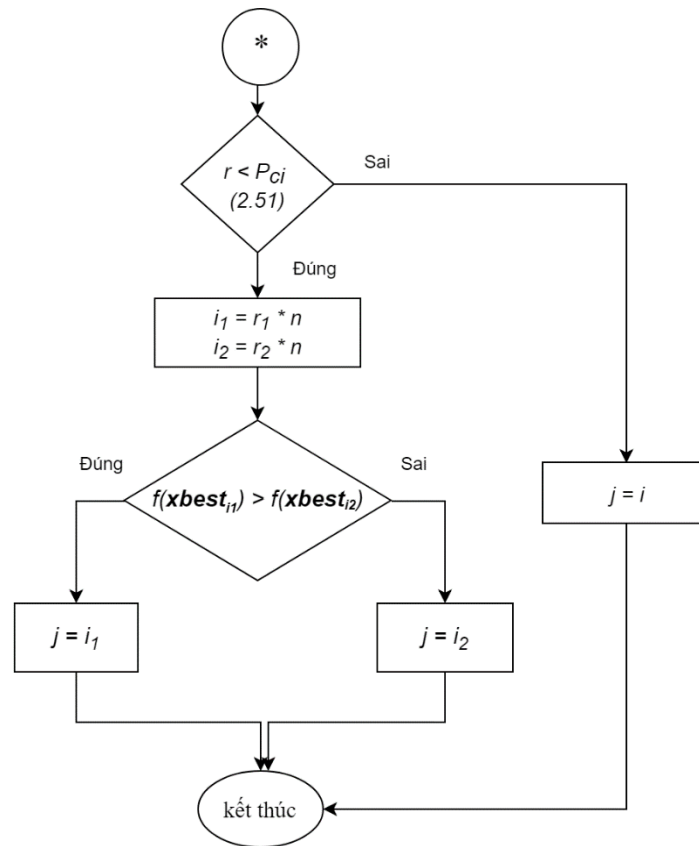
trong công thức (2.50),

c là hệ số đặc trưng cho sự nhận thức của một cá thể với cá thể có khả năng thuộc vùng tối ưu toàn cục,

r là hệ số ngẫu nhiên từ $[0;1]$ thể hiện sự yếu tố ngẫu nhiên và làm đa dạng tập hợp cá thể đang khảo sát,

$\mathbf{xbest}_j(k)$ là biến tọa độ thể hiện đặc tính tốt nhất của cá thể j tính đến chu kỳ thứ k , biến tọa độ này có thể nằm trong vùng tối ưu toàn cục.

Trong công thức cập nhật vận tốc (2.50), nguyên tắc tìm kiếm số thứ tự j được biểu diễn trên lưu đồ 2.17.



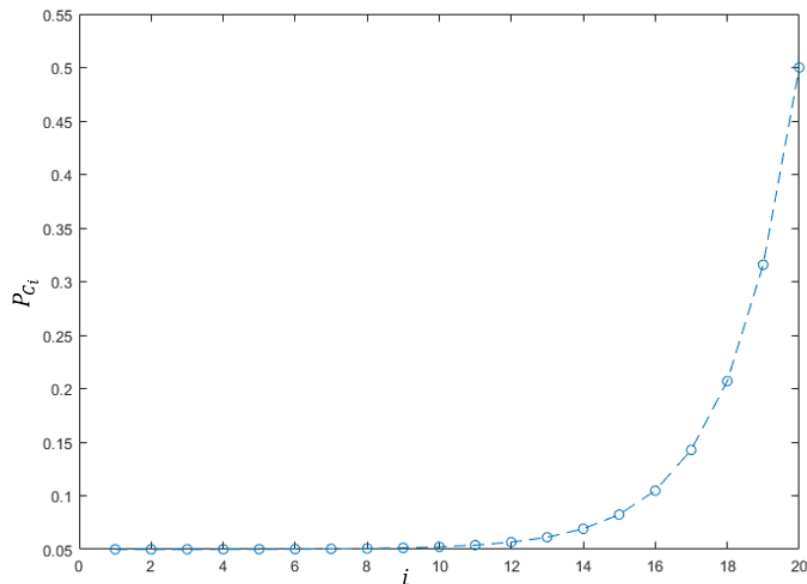
Hình 2.17. Lưu đồ nguyên tắc chọn cá thể thứ j để cập nhật giá trị vận tốc.

Trong hình 2.17; r, r_1, r_2 là các hệ số ngẫu nhiên từ $[0;1]$, n là số lượng cá thể trong bầy. P_{C_i} là hệ số thể hiện khả năng học của cá thể thứ i . Dựa vào kinh nghiệm đúc kết trong tài liệu [12]; công thức tính P_{C_i} được biểu diễn như sau

$$P_{C_i} = 0.05 + 0.45 \frac{e^{\frac{10(i-1)}{n-1}} - 1}{e^{10} - 1} \quad (2.51)$$

Mỗi cá thể trong đàn sẽ có khả năng học tập khác nhau và các cá thể có số thứ tự càng cao thì khả năng học P_{C_i} càng cao do đó sẽ xác xuất được chọn để cập nhật biến giá trị tốc độ càng cao.

Xét một bầy cá thể gồm 20 cá thể, mỗi cá thể sẽ có một số thứ tự nhận dạng từ 1 đến 20 tương ứng với các giá trị thể hiện khả năng học P_{C_i} khác nhau. Hình 2.18 mô tả tính toán hệ số khả năng học trong công thức (2.51), các giá trị P_{C_i} thay đổi từ 0.05 đến 0.5; các giá trị này tượng trưng cho xác suất cá thể đó được chọn để các cá thể khác trong đàn học theo.



Hình 2.18. Đồ thị biểu diễn khả năng học của từng cá thể trong bầy gồm 20 cá thể.

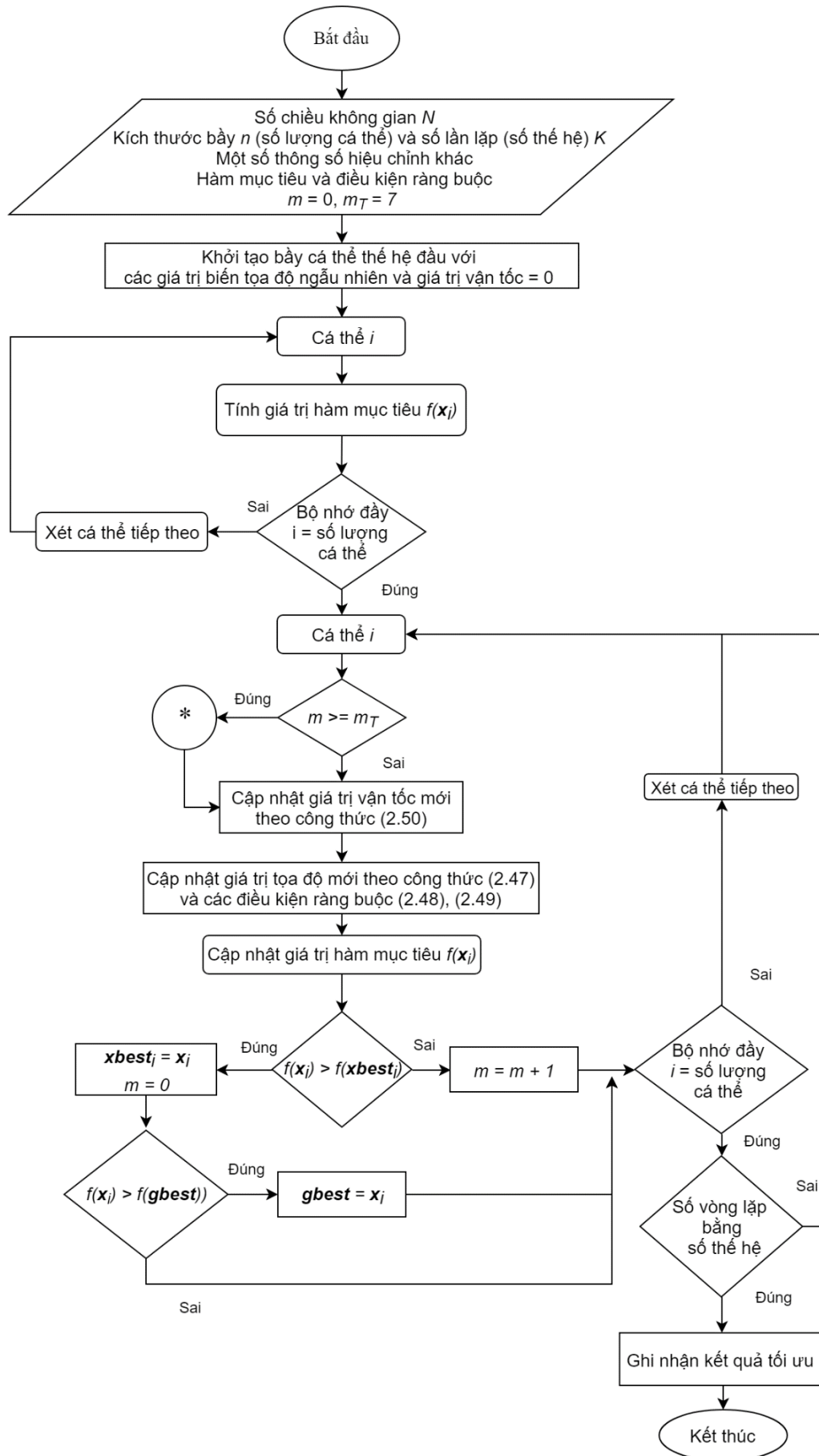
Một thông số quan trọng trong giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO là hệ số tái khởi động (Refreshing Gap) m , hệ số này đóng vai trò như cờ báo hiệu khả năng hội tụ sớm của phương hướng các cá thể đang đi theo. Khi khởi tạo bầy ở thế hệ đầu tiên, giá trị hệ số tái khởi động m bằng 0; sau một thế hệ nếu giá trị tốt nhất của hàm mục tiêu không thay đổi giá trị m sẽ tăng lên một đơn vị và ngược lại trường hợp tìm được giá trị hàm mục tiêu tốt hơn giá trị m sẽ trở lại bằng 0; trường hợp nhiều thế hệ liên tục không tìm được giá trị hàm mục tiêu tốt hơn, giá trị m tăng liên tục và đạt một ngưỡng giới hạn được định trước m_T , khi đó giải thuật CLPSO sẽ dựa vào nguyên tắc được mô tả trong hình 2.17 để lựa chọn một cá thể khác và sử dụng biến tọa độ của cá thể đó để cập nhật giá trị vận tốc theo công thức (2.50) cho thế hệ tiếp theo. Để chọn giá trị ngưỡng m_T của hệ số tái khởi động cần áp dụng phương pháp thử và sai lên nhiều hàm thử khác nhau; dựa vào kinh nghiệm tích lũy, tài liệu [11] sử dụng giá trị m_T được điều chỉnh linh động từ 3 đến 10.

Tương tự trong giải thuật tối ưu bầy đàn PSO, giải thuật CLPSO cũng áp dụng các điều kiện ràng buộc (2.48), (2.49) để giới hạn không gian tìm kiếm.

Ngoài ra, để xét về khả năng tìm kiếm của giải thuật PSO và giải thuật CLPSO, dựa vào công thức cập nhật vận tốc (2.46) và (2.50) để tính ra thể tích vùng tìm kiếm sau các thế hệ. So với giải thuật PSO; giải thuật CLPSO sẽ cho kết quả vùng tìm kiếm rộng hơn, quá trình tính toán khả năng tìm kiếm của giải thuật PSO và CLPSO sẽ được trình bày chi tiết trong tài liệu [12].

Mã giả (bản mô tả rút gọn giải thuật dùng để lập trình trên máy tính) của giải thuật CLPSO dựa vào lưu đồ giải thuật ở hình 2.19

1. Đặt giá trị ban đầu của giải thuật $\omega, \Delta\omega, c, m_T, n, N, K$.
2. Khởi tạo bầy có n cá thể trong không gian N chiều, K thế hệ; biến giá trị tọa độ chọn ngẫu nhiên thỏa điều kiện ràng buộc, biến vận tốc khởi đầu bằng 0.
3. Bắt đầu từ vòng lặp đầu tiên $k = 0$.
4. for $i = 1 : n$
 - Tính giá trị các hàm mục tiêu $f(X_i)$.
 - Tính giá trị các hệ số P_{C_i} .
 - $X_i(0) = \mathbf{xbest}_i(0)$
 - end
5. Tính giá trị $f_{\min} = f(\mathbf{gbest}(0))$; ghi nhận giá trị $\mathbf{gbest}(0)$.
6. Vòng lặp tiếp theo: $k = k + 1$
7. for $i = 1 : n$
 - if $m \geq m_T$
 - Thực hiện các bước theo lưu đồ 2.17 để tìm ra cá thể j .
 - else
 - Chọn cá thể j là cá thể i .
 - end
 - Cập nhật giá trị vận tốc theo công thức (2.46a).
 - Cập nhật giá trị tọa độ theo công thức (2.47).
 - Xét điều kiện ràng buộc (2.48), (2.49).
 - Tính giá trị các hàm mục tiêu $f(X_i)$.
 - if $f(X_i(k)) < f(\mathbf{xbest}_i(k))$
 - $\mathbf{xbest}_i(k) = X_i(k)$,
 - $f(\mathbf{xbest}_i(k)) = f(X_i(k))$,
 - $m = 0$.
 - if $f(\mathbf{xbest}_i(k)) < f(\mathbf{gbest}_i(k))$
 - $\mathbf{gbest}_i(k) = \mathbf{xbest}_i(k)$
 - $f(\mathbf{gbest}_i(k)) = f(\mathbf{xbest}_i(k))$
 - end
 - else
 - $m = m + 1$
 - end
 - 8. Cập nhật giá trị $\omega(k)$ theo công thức (2.46b).
 - 9. Lặp lại từ bước 7 đến bước 8 cho đến khi $k = K$.
 - 10. Kết thúc.



Hình 2.19. Lưu đồ giải thuật tối ưu học hiệu CLPSO.

2.2.2.4. Giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu (MOPSO – Multi-Objective Particle Swarm Optimization) [13,14,15]

Giải thuật tối ưu bầy đàn PSO là một giải thuật nổi tiếng nhất và được đề xuất sớm nhất trong nhóm giải thuật trí tuệ tập thể (Swarm Intelligence). Theo thời gian, giải thuật PSO được nhiều nhà toán học nghiên cứu và cải tiến thành nhiều biến thể khác nhau; cụ thể như giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO được đề cập ở mục 2.2.2.3. Tuy nhiên, thông thường các giải thuật trên chỉ hướng đến các bài toán có duy nhất một hàm mục tiêu. Điều này là một hạn chế rất lớn vì trong các thực tế, các các vấn đề phức tạp bao gồm nhiều hàm mục tiêu cần giải quyết cùng một lúc. Giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO được đề xuất trong tài liệu [13] dùng để giải các bài toán nhiều hàm mục tiêu.

Trong giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO, kết quả thu được sẽ bao gồm một tập kết quả gọi là tập tối ưu Pareto, định nghĩa tập tối ưu Pareto sẽ trình bày rõ hơn ở các phần sau. Bài toán tối ưu nhiều hàm mục tiêu (MOO – Multi Objective Optimization) thường được biểu diễn dưới dạng vector tối ưu (Vector Optimization), giải bài toán với vector các hàm mục tiêu thu được vector kết quả tối ưu (tập tối ưu Pareto). Các vấn đề tối ưu nhiều hàm mục tiêu (MOP – Multi-objective Optimization Problem) chia làm hai nhóm gồm các vấn đề tuyến tính, không tuyến tính và nhóm vấn đề tối ưu lồi, không lồi [14]. Do tính phức tạp trong bài toán tối ưu nhiều hàm mục tiêu, giải thuật MOPSO cũng chia làm nhiều nhóm biến thể nhỏ tùy theo ứng dụng trong các vấn đề khác nhau; trong luận văn, giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO ứng dụng trong bài toán thiết kế bộ định búp sóng sẽ được xây dựng dựa vào một số định nghĩa cơ bản trong tài liệu [15] đồng thời đề xuất quá trình chọn lựa trong quá trình tiến hóa của bầy cá thể.

Bên cạnh giải thuật MOPSO, trước đó nhiều giải thuật nổi tiếng khác đã được ứng dụng để giải bài toán tối ưu nhiều hàm mục tiêu như giải thuật NSGA-II – Nondominated Sorting Genetic Algorithm-II [16], giải thuật PAES – Pareto Archive Evolution Strategy [17], v.v. Trong tài liệu [15], khi đặt các giải thuật này lên bàn cân so với giải thuật MOPSO, giải thuật MOPSO cho kết quả mô phỏng tốt hơn về nhiều mặt.

Một số định nghĩa cơ bản trong giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO [15]

1) Điều kiện ràng buộc trong các vấn đề tối ưu thực tế gồm cả 2 loại dạng phương trình và bất phương trình,

$$\begin{cases} g_i(\mathbf{X}) \geq 0 & i = 1, 2, \dots, m \\ h_i(\mathbf{X}) = 0 & i = 1, 2, \dots, p \end{cases} \quad (2.52)$$

với \mathbf{X} là biến giá trị tọa độ biểu diễn tương tự (2.36). Trong các giải thuật trình bày trên điều kiện ràng buộc tổng quát theo (2.48), (2.49), tùy với các bài toán phức tạp khác nhau thì điều kiện ràng buộc sẽ phức tạp lên.

Khác với bài toán một hàm mục tiêu, giải thuật MOPSO định nghĩa một vector chứa q hàm mục tiêu

$$\mathbf{f}(\mathbf{X}) = [f_1(\mathbf{X}) \quad f_2(\mathbf{X}) \quad \dots \quad f_q(\mathbf{X})]. \quad (2.53)$$

2) Các định nghĩa liên quan đến tối ưu Pareto sử dụng trong giải thuật MOPSO

- Tối ưu Pareto là một trong những lý thuyết trung tâm của kinh tế học với nhiều ứng dụng rộng rãi trong lý thuyết trò chơi, các ngành kỹ thuật, cũng như khoa học xã hội [18]. Thuật ngữ này được đặt theo tên của Vilfredo Pareto, một nhà kinh tế học người Ý đã sử dụng khái niệm này trong các nghiên cứu của ông về hiệu quả kinh tế và phân phối thu nhập. Với một nhóm các cá nhân và nhiều cách phân bổ nguồn lực khác nhau cho mỗi cá nhân trong nhóm đó, việc chuyển từ một phân bổ này sang một phân bổ khác mà làm ít nhất một cá nhân có điều kiện tốt hơn nhưng không làm cho bất cứ một cá nhân nào khác có điều kiện xấu đi được gọi là một sự cải thiện Pareto hay một sự tối ưu hóa Pareto.
- Tiêu chuẩn tối ưu Pareto được định nghĩa như sau:

Giả sử Ω là vùng khả thi, một điểm $\mathbf{X}^* \in \Omega$ thỏa điều kiện tối ưu Pareto khi

$$\forall_{i \in \{1, 2, \dots, k\}} (f_i(\mathbf{X}) = f_i(\mathbf{X}^*)) . \quad (2.54)$$

và tồn tại ít nhất một điểm $j \in \{1, 2, \dots, k\}$ sao cho

$$f_j(\mathbf{X}) > f_j(\mathbf{X}^*) . \quad (2.55)$$

Tóm lại, một điểm muốn thỏa điều kiện tối ưu Pareto thì điểm đó phải thuộc tập điểm khả thi và giá trị của tất cả các hàm mục tiêu phải nhỏ hơn hoặc bằng giá trị tập hàm mục tiêu tại các điểm khác (Xét bài toán cực tiểu).

- Tính trội Pareto (Pareto Dominance) giữa 2 cá thể a và b được định nghĩa như sau
Giả sử cá thể a có tính trội hơn so với cá thể b khi thỏa điều kiện

$$\left\{ \begin{array}{l} f(\mathbf{X}_a) = [f_1(\mathbf{X}_a) \quad f_2(\mathbf{X}_a) \quad \dots \quad f_q(\mathbf{X}_a)]; f(\mathbf{X}_b) = [f_1(\mathbf{X}_b) \quad f_2(\mathbf{X}_b) \quad \dots \quad f_q(\mathbf{X}_b)] \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, q\}; f_i(\mathbf{X}_a) \leq f_i(\mathbf{X}_b) \\ \exists i \in \{1, 2, \dots, q\}; f_i(\mathbf{X}_a) < f_i(\mathbf{X}_b) \end{array} \right. \quad (2.56)$$

- Tập tối ưu Pareto (Pareto Optimal Set) với một vector tập hàm mục tiêu (2.53) được định nghĩa là

$$P^* := \{ \mathbf{X} \in \Omega \mid \exists \mathbf{X} \in \Omega; \mathbf{f}(\mathbf{X}^*) \leq \mathbf{f}(\mathbf{X}) \} . \quad (2.57)$$

- Mặt Pareto (Pareto Front) với tập tối ưu Pareto P^* cho trước (2.57) được định nghĩa là

$$PF^* := \{ \mathbf{f}(\mathbf{X}) = [f_1(\mathbf{X}) \quad f_2(\mathbf{X}) \quad \dots \quad f_q(\mathbf{X})] \mid \mathbf{X} \in P^* \} \quad (2.58)$$

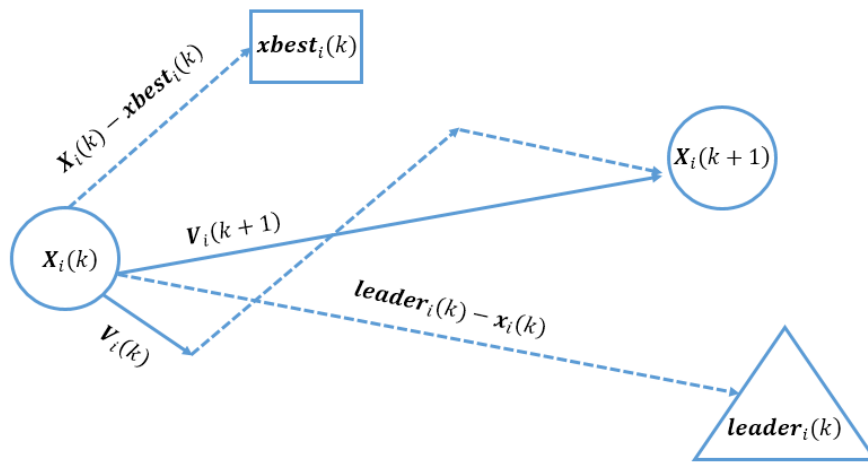
Thông thường, không thể biểu diễn các Pareto Front dưới dạng phương trình mặt, đường cụ thể. Một phương pháp để tìm Pareto Front là tính các điểm trong vùng khả thi Ω và giá trị tập hàm mục tiêu tương ứng $\{ \mathbf{f}(\mathbf{X}) \mid \mathbf{X} \in \Omega \}$, sau đó tìm tập các điểm thể hiện tính trội Pareto (2.56), từ đó tính các điểm trên Pareto Front (giá trị tập hàm mục tiêu của các điểm thể hiện tính trội Pareto).

Hạn chế chủ yếu của tối ưu Pareto là tính địa phương hóa của nó. Trong một hệ thống phức tạp với nhiều biến số, có thể có rất nhiều điểm tối ưu mang tính chất địa phương. Tiêu chí cải thiện Pareto không xác định được bất kỳ điểm tối ưu toàn cầu nào. Khi áp dụng một tiêu chí hợp lý, nhiều giải pháp đạt được tối ưu Pareto lại có kết quả kém xa so với một giải pháp toàn cục.

3) Trong giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO được nghiên cứu trong luận văn, công thức cập nhật giá trị biến vận tốc cho thế hệ tiếp sau tương đối giống giải thuật PSO (2.46),

$$V_i(k+1) = \omega(k)V_i(k) + c_1r_1(\mathbf{xbest}_i(k) - X_i(k)) + c_2r_2(\mathbf{leader}_i(k) - X_i(k)). \quad (2.59)$$

Thay vì biến \mathbf{gbest} như công thức (2.46), giải thuật MOPSO cần lựa chọn cá thể lãnh đạo có biến tọa độ \mathbf{leader}_i để cập nhật giá trị biến vận tốc; bởi vì như đã đề cập trong phần các định nghĩa tối ưu Pareto, bài toán tối ưu sẽ gồm nhiều hàm mục tiêu và việc tối ưu cùng một lúc tất cả các hàm riêng lẻ là điều gần như không thể xảy ra trong thực tế. Do đó, trong giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO cần áp dụng thêm một công đoạn lựa chọn cá thể lãnh đạo. Khi cập nhật giá trị vận tốc, giá trị biến tọa độ của cá thể được cập nhật tương tự với công thức (2.47) của giải thuật PSO. Hình 2.20 mô tả nguyên tắc vận động của giải thuật MOPSO.



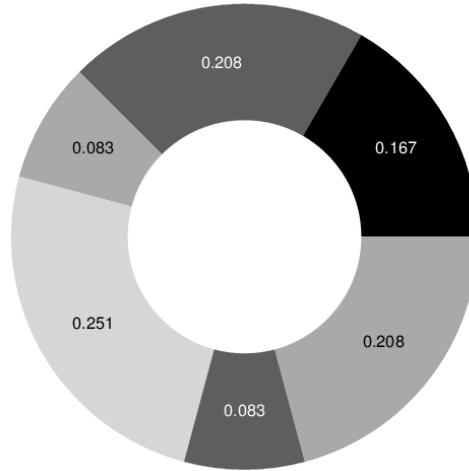
Hình 2.20. Mô hình nguyên tắc vận động của cá thể trong bầy của giải thuật MOPSO.

4) Tập các điểm thể hiện tính trội Pareto hay cá thể mang đặc tính trội trong bầy sẽ được sử dụng để chọn một cá thể lãnh đạo để cập nhật giá trị biến vận tốc. Mỗi một cá thể trong nhóm mang đặc tính trội sẽ có hệ số thể hiện phần trăm khả năng được chọn làm cá thể lãnh đạo, công thức mô tả khả năng được chọn có dạng như sau

$$\begin{cases} \varphi_{select_i} = e^{-\beta n_i} \\ P_{select_i} = \frac{\varphi_{select_i}}{\sum_{j=1}^{n_l} \varphi_{select_j}} \end{cases}, \quad (2.60)$$

với β là hằng số lựa chọn, trong luận văn β được chọn bằng 1 (ở nhiều biến thể MOPSO, hệ số này sẽ được đề cập nhiều hơn). Công thức (2.60) phụ thuộc nhiều vào số lượng cá thể trội thuộc mức i , n_l . Ở đây để tiện lợi cho việc tính toán, nhóm cá thể trội sẽ được chia thành n_l nhóm nhỏ với l mức đặc tính; trong cùng một nhóm, các cá thể sẽ có cùng các mức đặc tính của tất cả các hàm mục tiêu; quá trình phân chia thành các mức khác nhau sẽ được trình bày ở phần tiếp theo.

Sau khi tính P_{select_i} , quá trình chọn cá thể lãnh đạo sẽ diễn ra một cách ngẫu nhiên giống như trong trò chơi vòng quay Roulette (hình 2.21), hệ số khả năng lựa chọn càng lớn thì khả năng được chọn càng cao.



Hình 2.21. Vòng quay Roulette với 6 mức giá trị.

5) Việc phân chia nhóm nhỏ còn gọi là quá trình chia lưới. Đầu tiên, với tập hợp các cá thể mang đặc tính trội thu được, tính giá trị tập hàm mục tiêu của từng cá thể. Sau đó, tìm giá trị lớn nhất và bé nhất của từng hàm mục tiêu

$$f_{\max} = [f_{1\max}(X) \quad f_{2\max}(X) \quad \cdots \quad f_{q\max}(X)]. \quad (2.61)$$

$$f_{\min} = [f_{1\min}(X) \quad f_{2\min}(X) \quad \cdots \quad f_{q\min}(X)]. \quad (2.62)$$

Từng cặp giá trị $(f_{i\min}, f_{i\max})_{i \in \{1, 2, \dots, q\}}$ sẽ được chia nhỏ thành thành l khoảng bằng nhau, các khoảng này tương ứng với các mức giá trị của hàm mục tiêu đó. Với một tập hàm mục tiêu gồm q hàm mục tiêu thì tổng số nhóm nhỏ sau khi chia lưới là $n_l = l^q$.

Ví dụ cụ thể tập hàm mục tiêu như sau $f = \{f_1 \quad f_2\}$, được chia làm 2 khoảng nhỏ như sau

$\begin{bmatrix} 2 & 3.5 & 5 \\ 3 & 4.5 & 6 \end{bmatrix}$. Một cá thể có tập hàm mục tiêu $f = \{4 \quad 3.3\}$ sẽ có mức đặc tính tương ứng

là $\{2 \quad 1\}$. Với số mức đặc tính $l = 2$ số lượng hàm mục tiêu trong tập hàm $q = 2$, tổng số nhóm nhỏ có thể là $n_l = l^q = 4$ gồm các tổ hợp $\{1 \quad 1\}; \{1 \quad 2\}; \{2 \quad 1\}; \{2 \quad 2\}$.

Công đoạn này hỗ trợ cho việc lựa chọn cá thể lãnh đạo (2.60) hiệu quả hơn. Việc chia nhỏ thành bao nhiêu mức tùy thuộc vào các bài toán tối ưu khác nhau, càng nhiều mức tập khảo sát càng nhiều nhưng cũng đồng thời tăng độ phức tạp và thời gian xử lý.

6) Giải thuật tối ưu bầy đàn MOPSO được đề xuất kế thừa hiện tượng đột biến (Mutation) từ giải thuật di truyền (GA – Genetic Algorithm) [19]. Đột biến là hiện tượng một số cá thể có đặc điểm khác lạ so với tập thể, các đặc điểm này có thể là ưu điểm hay khuyết điểm. Trong tự nhiên, hiện tượng đột biến góp phần làm đa dạng vốn gen di truyền của bầy đàn. Trong giải thuật MOPSO đề xuất trong luận văn, mỗi cá thể sẽ được gán một hệ số mô tả khả năng có đột biến trong thế hệ sau hay không,

$$P_{mutation}(k) = \left(1 - \frac{k-1}{K-1}\right)^{1/2}, \quad (2.63)$$

với k là số thứ tự thể hệ đang xét, K là tổng số thể hệ xét.

Sau mỗi thể hệ từng cá thể có thể năng bị đột biến và thay đổi đặc tính, trong giải thuật MOPSO; giải thuật sẽ tạo ra một cá thể đột biến có giá trị biến tọa độ ngẫu nhiên thuộc vùng khả thi, sau đó tính giá trị tập hàm mục tiêu và so sánh với cá thể trước khi bị đột biến, cá thể nào thể hiện tính trội Pareto sẽ được giữ lại để cho thể hệ sau, trường hợp không cá thể nào thể hiện tính trội Pareto thì sẽ chọn ngẫu nhiên một trong hai.

7) Sau mỗi thể hệ, các cá thể thể hiện tính trội Pareto sẽ được đưa vào nhóm cá thể mang tính trội. Trường hợp nếu số lượng thể hệ xét là rất lớn sẽ dẫn đến một vấn đề là số lượng cá thể trội tích lũy trong nhóm cá thể trội ngày càng nhiều, quá trình chọn cá thể lãnh đạo sẽ trở nên phức tạp và mất nhiều thời gian tính toán. Do đó cần một công đoạn đào thải một số cá thể trong nhóm cá thể trội sau mỗi chu kỳ khi số lượng cá thể trong nhóm lớn hơn ngưỡng giá trị cho trước n^* , khi đó mỗi cá thể sẽ có một hệ số thể hiện khả năng bị đào thải khỏi nhóm

$$\begin{cases} \varphi_{delect_i} = e^{-\gamma n_i} \\ P_{delect_i} = \frac{\varphi_{delect_i}}{\sum_{j=1}^{n_l} \varphi_{delect_j}} \end{cases}, \quad (2.64)$$

với γ là hằng số đào thải, trong luận văn γ được chọn bằng 1 (ở nhiều biến thể MOPSO, hệ số này sẽ được đề cập nhiều hơn). Tương tự công thức khả năng lựa chọn (2.60), khả năng đào thải phụ thuộc nhiều vào số lượng cá thể trội thuộc n_i .

Luận văn đề xuất ứng dụng logic mờ vào công đoạn lựa chọn cá thể lãnh đạo trong quá trình tìm kiếm của giải thuật MOPSO. Thay vì chọn lựa qua việc chia lưới và tính khả năng được chọn trong công thức (2.60), việc chọn cá thể lãnh đạo tiến hành theo cách thức sau:

- Đặt f_{tc} là tập hàm tiêu chuẩn. Giá trị các hàm mục tiêu trong tập hàm tiêu chuẩn được biết trước.

$$f_{tc} = [f_{1tc}(X) \quad f_{2tc}(X) \quad \cdots \quad f_{qtc}(X)]. \quad (2.65)$$

- Sau một thể hệ phát triển, các giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của từng hàm mục tiêu trong tập hàm được ghi nhận (2.61), (2.62).

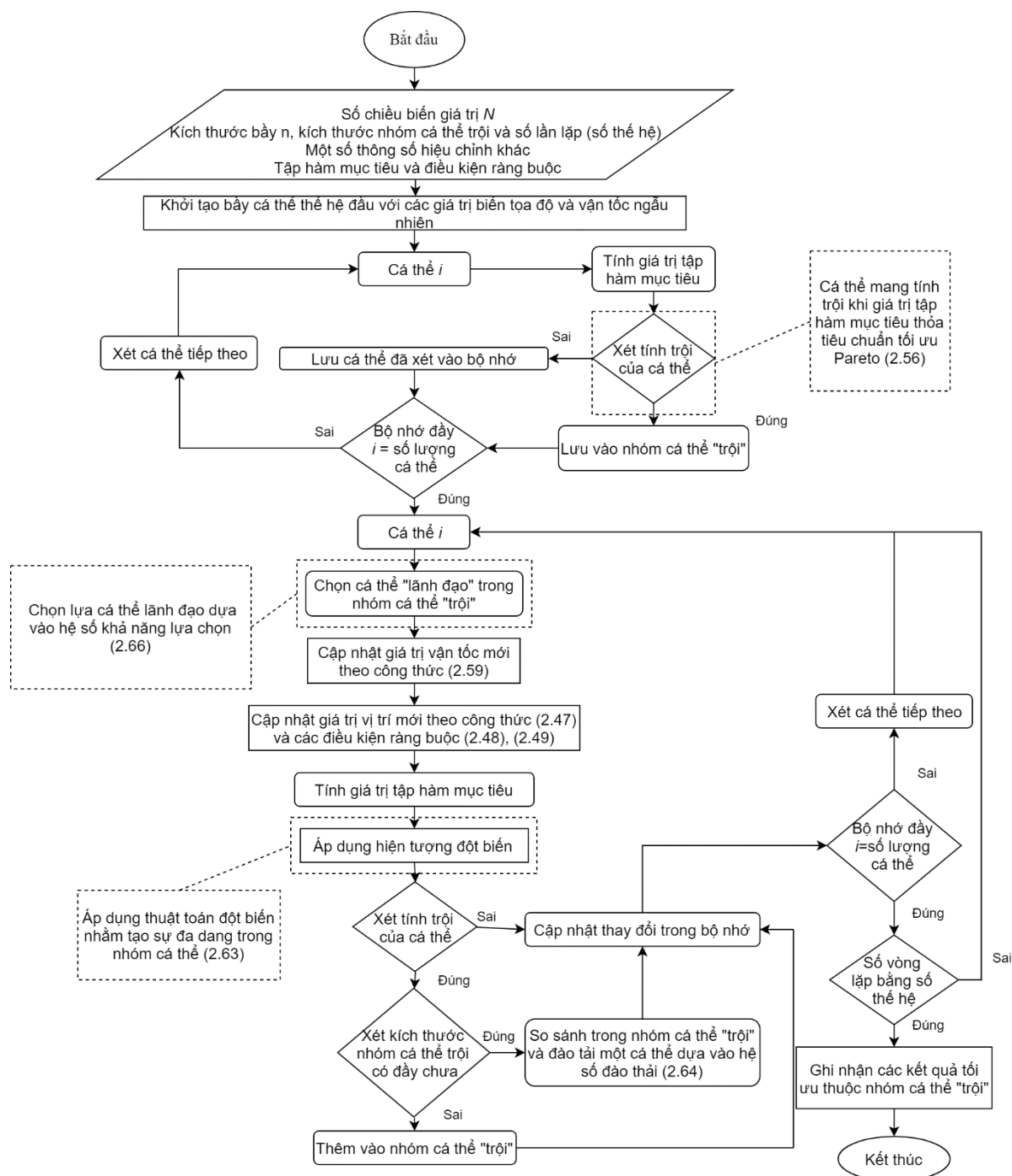
- Hệ số thể hiện khả năng được chọn làm cá thể lãnh đạo:

$$\begin{cases} \varphi_{select_i} = \sum_{i=1}^q a_i \cdot \frac{f_{itc} - f_i}{f_{imax} - f_{imin}} \\ P_{select_i} = \frac{\varphi_{select_i}}{\sum_{j=1}^{n_l} \varphi_{select_j}} \end{cases}, \quad (2.66)$$

với a_i lần lượt là trọng số của từng hàm mục tiêu trong tập hàm mục tiêu. Tùy vào các bài toán khác nhau tập trọng số sẽ được chọn khác nhau, trọng số càng lớn tương đương giá trị hàm đó sẽ được tập trung tìm kiếm giá trị tối ưu hơn so với các hàm có trọng số nhỏ hơn.

Mã giả (bản mô tả rút gọn giải thuật dùng để lập trình trên máy tính) của giải thuật MOPSO dựa vào lưu đồ giải thuật ở hình 2.22

1. Đặt giá trị ban đầu của giải thuật $\omega, c_1, c_2, \Delta\omega, n, n^*, N, K, \beta, l, \gamma$.
2. Khởi tạo bầy có n cá thể trong không gian N chiều, K thế hệ; biến giá trị tọa độ chọn ngẫu nhiên, biến vận tốc khởi đầu bằng 0.
3. Bắt đầu từ vòng lặp đầu tiên $k = 0$.
4. for $i = 1 : n$
Tính giá trị các tập hàm mục tiêu $f(X_i)$.
 $X_i(0) = \mathbf{xbest}_i(0)$
end
5. Từ giá trị các tập hàm mục tiêu, xét tính trội Pareto các cá thể trong bầy theo công thức (2.56), đưa các cá thể có tính trội vào nhóm cá thể trội.
6. Từ giá trị các tập hàm mục tiêu, thực hiện việc chia lưới cho các cá thể trong nhóm trội, chia nhỏ nhóm này thành n_l nhóm con.
7. Vòng lặp tiếp theo: $k = k + 1$.
8. for $i = 1 : n$
Chọn cá thể lãnh đạo từ công thức (2.60),
Cập nhật giá trị vận tốc theo công thức (2.59),
Cập nhật giá trị tọa độ theo công thức (2.47),
Xét điều kiện ràng buộc (2.48), (2.49),
Tính giá trị các tập hàm mục tiêu $f(X_i)$,
Áp dụng hiện tượng đột biến theo công thức (2.63).
end
9. Lặp lại bước 5 và bước 6.
10. if n_l (số lượng cá thể trong nhóm trội) $> n^*$
Áp dụng công thức đào thải cá thể (2.64)
end
11. Cập nhật giá trị $\omega(k)$
12. Lặp lại từ bước 7 đến bước 11 cho đến khi $k = K$.
13. Kết thúc



Hình 2.22. Lưu đồ giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO cải tiến.

2.2.3. Ứng dụng các giải thuật tối ưu vào các hàm thử

Trong phần này, bài toán tối ưu được chia làm hai loại là bài toán tối ưu một hàm mục tiêu duy nhất sử dụng các giải thuật GSO, PSO, CLPSO; bài toán tối ưu nhiều hàm mục tiêu sử dụng giải thuật MOPSO.

1) Trong luận văn, bài toán tối ưu một mục tiêu được đánh giá theo các tiêu chuẩn sau

- Sử dụng phương pháp thử và sai, ghi nhận và so sánh giá trị tối ưu trung bình của các lần chạy mô phỏng thuật toán.
- Đánh giá khả năng tìm kiếm của các giải thuật qua đồ thị mô phỏng.

Trong bài toán tối ưu một hàm mục tiêu, hai hàm thử sẽ được sử dụng để khảo sát gồm một hàm đơn yếu vị (Unimodal Function) và một hàm đa yếu vị (Multimodal Function). Hàm đơn yếu vị được định nghĩa là hàm chỉ có một điểm cực trị trong miền khảo sát, hàm đa yếu vị tồn tại nhiều điểm cực trị trong miền khảo sát.

- Hàm thử 1: hàm Sphere thuộc loại hàm đơn yếu vị

$$f_1(X) = \sum_{i=1}^N X_i^2, \quad (2.65)$$

với $X_i \in [-1; 1]$

- Hàm thử 2: hàm Askley thuộc loại hàm đa yếu vị

$$f_2(X) = -20e^{\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N X_i^2}\right)} - e^{\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N \cos(2\pi X_i)\right)} + 20 + e, \quad (2.66)$$

với $X_i \in [-1; 1]$

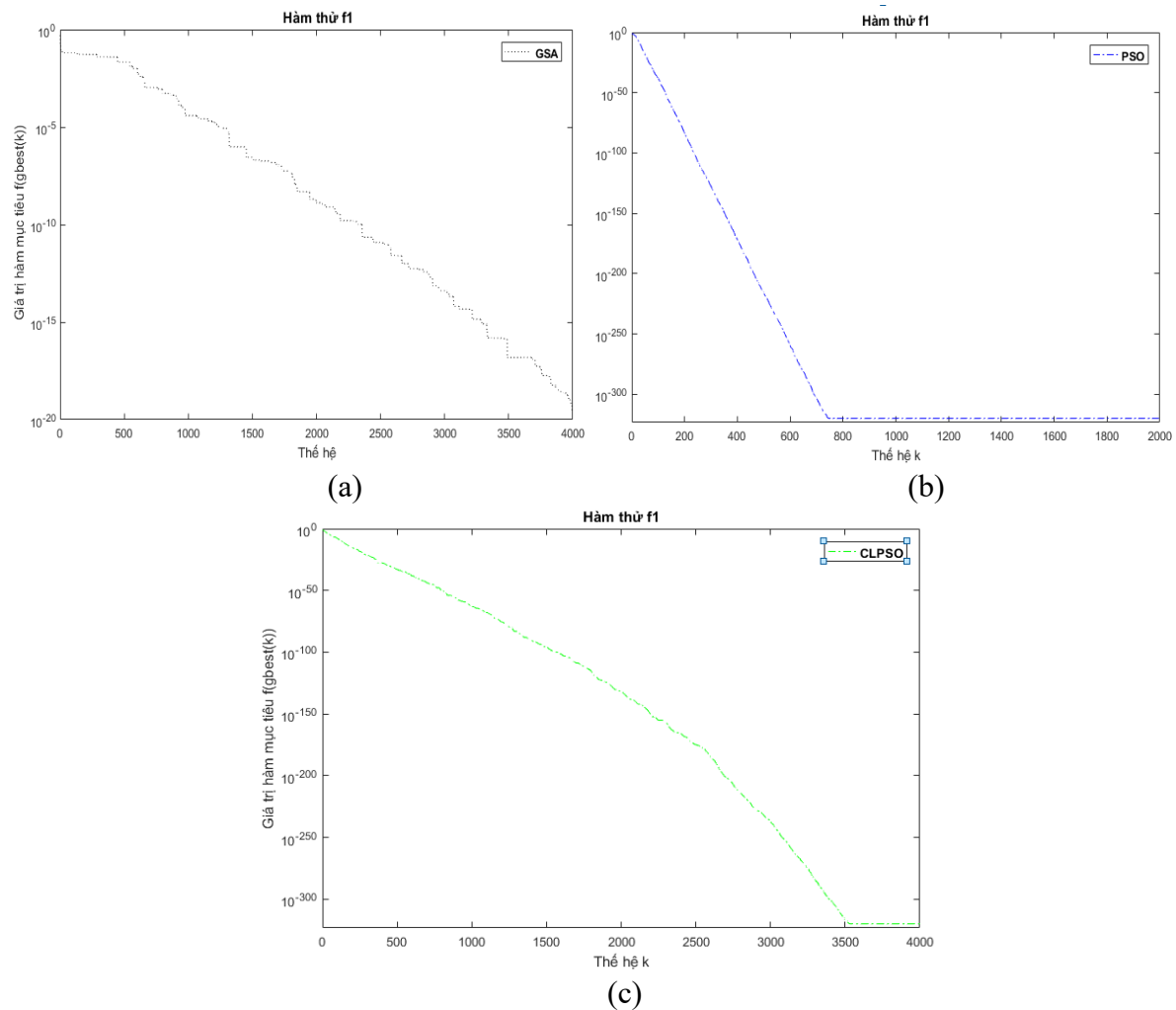
Các giải thuật tối ưu được chạy mô phỏng với $K = 4000$ vòng lặp (số thế hệ), tổ hợp gồm $n = 100$ phần tử (cá thể), biến giá trị tọa độ có $N = 20$ chiều. Một số thông số khởi đầu khác của các giải thuật được ghi nhận trong bảng 2.1

Bảng 2.1. Bảng các thông số ban đầu cho các giải thuật tối ưu một hàm mục tiêu

Giải thuật	Thông số
GSO	$\alpha = 20; G_0 = 100$
PSO	$\omega = 1, \Delta\omega = 0.9, c_1 = 2, c_2 = 2$
CLPSO	$\omega = 1, \Delta\omega = 0.9, c = 1, m_T = 3$

Kết quả thu được được biểu diễn qua đồ thị mô phỏng giá trị tối ưu qua các thế hệ

- Kết quả của hàm thử 1 (2.65) sẽ được thể hiện ở hình 2.23 và bảng 2.2 thống kê kết quả của các giải thuật tối ưu



Hình 2.23. Đồ thị mô phỏng giá trị tối ưu hàm thử 1 qua các thế hệ sử dụng giải thuật: (a) Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO. (b) Giải thuật tối ưu bầy đàn PSO. (c) Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO.

Bảng 2.2. Bảng thống kê kết quả giá trị hàm thử 1 sau một số lần thử

GSO	Lần thử	1	2	3	4	
	$f(gbest)$	$9.23 \cdot 10^{-20}$	$1.88 \cdot 10^{-20}$	$1.41 \cdot 10^{-20}$	$6.59 \cdot 10^{-21}$	$\bar{f}(gbest) \approx 3.29 \cdot 10^{-20}$
PSO	Lần thử	1	2	3	4	
	$f(gbest)$	0	0	0	0	$\bar{f}(gbest) = 0$
CLPSO	Lần thử	1	2	3	4	
	$f(gbest)$	0	0	0	0	$\bar{f}(gbest) = 0$

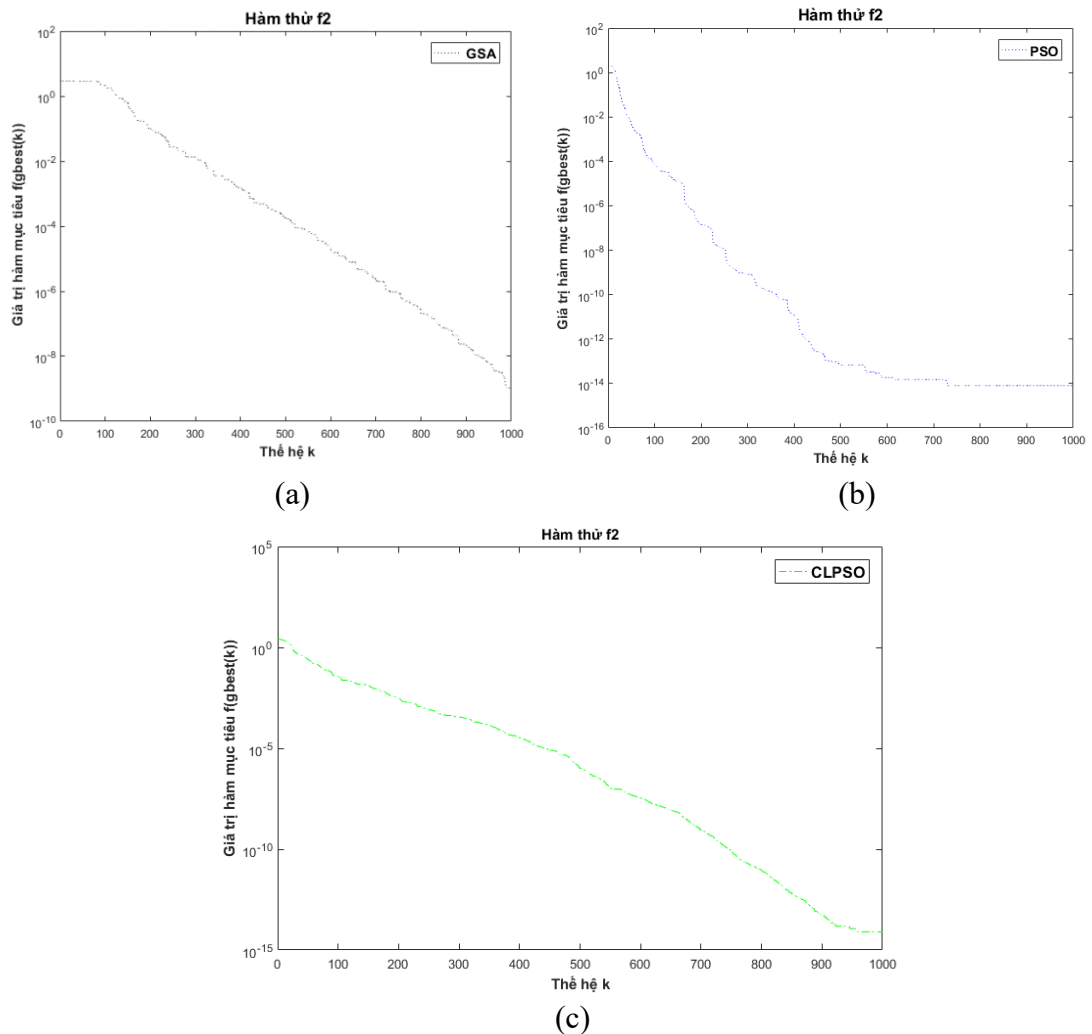
❖ Nhận xét:

- Với các thông số ban đầu đề cập ở trên, trong ba giải thuật tối ưu, giải thuật PSO tìm được giá trị tối ưu hàm thử 1 (hàm đơn yếu vị) sớm nhất. Tương tự, giải thuật CLPSO cũng tìm được điểm tối ưu của hàm thử nhưng với số lượng thế hệ nhiều hơn, nguyên nhân do những lần thay đổi cá thể dẫn đường khác nhau. Tuy nhiên

do ở đây hàm thử 1 là một hàm đơn yếu vị đơn giản nên chưa thấy rõ được khả năng tìm kiếm của giải thuật CLPSO.

- Với số thể hệ tương tự hai giải thuật PSO và CLPSO, giải thuật GSO chưa tìm được giá trị tối ưu của bài toán.

- Ở hàm thử 2 (2.66), số lần thể hệ là 1000, các thông số khác tương tự hàm thử 1. Kết quả của hàm thử 2 sẽ được thể hiện ở hình 2.24 và bảng 2.3 thống kê kết quả của các giải thuật tối ưu



Hình 2.24. Đồ thị mô phỏng giá trị tối ưu hàm thử 2 qua các thế hệ sử dụng giải thuật: (a) Giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO. (b) Giải thuật tối ưu bầy đàn PSO. (c) Giải thuật tối ưu bầy đàn học hiệu CLPSO.

Bảng 2.3. Bảng thống kê kết quả giá trị hàm thử 2 sau một số lần thử

GSO	Lần thử	1	2	3	4	
	$f(gbest)$	$1.06 \cdot 10^{-9}$	$1.56 \cdot 10^{-9}$	$1.25 \cdot 10^{-9}$	$1.51 \cdot 10^{-9}$	$\bar{f}(gbest) \approx 1.25 \cdot 10^{-9}$
PSO	Lần thử	1	2	3	4	
	$f(gbest)$	$8 \cdot 10^{-15}$	$2.22 \cdot 10^{-14}$	$1.51 \cdot 10^{-14}$	$1.51 \cdot 10^{-14}$	$\bar{f}(gbest) \approx 1.51 \cdot 10^{-14}$
CLPSO	Lần thử	1	2	3	4	
	$f(gbest)$	$1.56 \cdot 10^{-14}$	$1.86 \cdot 10^{-14}$	$1.51 \cdot 10^{-14}$	$1.41 \cdot 10^{-14}$	$\bar{f}(gbest) \approx 1.59 \cdot 10^{-14}$

❖ Nhận xét:

- Với các thông số ban đầu đề cập ở trên và số thế hệ khảo sát tăng lên 1000, trong ba giải thuật tối ưu, giải thuật GSO cho biểu đồ kết quả gần tuyến tính nhất và vẫn đang trong quá trình tìm kiếm kết quả tối ưu. Tuy nhiên sau 1000 vòng lặp, kết quả tìm kiếm của giải thuật GSO là kém nhất. Một hạn chế lớn của giải thuật GSO chính là khi số chiều không gian xét lớn thì khả năng tìm kiếm sẽ không cao; vấn đề này sẽ xét rõ hơn trong các mô phỏng dây anten trong chương 3.

Kết quả tối ưu thế hệ cuối cùng của giải thuật PSO và CLPSO sau 1000 thế hệ là tương đồng nhau nhưng xét về đồ thị giá trị mục tiêu, giải thuật PSO cho thấy hạn chế khi xảy ra hiện tượng hội tụ sớm khi vẫn chưa tìm được kết quả tối ưu nhất; trong khi đó giải thuật CLPSO vẫn còn khả năng tìm kiếm các giá trị tối ưu hơn.

Trong các hàm đa yếu vị (Multimodal function) hay các hàm phức tạp hơn, giải thuật CLPSO có khả năng khắc phục hiện tượng hội tụ sớm vào miền tối ưu địa phương của giải thuật PSO [15].

2) Trong luận văn, bài toán tối ưu nhiều mục tiêu sử dụng giải thuật tối ưu MOPSO được đánh giá theo đồ thị mô phỏng biểu diễn Pareto Front thể hiện trên bảng 2.5, 2.6.

- Hình dạng của Pareto Front, khoảng cách giữa các điểm Pareto Front.
- Số lượng cá thể trội trong thế hệ cuối cùng n_t .
- Giá trị cực tiểu và cực đại của từng hàm trong tập mục tiêu thỏa mãn tiêu chuẩn tối ưu Pareto (2.56). Đặt f_i^* là các điểm Pareto Front có chứa giá trị cực tiểu của một hàm mục tiêu trong tập gồm q hàm mục tiêu, sẽ có q điểm f_i^* .

Tài liệu [15] trình bày cụ thể các ưu thế trên nhiều tiêu chuẩn so với một số nhóm giải thuật tối ưu nhiều hàm mục tiêu khác.

Sau đây là một số ví dụ tập hàm thử được dùng để áp dụng giải thuật MOPSO

- Tập hàm thử 1:

$$\begin{cases} f_1 = 1 - e^{-\left(\sum_{i=1}^N \left(X_i - \frac{1}{N}\right)^2\right)} \\ f_2 = 1 - e^{-\left(\sum_{i=1}^N \left(X_i + \frac{1}{N}\right)^2\right)} \end{cases} \quad (2.67)$$

với $X_i \in [0;1]$

- Tập hàm thử 2:

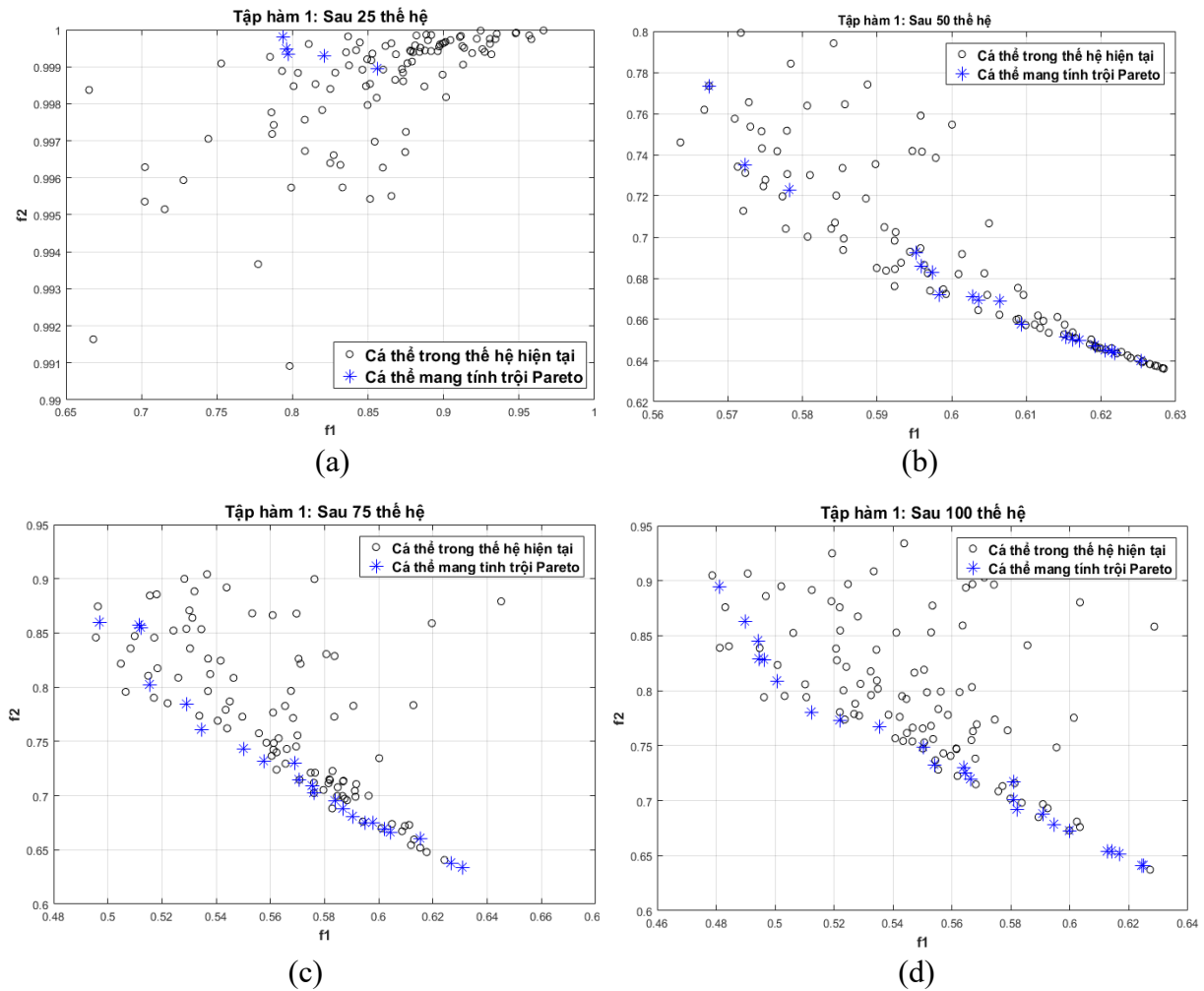
$$\begin{cases} f_1 = \sum_{i=1}^{N-1} -10e^{\left(-0.2\sqrt{X_i^2 + X_{i+1}^2}\right)} \\ f_2 = \sum_{i=1}^N \left(|X_i|^{0.8} + 5(\sin(X_i))^3\right) \end{cases} \quad (2.68)$$

với $X_i \in [0;1]$

Một số thông số khởi đầu khác của giải thuật MOPSO được ghi nhận trong bảng 2.4 và Kết quả của tập hàm thử 1 (2.67) sẽ được thể hiện ở hình 2.25 và bảng 2.4 thống kê kết quả cá thể trội qua các thế hệ.

Bảng 2.4. Bảng các thông số ban đầu cho các giải thuật MOPSO

Giải thuật	Thông số
MOPSO	$\omega = 1, c_1 = 2, c_2 = 2, \Delta\omega = 0.9, n = 100,$ $n^* = 50, N = 20, K = 100, \beta = 1, l = 7, \gamma = 1$



Hình 2.25. Đồ thị mô phỏng biểu diễn Pareto Front tập hàm 1 qua các thế hệ: (a) 25 thế hệ. (b) 50 thế hệ. (c) 75 thế hệ. (d) 100 thế hệ.

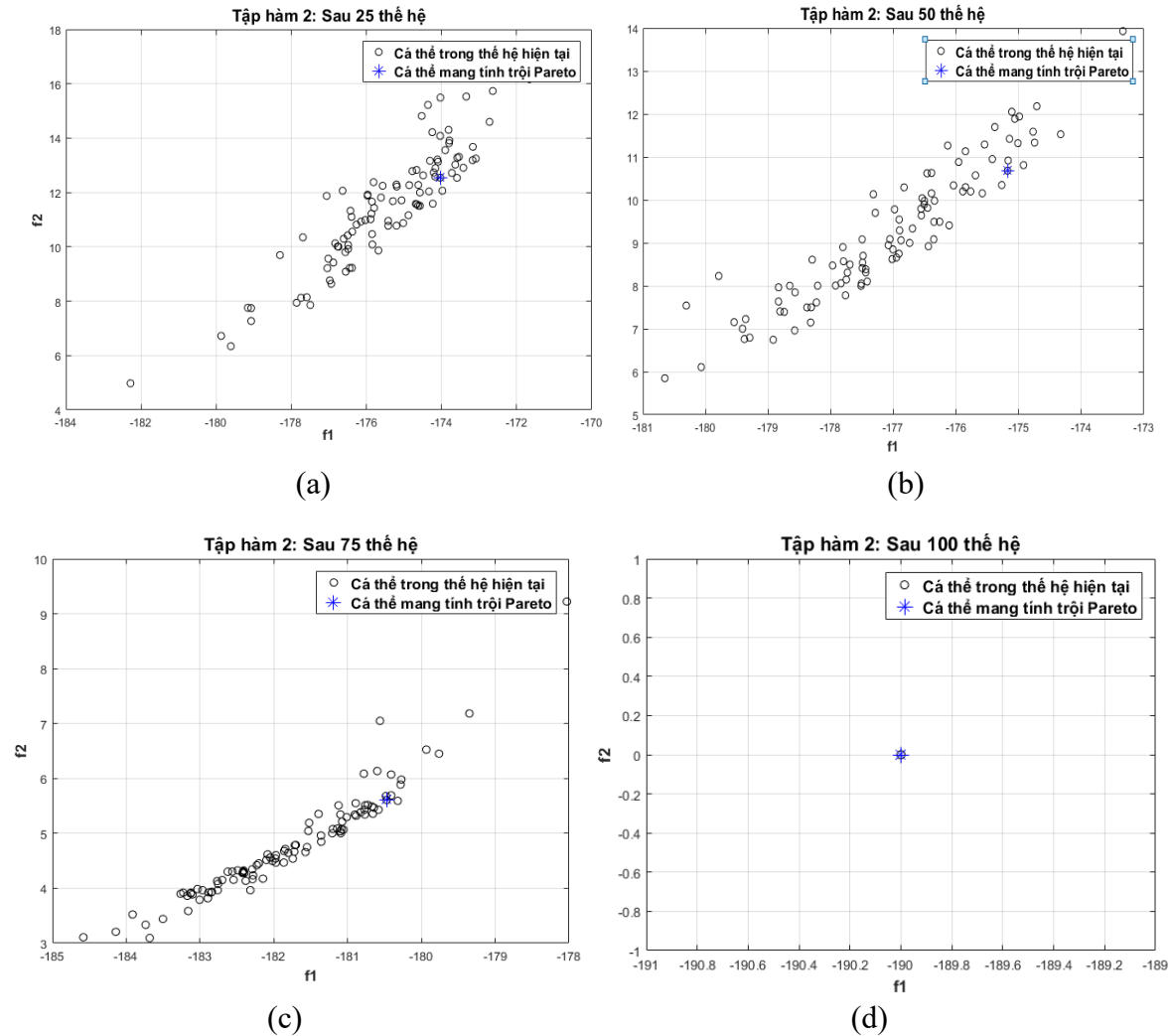
Bảng 2.5. Bảng thống kê kết quả cá thể trội trong suốt quá trình 100 thế hệ

	$k = 25$	$k = 50$	$k = 75$	$k = 100$
Điểm Pareto chứa giá trị cực tiểu f_i^*	$\{(0.7935; 0.998)$ $(0.7971; 0.993)$	$\{(0.5675; 0.773)$ $(0.606; 0.669)$	$\{(0.497; 0.859)$ $(0.615; 0.660)$	$\{(0.481; 0.895)$ $(0.625; 0.641)$
Cá thể trội n_t	5	19	22	26

❖ **Nhận xét:**

- Sau các thế hệ, số lượng cá thể trội tích lũy càng nhiều đồng nghĩa với việc tìm kiếm được các điểm thể hiện tính trội Pareto. Trong tập hàm 1 (2.67), hai hàm mục tiêu có xu hướng đối nghịch nhau nên sau khi kết thúc 100 thế hệ, kết quả cực tiểu của hàm này thì giá trị của hàm kia sẽ có giá trị rất lớn và ngược lại.

- Kết quả của tập hàm thử 2 (2.68) sẽ được thể hiện ở hình 2.26 và bảng 2.5 thống kê kết quả cá thể trội qua các thế hệ.



Hình 2.26. Đồ thị mô phỏng biểu diễn Pareto Front tập hàm 2 qua các thế hệ: (a) 25 thế hệ. (b) 50 thế hệ. (c) 75 thế hệ. (d) 100 thế hệ.

Bảng 2.6. Bảng thống kê kết quả cá thể trội trong suốt quá trình 100 thế hệ

	$k = 25$	$k = 50$	$k = 75$	$k = 100$
Điểm Pareto chứa giá trị cực tiểu f_i^*	$(-174.03, 12.54)$	$(-175.18, 10.68)$	$(-180.47, 5.6)$	$(-190, 0)$
Cá thể trội n_t	21	9	15	50

❖ Nhận xét:

- Sau các thế hệ, các cá thể mang tính trội Pareto hay trên đồ thị là các điểm Pareto Front trùng nhau tại một điểm chứng tỏ điểm đó thỏa mãn yêu cầu cực tiểu của cả 2 hàm trong tập hàm mục tiêu. Sau 100 thế hệ, các cá thể học và di chuyển theo cá thể tối ưu và hội tụ tại một điểm duy nhất, chứng tỏ đây là điểm tối ưu nhất cho tập hàm thử 2.

CHƯƠNG 3.**ỨNG DỤNG GIẢI THUẬT TRÍ TUỆ TẬP THỂ TRONG KỸ THUẬT
ĐỊNH BÚP SÓNG****3.1. Một số dây anten thông dụng****3.2. So sánh và nhận xét**

3.1. Một số dây anten thông dụng

Phần 2.1.4 đã trình bày về lý thuyết dây anten; trong chương này, các dây anten thông dụng sẽ được mô phỏng bằng phần mềm Matlab. Trong luận văn, các dây anten gồm dây tuyến tính, dây không tuyến tính và dây hình chữ nhật được kết hợp sử dụng các giải thuật tối ưu trí tuệ tập thể trong phần 2.2.2.

3.1.1. Dây anten tuyến tính**3.1.1.1. Thiết kế bộ định búp sóng thỏa điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Cực đại SIR)**

Mô hình dây anten tuyến tính đã được trình bày ở phần 2.1.4.1 và kỹ thuật định búp sóng tĩnh thỏa điều kiện cực đại tín hiệu trên can nhiễu được nói trong phần 2.1.5.1.

Khảo sát mô hình bộ định búp sóng như hình 2.10, dây anten tuyến tính N phần tử như sau

- 1) Các tín hiệu tới gồm tín hiệu mong muốn $s(k)$ với các góc tới là

$$\begin{cases} \theta_d = \frac{\pi}{2} \\ \phi_d = \frac{\pi}{2} \end{cases},$$

- 2) Tập 2 tín hiệu can nhiễu $\mathbf{i}(k) = [i_1(k) \ i_2(k)]$ với các góc tới tương ứng là

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_i = [\frac{\pi}{2} \ \frac{\pi}{2}] \\ \boldsymbol{\phi}_i = [\frac{\pi}{3} \ \frac{\pi}{4}] \end{cases},$$

- 3) Các tín hiệu nhiễu có phân bố Gauss $N(0, \sigma_n^2 = 0.001)$ (giá trị trung bình $m=0$, phương sai $\sigma_n^2 = 0.001$)

- 4) Các phần tử anten được sắp xếp đều trên trục Oy và cách nhau một khoảng $\lambda/2$,

5) Bộ định búp sóng được mô phỏng với góc ngăng $\theta = \frac{\pi}{2}$; góc phương vị $\phi = [0; \pi]$.

Trường hợp số lượng phần tử anten $N = 8$, bài toán cực đại tỉ số tín hiệu trên can nhiễu SIR được giải như sau:

- Tập các vector lái \mathbf{A} theo công thức (2.20):

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}_0 \quad \mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2] = \begin{bmatrix} e^{d_1 \Omega_0} & e^{d_1 \Omega_1} & e^{d_1 \Omega_2} \\ e^{d_2 \Omega_0} & e^{d_2 \Omega_1} & e^{d_2 \Omega_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{d_8 \Omega_0} & e^{d_8 \Omega_1} & e^{d_8 \Omega_2} \end{bmatrix},$$

$$\text{với } \begin{cases} \mathbf{\Omega}_0 = [\mu_0, \nu_0]^T = \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} x_0, -j \frac{2\pi}{\lambda} y_0 \right]^T \\ \mathbf{\Omega}_1 = [\mu_1, \nu_1]^T = \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} x_1, -j \frac{2\pi}{\lambda} y_1 \right]^T \\ \mathbf{\Omega}_2 = [\mu_2, \nu_2]^T = \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} x_2, -j \frac{2\pi}{\lambda} y_2 \right]^T \end{cases},$$

tọa độ nguồn tín hiệu mong muốn: $(x_0, y_0) = (\cos \phi_d \sin \theta_d, \sin \phi_d \sin \theta_d) = (0, 0)$,

$$\text{tọa độ nguồn tín hiệu can nhiễu: } \begin{cases} (x_1, y_1) = (\cos \phi_{i1} \sin \theta_{i1}, \sin \phi_{i1} \sin \theta_{i1}) = \left(\frac{1}{2}, \frac{\sqrt{3}}{2} \right) \\ (x_2, y_2) = (\cos \phi_{i2} \sin \theta_{i2}, \sin \phi_{i2} \sin \theta_{i2}) = \left(\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2} \right) \end{cases},$$

tọa độ của các phần tử anten $\mathbf{d}_i = [0, i \cdot \frac{\lambda}{2}]$ với $i \in \{0, 1, \dots, 7\}$.

- Ma trận tương quan của tín hiệu mong muốn (2.33) là:

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

- Ma trận tương quan của tín hiệu can nhiễu là:

$$\mathbf{R}_{ii} = E[|x_i|^2] [\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2] [\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2]^H.$$

- Ma trận tương quan của tín hiệu nhiễu là:

$$\mathbf{R}_{nn} = \begin{bmatrix} \sigma_n^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_n^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_n^2 \end{bmatrix}.$$

Để đơn giản phép tính xét $E[|s|^2] = E[|x_i|^2] = 1$,

-Ma trận tương quan tín hiệu không mong muốn tính theo công thức (2.28)

$$\mathbf{R}_{uu} = \mathbf{R}_{ii} + \mathbf{R}_{nn}.$$

- Từ công thức (2.32), SIR thu được sẽ là trị riêng (eigenvalue) của ma trận $\mathbf{R}_{uu}^{-1} \mathbf{R}_{ss}$. Giá trị SIR lớn nhất sẽ là trị riêng lớn nhất. Sử dụng phần mềm Matlab lập trình mà tìm được giá trị:

$$SIR_{\max} = \lambda_{\max} \approx 3397$$

- Tính bộ trọng số thỏa điều kiện tối ưu chỉ số tín hiệu trên nhiễu theo công thức (2.35):

$$\boldsymbol{\omega} = [0.1145 + 0.2583i; -0.0678 - 0.0981i; 0.1247 - 0.0077i; -0.1930 + 0.0178i; \\ 0.1930 + 0.0178i; -0.1247 - 0.0077i; 0.0678 - 0.0981i; -0.1145 + 0.2583i]^T$$

- Để vẽ đồ thị bức xạ với tất cả các tín hiệu với góc ngẩng $\theta = \frac{\pi}{2}$; góc phương vị $\phi = [0; \pi]$ bên cạnh các tín hiệu mong muốn và nhiễu, tập vector lái của tất cả các tín hiệu mô phỏng có dạng như sau

$$\mathbf{A}_{total} = [\mathbf{a}_0 \quad \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{315}] = \begin{bmatrix} e^{d_1 \Omega_0} & e^{d_1 \Omega_1} & \cdots & e^{d_1 \Omega_{315}} \\ e^{d_2 \Omega_0} & e^{d_2 \Omega_1} & \cdots & e^{d_2 \Omega_{315}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e^{d_8 \Omega_0} & e^{d_8 \Omega_1} & \cdots & e^{d_8 \Omega_{315}} \end{bmatrix},$$

góc phương vị $\phi = [0; \pi]$ được chia làm 315 khoảng rời rạc.

- Thành phần dãy AF của dãy anten được tính:

$$\mathbf{AF}_b = \boldsymbol{\omega} \mathbf{a}$$

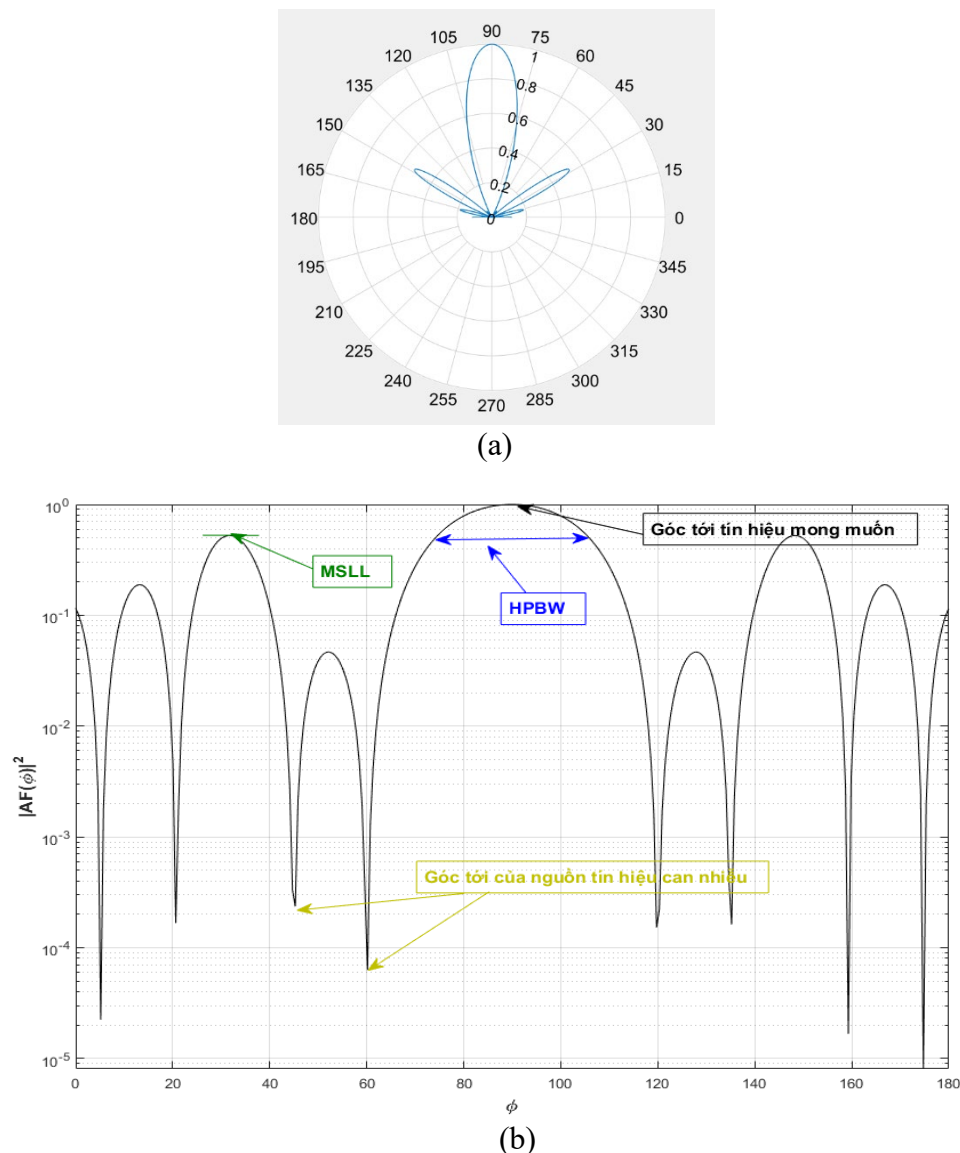
- Bỏ qua thành phần phần tử EF do các phần tử anten trong dãy là đồng dạng, từ thành phần dãy AF vẽ được đồ thị bức xạ theo hàm cường độ bức xạ (2.5):

$$\mathbf{U} \sim |\mathbf{AF}|^2$$

- Các thông số quan tâm được thể hiện trên đồ thị bức xạ của dãy anten tuyến tính 8 phần tử (hình 3.1) gồm

Chỉ số độ rộng một nửa lần công suất: HPBW $\approx 31.43^\circ$

Chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất: MSL $\approx -2.8(\text{dB})$

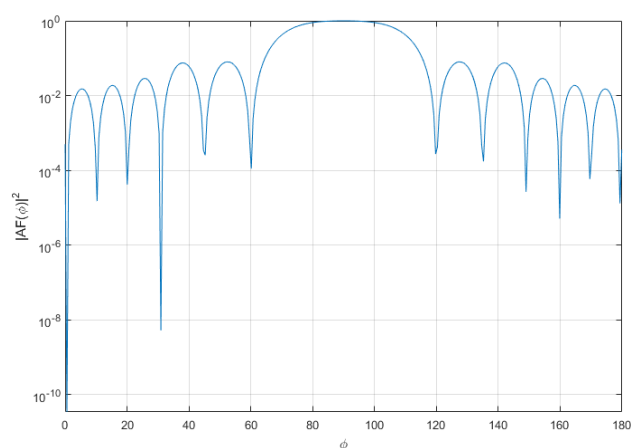


Hình 3.1. Đồ thị bức xạ của dãy Anten tuyến tính 8 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ cực, (b) hệ tọa độ vuông góc.

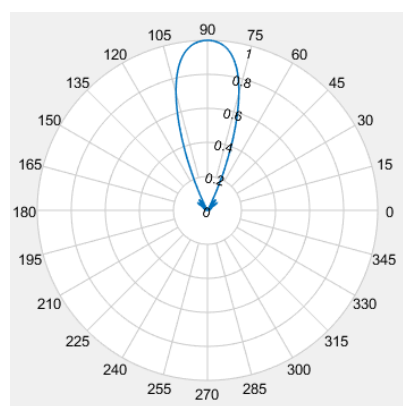
Tính toán tương tự cho các trường hợp số lượng phần tử Anten khác nhau. Bảng 3.1 thể hiện kết quả mô phỏng trên đồ thị bức xạ (hình 3.1) của các dãy Anten có số lượng phần tử khác nhau, các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ bao gồm chỉ số độ rộng một nửa lần công suất (HPBW – Half Power Beam Width) và chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất (MSL - Maximum Side Lobe). Các giá trị thông số trên đồ thị bức xạ của dãy Anten tuyến tính đều 8 phần tử cách nhau $\lambda/2$ sẽ được đặt làm các giá trị tiêu chuẩn để so sánh với các dãy Anten sử dụng các giải thuật tối ưu khác nhau.

Bảng 3.1. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten tuyến tính đều cách nhau $\lambda/2$

Dãy Anten	Số lượng phần tử N	Khoảng cách giữa 2 Anten	HPBW	MSL
1	8	$\lambda/2$	31.43°	-2.8(dB)
2	12	$\lambda/2$	37.71°	-10.97(dB)
3	24	$\lambda/2$	27.47°	-14.95(dB)
4	56	$\lambda/2$	20.57°	-13.47(dB)

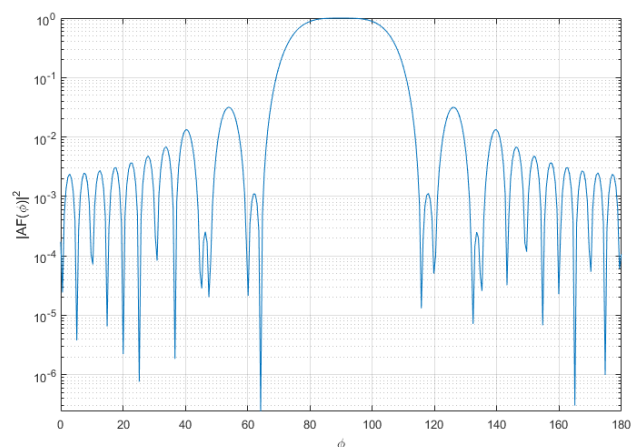


(a)

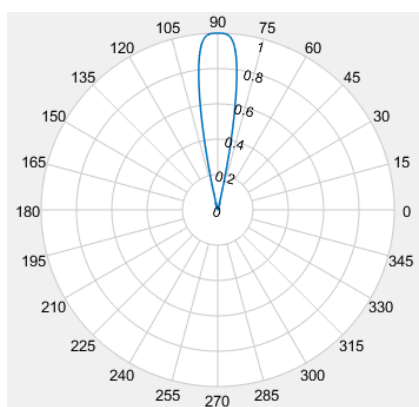


(b)

Hình 3.2. Đồ thị bức xạ của dãy Anten tuyến tính 12 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.

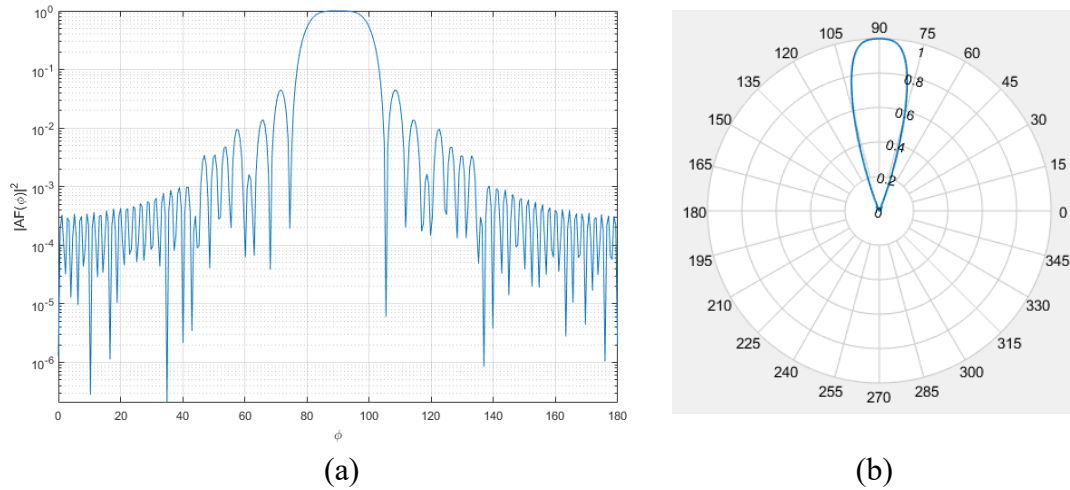


(a)

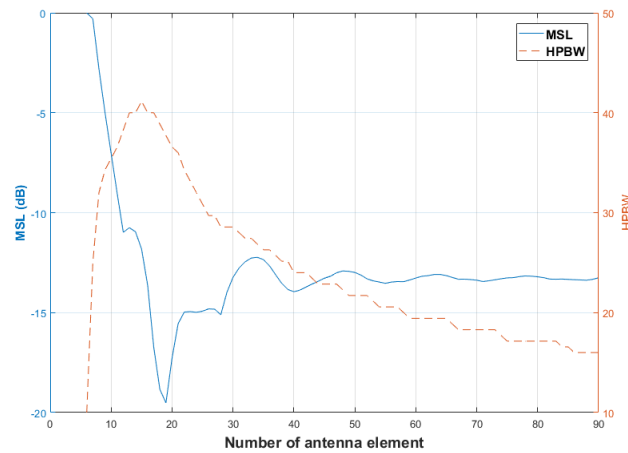


(b)

Hình 3.3. Đồ thị bức xạ của dãy Anten tuyến tính 24 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.



Hình 3.4. Đồ thị bức sóng của dãy anten tuyến tính 56 phần tử thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.



Hình 3.5. Đồ thị giá trị thông số MSL và HPBW của các dãy anten tuyến tính cách đều nhau $\lambda/2$ có số lượng phần tử anten được khảo sát từ 6 đến 90, thỏa điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên SIR (với các góc tín hiệu cho trước).

❖ Nhận xét:

- Thông số HPBW trên đồ thị bức xạ có xu hướng giảm trong khoảng số lượng phần tử $[15;90]$. Giá trị HPBW nhỏ nhất đạt được trong khoảng khảo sát là 17° .
- Thông số MSL dao động không đều trong khoảng khảo sát. Giá trị MSL nhỏ nhất trong khoảng khảo sát là $-19(\text{dB})$ với dãy 19 phần tử.

3.1.1.2. Ứng dụng giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO

Khảo sát các dãy Anten có các thông số các góc tới tín hiệu mong muốn, tín hiệu can nhiễu và tín hiệu nhiễu giống với mục 3.1.1.1. Áp dụng mô hình 2.11 với giải thuật tối ưu được sử dụng là giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO.

1) Dãy Anten tuyến tính đều

Trong luận văn, khoảng cách giữa hai phần tử liên tiếp của dãy Anten tuyến tính đều sẽ cách nhau một khoảng $x\lambda$ với $x \in [0.1; 0.9]$. Giải thuật tối ưu GSO sử dụng x làm biến giá trị tọa độ để tối ưu hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSSL đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR.

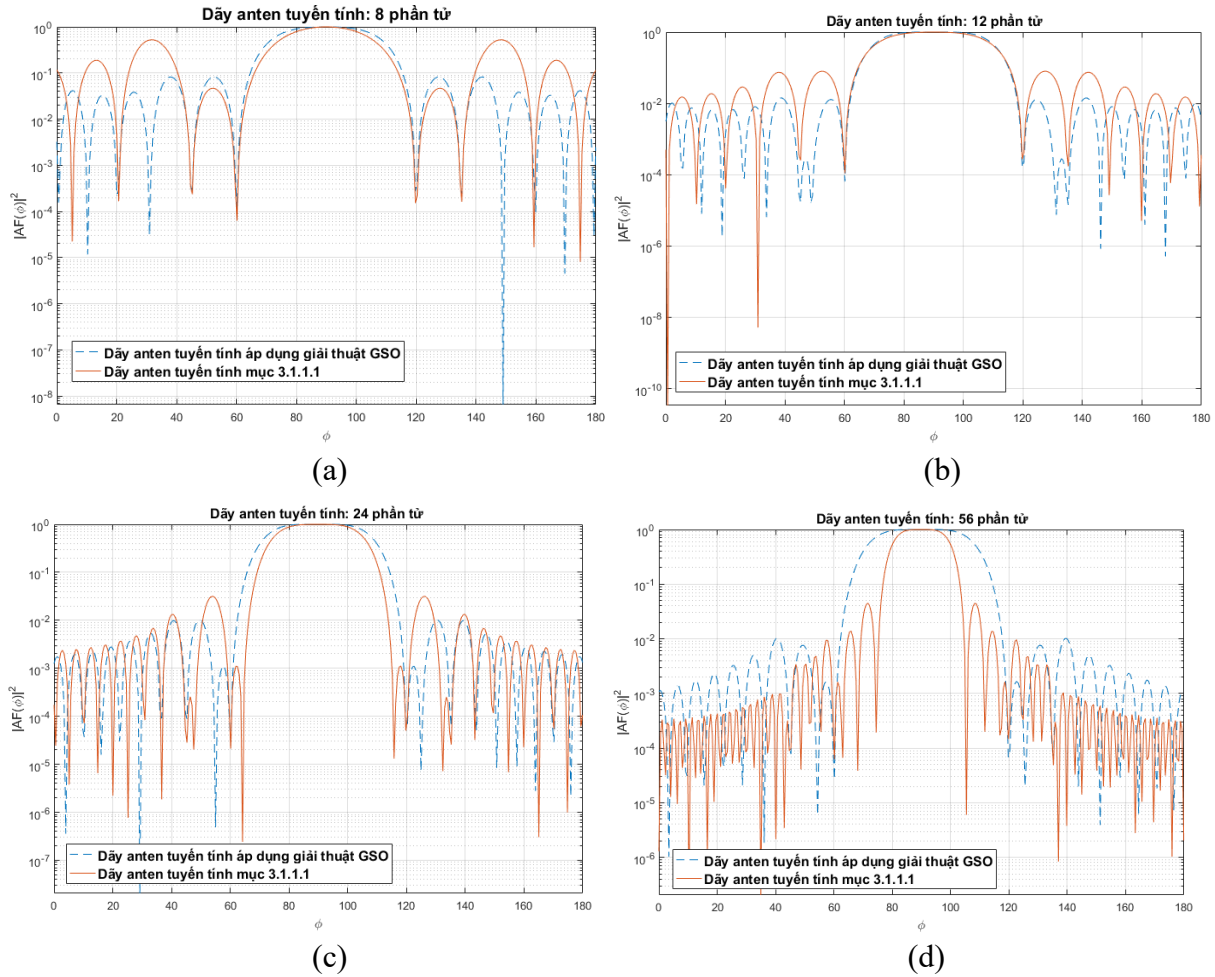
Bảng 3.2. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy Anten tuyến tính đều

Giải thuật	Thông số
GSO	$\alpha = 20; G_0 = 100; N = 1; n = 100; K = 100$

Bảng 3.2 thể hiện kết quả các thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ của các dãy Anten tuyến tính đều với số lượng phần tử Anten khác nhau sau khi áp dụng giải thuật tối ưu GSO. Đồ thị bức xạ của dãy Anten sau khi áp dụng giải thuật tối ưu GSO để điều chỉnh khoảng cách giữa 2 phần tử kề nhau và dãy Anten tuyến tính đều cách nhau $\lambda/2$ ở phần 3.1.1.1 được thể hiện trên hình 3.5.

Bảng 3.3. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten tuyến tính đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO

Dãy Anten	Số lượng phần tử N	Khoảng cách giữa 2 Anten	HPBW	MSSL
1	8	0.75λ	37.71°	-10.97(dB)
2	12	0.73λ	38.85°	-18.54(dB)
3	24	0.17λ	31.41°	-20.13(dB)
4	56	0.17λ	37.14°	-20.22(dB)



Hình 3.6. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tuyến tính cách đều nhau $\lambda/2$ với các số lượng phần tử Anten tương ứng (a) 8 phần tử, (b) 12 phần tử, (c) 24 phần tử, (d) 56 phần tử.

❖ Nhận xét:

- Không gian tìm kiếm của giải thuật GSO trong trường hợp dãy Anten tuyến tính đều là rất nhỏ $x \in [0.1; 0.9]$ nên các giá trị hàm mục tiêu MSL đạt được trong bảng 3.3 là các giá trị tối ưu toàn cục.
- Giá trị MSL trên bảng 3.3 nhỏ hơn nhiều so với giá trị các dãy Anten tuyến tính đều tiêu chuẩn 3.1.1.1 với số lượng phần tử tương ứng trong bảng 3.1. Tuy nhiên, giá trị HPBW của các dãy Anten áp dụng giải thuật tối ưu GSO tăng lên rất nhiều. Vấn đề này sẽ được phân tích trong giải thuật MOPSO.

2) Dãy Anten tuyến tính không đều

Trên đồ thị hình 3.5, dãy Anten có số lượng phần tử từ 6 đến 10, chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL rất lớn đồng thời chỉ số độ rộng nửa lần công suất cũng rất cao so với các dãy Anten số lượng lớn hơn. Do đó, luận văn sử dụng các giải thuật tối ưu để tìm kiếm các phân bố các phần tử trong các dãy tuyến tính không đều 8 phần tử.

Trong dãy Anten tuyến tính không đều, khoảng cách giữa các phần tử không bằng nhau, giải thuật tối ưu GSO sẽ sử dụng giá trị $Y_i = [Y_i^1 \ Y_i^2 \ \dots \ Y_i^8]$ làm biến giá trị tọa độ và

hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL; với Y_i là tọa độ trên trục Oy của từng phần tử dãy anten, không xét các giá trị tọa độ trên trục Ox vì giả sử tất cả các phần tử đang xét nằm trên trục Oy. Thông số giải thuật GSO thể hiện trong bảng 3.4. Với biến giá trị tọa độ 8 chiều, không gian tìm kiếm giá trị sẽ rất lớn do đó bên cạnh điều kiện cực đại chỉ số SIR, khoảng cách phần tử và cả dãy anten được giới hạn trong phạm vi nhất định:

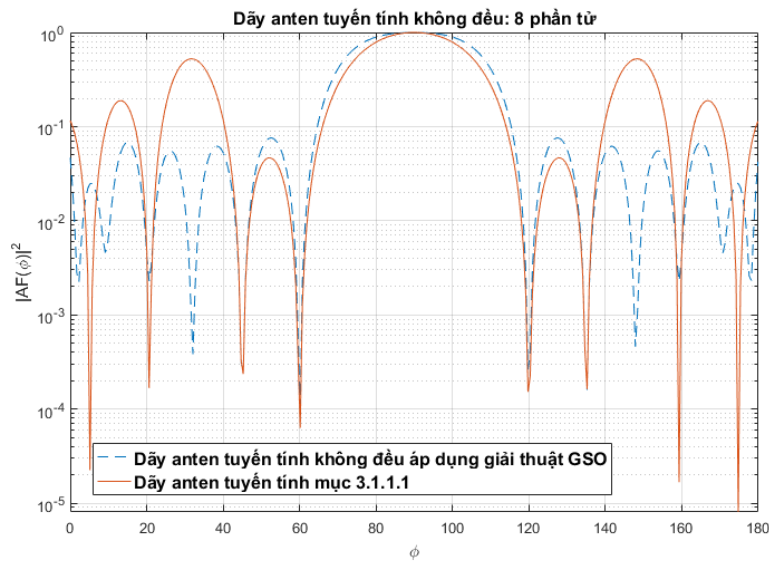
$$Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda]$$

Bảng 3.4. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính không đều

Giải thuật	Thông số
GSO	$\alpha = 20; G_0 = 100; N = 8; n = 200; K = 200$

Bảng 3.5. Bảng giá trị tọa độ dãy anten tuyến tính không đều sau khi áp dụng giải thuật tối ưu GSO và các thông số trên đồ thị bức xạ

X_i	0	0	0	0	0	0	0	0
Y_i	0	0.73λ	1.32λ	1.78λ	2.68λ	3.54λ	4.36λ	5.23λ
MSLL = -11.24 (dB)					HPBW = 36.57°			



Hình 3.7. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật GSO và dãy anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$.

❖ Nhận xét:

- Dây anten tuyến tính không đều 8 phần tử áp dụng giải thuật tối ưu GSO cho kết quả thông số tốt hơn dây anten tuyến tính đều tối ưu bằng giải GSO (bảng 3.3) và dây anten tuyến tính đều tiêu chuẩn mục 3.1.1.1 (bảng 3.1).

3) Dây anten không đều

Trong dây anten không đều, các phần tử anten không nằm thẳng hàng và không cách đều nhau. Trong luận văn, tọa độ trên trục Ox và Oy của ừng phần tử anten được tận dụng để khảo sát nhằm mở rộng vùng tìm kiếm cho giải thuật. Do đó giải thuật tối ưu GSO sẽ sử dụng cả 2 giá trị tọa độ $Y_i = [Y_i^1 \ Y_i^2 \ \dots \ Y_i^8]$ và $X_i = [X_i^1 \ X_i^2 \ \dots \ X_i^8]$ để làm tập giá trị biến tọa độ. Các thông số của giải thuật GSO sử dụng trong dây anten không đều thể hiện trong bảng 3.6. Vùng tìm kiếm được giới hạn trong phạm vi:

$$\begin{cases} Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \\ X_i^j \in [-\lambda; \lambda] \end{cases}$$

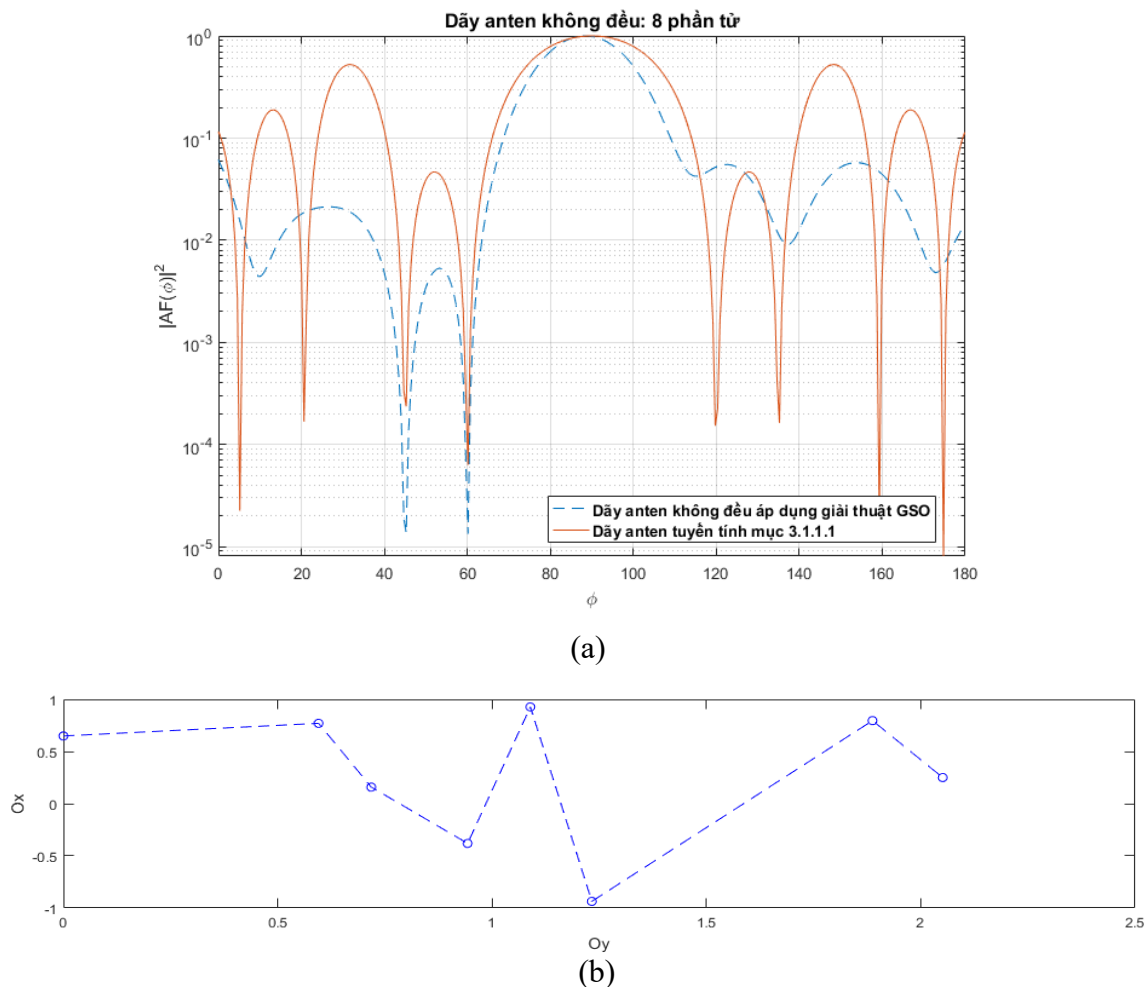
Bảng 3.6. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dây anten không đều

Giải thuật	Thông số
GSO	$\alpha = 20; G_0 = 100; N = 16; n = 300; K = 200$

Các giá trị thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ (hình 3.8a) được thể hiện trong bảng 3.7 của dây anten không đều tối ưu tìm kiếm được từ giải thuật GSO, đồng thời bảng 3.7 thể hiện giá trị tọa độ trong hệ tọa độ Descartes của dây anten tối ưu (hình 3.8b).

Bảng 3.7. Bảng giá trị tọa độ dây anten không đều gồm 8 phần tử sau khi áp dụng giải thuật tối ưu GSO và các thông số trên đồ thị bức xạ

X_i	0.65λ	0.77λ	0.16λ	-0.38λ	0.93λ	-0.94λ	0.80λ	0.25λ
Y_i	0	0.60λ	0.72λ	0.94λ	1.09λ	1.23λ	1.89λ	2.05λ
MSL = -12.15 (dB)					HPBW = 23.43°			



Hình 3.8. (a) Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$, (b) Tọa độ các phần tử trên dãy Anten.

❖ Nhận xét:

- So sánh các bảng giá trị 3.3, 3.5, 3.7; giá trị thông số MSL của dãy Anten không đều đạt giá trị tốt nhất (giá trị MSL nhỏ nhất: $MSL = -12.15$ (dB)), đồng thời dãy Anten không đều cũng cho giá trị thông số HPBW nhỏ nhất ($HPBW = 23.43^\circ$) trong các dãy 8 phần tử đã khảo sát (dãy tuyến tính đều tiêu chuẩn mục 3.1.1.1, dãy Anten tuyến tính đều tối ưu, dãy Anten tuyến tính không đều tối ưu).

3.1.1.3. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO

Khảo sát các dãy Anten có các thông số các góc tới tín hiệu mong muốn, tín hiệu can nhiễu và tín hiệu nhiễu giống với mục 3.1.1.1. Áp dụng mô hình 2.11, thay vì dùng giải thuật bầy đàn cổ điển PSO, giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO – giải thuật cải tiến của PSO được sử dụng để khảo sát bài toán thiết kế tối ưu bộ định búp sóng.

1) Dãy Anten tuyến tính đều

Trong luận văn, khoảng cách giữa hai phần tử liên tiếp của dãy Anten tuyến tính đều sẽ cách nhau một khoảng $x\lambda$ với $x \in [0.1; 0.9]$. Giải thuật tối ưu CLPSO sử dụng x làm biến giá trị tọa độ để tối ưu hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR.

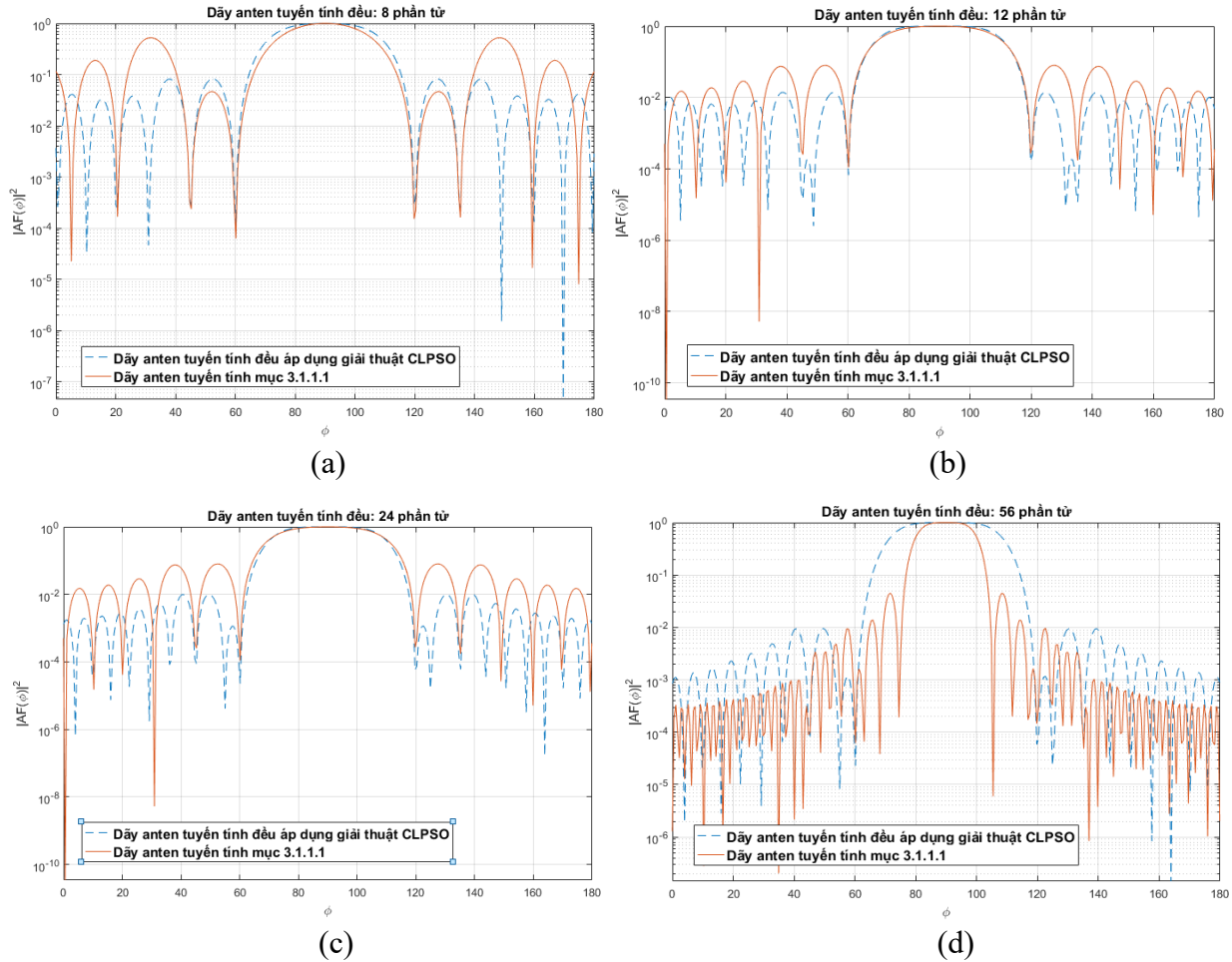
Bảng 3.8. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy anten tuyến tính đều

Giải thuật	Thông số
CLPSO	$\omega = 1; \Delta\omega = 0.9; c = 1.5; m_r = 7; N = 1; n = 100; K = 100.$

Tương tự phần 3.1.1.2, bảng 3.9 thể hiện kết quả các thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ của các dãy anten tuyến tính đều với số lượng phần tử anten khác nhau sau khi áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO. Đồ thị bức xạ của dãy anten sau khi áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO để điều chỉnh khoảng cách giữa 2 phần tử kề nhau và dãy anten tuyến tính đều tiêu chuẩn ở mục 3.1.1.1 được thể hiện trên hình 3.9.

Bảng 3.9. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten tuyến tính đều áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO

Dãy anten	Số lượng phần tử N	Khoảng cách giữa 2 anten	HPBW	MSL
1	8	0.75λ	37.71°	-10.97(dB)
2	12	0.73λ	38.85°	-18.54(dB)
3	24	0.18λ	31.41°	-20.04(dB)
4	56	0.17λ	37.14°	-20.18(dB)



Hình 3.9. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dây Anten áp dụng giải thuật CLPSO và dây Anten tuyến tính cách đều nhau $\lambda/2$ với các số lượng phần tử Anten tương ứng (a) 8 phần tử, (b) 12 phần tử, (c) 24 phần tử, (d) 56 phần tử.

❖ Nhận xét:

- Giá trị MSL trên bảng 3.9 nhỏ hơn nhiều so với giá trị các dây Anten với số lượng tương ứng của bảng 3.2 ($-10.97(\text{dB}) < -2.8(\text{dB})$). Tuy nhiên, giá trị HPBW của các dây Anten áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO tăng lên rất nhiều ($37.71^\circ > 31.43^\circ$).
- So sánh 2 bảng 3.9 và bảng 3.3, kết quả thu được từ cả 2 giải thuật CLPSO và GSO lên dây Anten tuyến tính đều là giống nhau (≈ -10.97). Với không gian tìm kiếm hẹp, giá trị thu được là giá trị tối ưu toàn cục.

2) Dây Anten tuyến tính không đều

Tương tự mục 3.1.1.2, dây Anten tuyến tính không đều với 8 phần tử được chọn để khảo sát. Giải thuật tối ưu CLPSO cũng sử dụng giá trị $Y_i = [Y_i^1 \ Y_i^2 \ \dots \ Y_i^8]$ làm biến giá trị tọa độ để tối ưu hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSSL với Y_i là tọa độ trên trục Oy của từng phần tử dây Anten, không xét các giá trị tọa độ trên trục Ox. Thông số giải thuật CLPSO thể hiện trong bảng 3.10.

Với biến giá trị tọa độ 8 chiều, không gian tìm kiếm giá trị sẽ lớn lên so với dãy Anten đều do đó bên cạnh điều kiện cực đại chỉ số SIR, khoảng cách phần tử và cả dãy Anten được giới hạn trong phạm vi nhất định:

$$Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda]$$

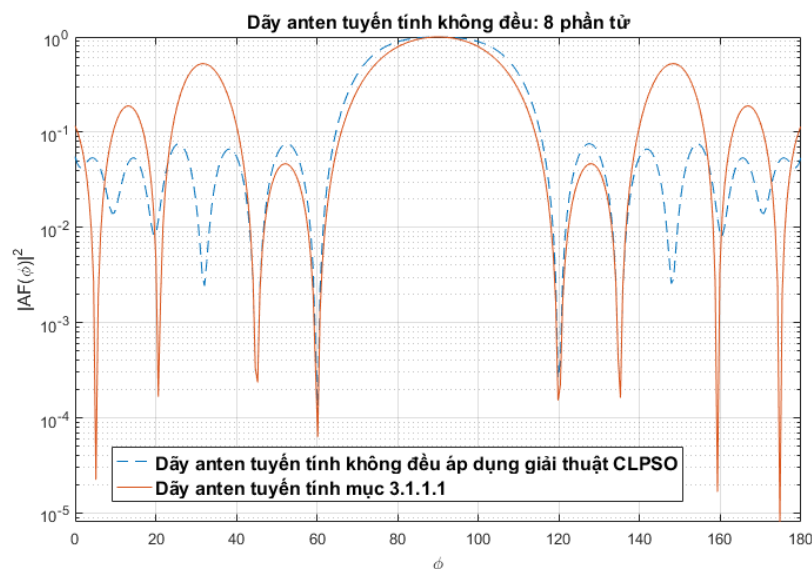
Bảng 3.10. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy Anten tuyến tính không đều

Giải thuật	Thông số
CLPSO	$\omega = 1; \Delta\omega = 0.9; c = 1.5; m_T = 7; N = 1; n = 100; K = 100.$

Các giá trị thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ được thể hiện trong bảng 3.9 của dãy Anten tối ưu tìm kiếm được từ giải thuật CLPSO, đồng thời bảng 3.11 thể hiện giá trị tọa độ trong hệ tọa độ Descartes của dãy Anten tối ưu tương ứng.

Bảng 3.11. Bảng giá trị tọa độ dãy Anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử sau khi áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ

X_i	0	0	0	0	0	0	0	0
Y_i	0	0.73λ	1.5λ	2.35λ	3.39λ	3.89λ	4.45λ	5.19λ
MSL = -11.21 (dB)					HPBW = 37.71°			



Hình 3.10. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật CLPSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$.

❖ Nhận xét:

- Dây Anten tuyến tính không đều 8 phần tử áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO cho kết quả thông số MSL tốt hơn so với dây Anten tuyến tính đều tiêu chuẩn mục 3.1.1.1 qua bảng giá trị 3.1 và 3.9 ($-11.21(\text{dB}) < -2.8(\text{dB})$).
- Dây Anten tuyến tính không đều 8 phần tử áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO cho kết quả thông số (bảng 3.11) tương đối giống dây Anten tuyến tính không đều tối ưu bằng giải thuật GSO (bảng 3.5) ($-11.21(\text{dB}) \approx -11.24(\text{dB})$).
- Với số chiều biến giá trị tọa độ là 1 và 8, giải thuật GSO và CLPSO thể hiện khả năng tìm kiếm trong bài toán thiết kế tối ưu bộ định số cố định tương đối giống nhau.

3) Dây Anten không đều

Giải thuật CLPSO cũng sử dụng cả 2 giá trị $Y_i = [Y_i^1 \ Y_i^2 \ \dots \ Y_i^8]$ và $X_i = [X_i^1 \ X_i^2 \ \dots \ X_i^8]$ để làm tập giá trị biến tọa độ, các thông số giải thuật thể hiện trong bảng 3.12. Vùng tìm kiếm được giới hạn trong phạm vi tương tự ở giải thuật GSO

$$\begin{cases} Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \\ X_i^j \in [-\lambda; \lambda] \end{cases}$$

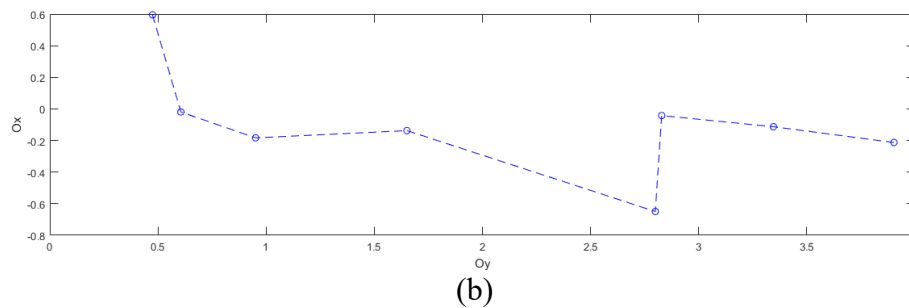
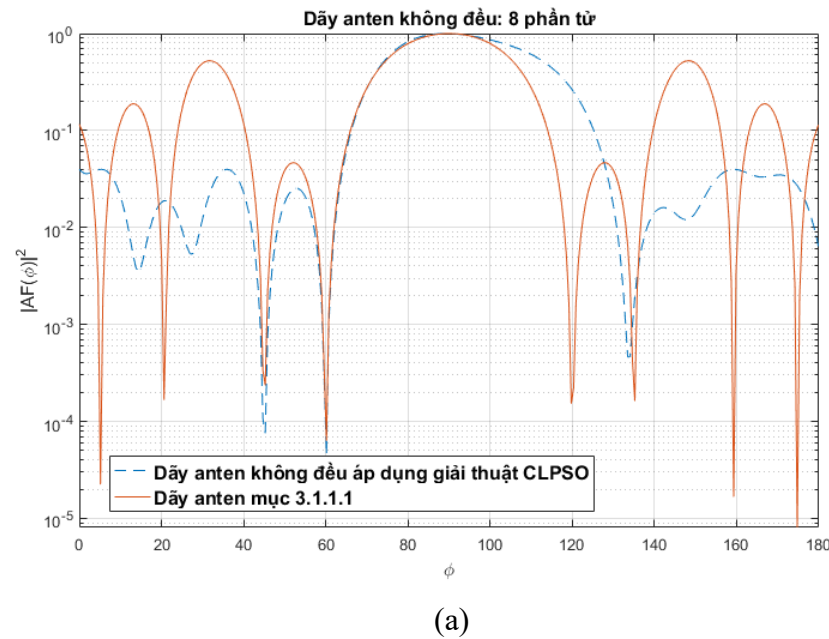
Bảng 3.13 ghi nhận kết quả thông số trên đồ thị bức xạ và tọa độ dây Anten tối ưu tìm được của giải thuật CLPSO. Các giá trị thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ (hình 3.10a) được thể hiện trong bảng 3.13 của dây Anten không đều tối ưu tìm kiếm được từ giải thuật CLPSO, đồng thời bảng 3.13 thể hiện giá trị tọa độ trong hệ tọa độ Descartes của dây Anten tối ưu (hình 3.10b).

Bảng 3.12. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dây Anten không đều

Giải thuật	Thông số
CLPSO	$\omega = 1; \Delta\omega = 0.9; c = 1.5; m_T = 7; N = 1; n = 100; K = 100$.

Bảng 3.13. Bảng giá trị tọa độ dây Anten không đều gồm 8 phần tử sau khi áp dụng giải thuật tối ưu CLPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ

X_i	0.6λ	-0.02λ	-0.18λ	-0.14λ	-0.65λ	-0.04λ	-0.11λ	-0.21λ
Y_i	0	0.13λ	0.48λ	1.18λ	2.32λ	2.35λ	2.87λ	3.43λ
MSL = -14(dB)					HPBW = 40°			



Hình 3.11. (a) Đồ thị bức xạ so sánh giữa dây Anten không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật CLPSO và dây Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$, (b) Tọa độ các phần tử trên dây Anten.

❖ Nhận xét:

- So sánh các bảng giá trị 3.9, 3.11, 3.13; giá trị thông số MSL của dây Anten không đều đạt giá trị tốt nhất (giá trị MSL nhỏ nhất: $MSL = -14$ (dB)), nhưng dây Anten không đều cũng cho giá trị thông số HPBW lớn trong các dây 8 phần tử đã khảo sát ($HPBW = 40^\circ$).

- So sánh giữa bảng giá trị 3.13 và bảng giá trị 3.7, dây Anten không đều áp dụng giải thuật CLPSO cho kết quả thông số MSL tốt hơn dây Anten không đều áp dụng giải thuật GSO ($-14(\text{dB}) < -12.15(\text{dB})$). Điều này cho thấy khi số chiều biến giá trị tăng lên ($N=16$), khả năng tìm kiếm của giải thuật CLPSO là tốt hơn so với giải thuật GSO. Khả năng tìm kiếm của 2 giải thuật sẽ được so sánh tiếp trong dây Anten chữ nhật. Tuy nhiên, khi thông số MSL càng nhỏ thì thông số HPBW có xu hướng tăng lên; do đó không thể tối ưu hoàn toàn cả hai thông số, giải thuật MOPSO sẽ khảo sát các trường hợp tối ưu tập hàm mục tiêu tương ứng với hai thông số MSL và HPBW.

3.1.1.4. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO

Khảo sát các dãy anten có các thông số các góc tới tín hiệu mong muốn, tín hiệu can nhiễu và tín hiệu nhiễu giống với mục 3.1.1.1. Áp dụng mô hình 2.11, giải thuật tối ưu được sử dụng là giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO. Với giải thuật tối ưu MOPSO, tập hàm mục tiêu sẽ gồm cả hai thông số quan tâm của đồ thị bức xạ là chỉ số mức búp phụ lớn nhất MSL và chỉ số độ rộng nửa lần công suất HPBW.

Với mục tiêu cải thiện hai thông số trên đồ thị bức xạ của các dãy anten, luận văn đề xuất ứng dụng logic mờ vào công đoạn lựa chọn cá thể lãnh đạo trong quá trình tìm kiếm của giải thuật MOPSO. Thay vì chọn lựa qua việc chia lưới và tính khả năng được chọn trong công thức (2.60), việc chọn cá thể lãnh đạo tiến hành theo cách thức sau:

- Các giá trị bảng 3.1 của các dãy anten tuyến tính đều cách nhau khoảng $\frac{\lambda}{2}$ sẽ được đặt làm mốc tiêu chuẩn: $HPBW_{\lambda/2}$ và $MSL_{\lambda/2}$. Các cá có cả hai thông số HPBW và MSL lớn hơn hai giá trị tiêu chuẩn trên sẽ được đưa vào tập hợp cá thể trội dù không thỏa mãn điều kiện trội Pareto. Điều này giúp tận dụng triệt để khả năng tìm kiếm của giải thuật và tránh bỏ sót các cá thể có đặc tính tốt.

- Đặt các giá trị $HPBW_{\max}$, $HPBW_{\min}$; MSL_{\max} , MSL_{\min} là các giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của tập hàm mục tiêu trong nhóm cá thể trội. Hệ số thể hiện khả năng được chọn làm cá thể lãnh đạo:

$$f_i = a \cdot \frac{HPBW_{\lambda/2} - HPBW_i}{HPBW_{\max} - HPBW_{\min}} + b \cdot \frac{MSL_{\lambda/2} - MSL_i}{MSL_{\max} - MSL_{\min}}, \quad (3.1)$$

với a, b lần lượt là trọng số của hàm mục tiêu cực tiểu HPBW và MSL. Trong luận văn, trọng số hai mục tiêu được xét bằng nhau $a = b = 0.5$, hai hàm mục tiêu được xét là hoàn toàn công bằng.

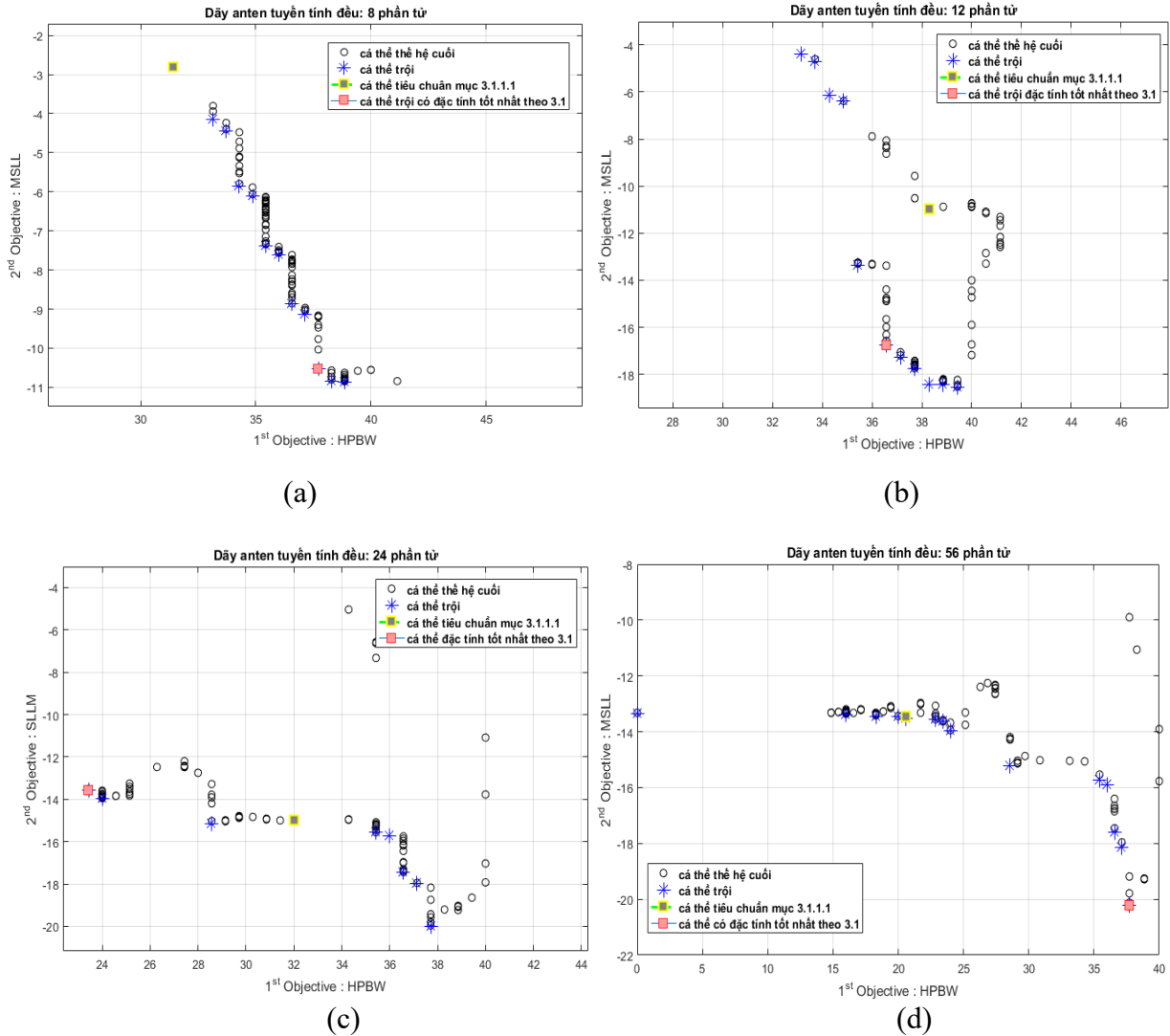
- Hệ số thể hiện khả năng được chọn càng lớn chứng tỏ cá thể có đặc tính tốt hơn các cá thể trong cùng nhóm. Điều này hạn chế tính ngẫu nhiên trong quá trình lựa chọn so với công thức (2.60).

1) Dãy anten tuyến tính đều

Khảo sát tương tự hai giải thuật trên, khoảng cách giữa hai phần tử liên tiếp của dãy anten tuyến tính đều sẽ cách nhau một khoảng $x\lambda$ với $x \in [0.1; 0.9]$. Giải thuật tối ưu MOPSO sử dụng x làm biến giá trị tọa độ để tối ưu tập hàm mục tiêu gồm cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL, cực tiểu chỉ số độ rộng nửa lần công suất HPBW, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR. Các thông số giải thuật thể hiện trên bảng 3.14, kết quả phân loại các cá thể của giải thuật MOPSO thể hiện trên hình 3.12.

Bảng 3.14. điều kiện cực đại SIR. Các thông số giải thuật thể hiện trên bảng 3.14, kết quả phân loại các cá thể của giải thuật MOPSO thể hiện trên hình 3.12.

Giải thuật	Thông số
MOPSO	$\omega = 1, c_1 = 1.5, c_2 = 1.5, \Delta\omega = 0.9, n = 100,$ $n^* = 30, N = 1, K = 100, \beta = 1, l = 10, \gamma = 1.$



Hình 3.12. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO của dãy Anten tuyến tính đều gồm (a) 8 phần tử, (b) 12 phần tử, (c) 24 phần tử, (d) 56 phần tử.

Giá trị HPBW và MSL tối ưu của giải thuật sẽ được lấy từ đặc tính của cá thể trội có đặc tính tốt nhất theo ưu tiên xét cá thể trội có tất cả đặc tính tốt hơn mốc tiêu chuẩn và công thức 3.1. Nếu nhóm cá thể trội không có cá thể nào tốt hơn mốc tiêu chuẩn, cá thể được chọn cuối cùng dựa vào công thức 3.1.

Bảng 3.15. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten tuyến tính đều áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO

Dãy Anten	Số lượng phần tử N	Khoảng cách giữa 2 Anten	HPBW	MSL
1	8	0.75λ	37.71°	-10.53(dB)
2	12	0.79λ	36.57°	-16.75(dB)
3	24	0.89λ	23.43°	-13.59(dB)
4	56	0.17λ	37.14°	-20.22(dB)

❖ Nhận xét:

- So với giải thuật GSO và giải thuật CLPSO trình bày ở trên, giải thuật MOPSO cho kết quả tương đối giống ở dãy Anten 8, 12, 24 phần tử. Ở dãy Anten gồm 24 phần tử, kết quả thu được cả hai thông số MSL và HPBW lớn hơn mức tiêu chuẩn ở mục 3.1.1.1.
- Tuy nhiên, nếu xét riêng từng thông số một thì giá trị này không phải giá trị tối ưu nhất cho từng hàm mục tiêu, đây là hạn chế của tối ưu Pareto đã đề cập ở phần 2.2.2.4.

2) Dãy Anten tuyến tính không đều

Tương tự phần 3.1.1.2, dãy Anten tuyến tính không đều với 8 phần tử được chọn để khảo sát. Giải thuật tối ưu MOPSO cũng sử dụng giá trị $\mathbf{Y}_i = [Y_i^1 \ Y_i^2 \ \dots \ Y_i^8]$ làm biến giá trị tọa độ để tối ưu hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL; với Y_i là tọa độ trên trục Oy của từng phần tử dãy Anten, không xét các giá trị tọa độ trên trục Ox. Thông số giải thuật MOPSO thể hiện trong bảng 3.16.

Với biến giá trị tọa độ 8 chiều, không gian tìm kiếm giá trị sẽ rất lớn do đó bên cạnh điều kiện cực đại chỉ số SIR, khoảng cách phần tử và cả dãy Anten được giới hạn trong phạm vi nhất định:

$$Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda]$$

Bảng 3.16. Thông số giải thuật MOPSO sử dụng trong dãy Anten tuyến tính không đều

Giải thuật	Thông số
MOPSO	$\omega = 1, c_1 = 1.5, c_2 = 1.5, \Delta\omega = 0.9, n = 100,$ $n^* = 30, N = 1, K = 50, \beta = 1, l = 10, \gamma = 1.$

Giá trị thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ của của dãy Anten áp dụng giải thuật MOPSO và tọa độ tương ứng của từng phần tử Anten được thể hiện trong bảng 3.17. Dãy Anten ở bảng 3.17 chính là cá thể mang đặc tính tốt nhất ở thế hệ cuối cùng theo công thức (3.1). Hình 3.13 thể hiện sự phân loại các cá thể trong thế hệ cuối và hình thể hiện đồ thị dãy Anten thu được từ giải thuật MOPSO so với dãy Anten tuyến tính đều mục 3.1.1.1.

Bảng 3.17. Bảng giá trị tọa độ dãy Anten tuyến tính không đều sau khi áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ

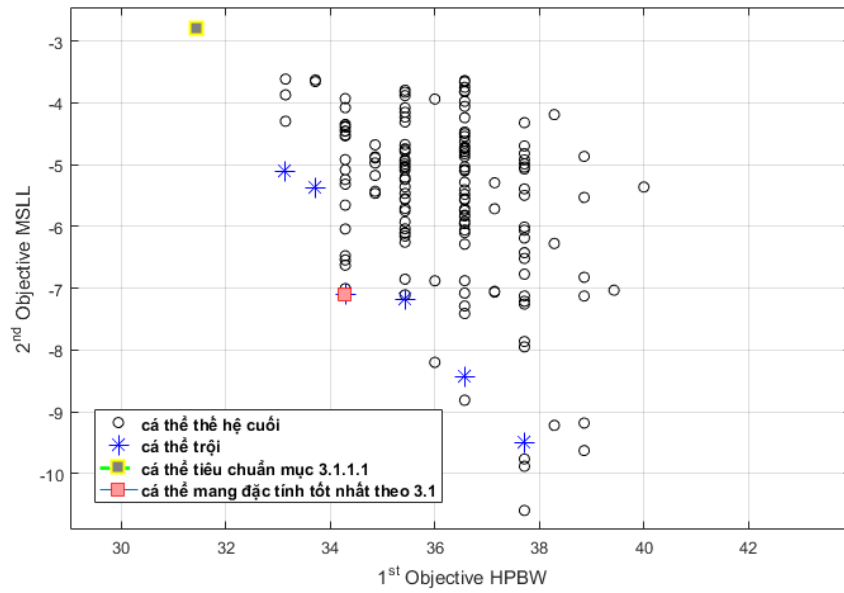
X_i	0	0	0	0	0	0	0	0
Y_i	0	0.66λ	0.76λ	1.08λ	1.78λ	2.68λ	3.42λ	4.13λ
MSL = -7.11 (dB)					HPBW = 34.28°			

❖ Nhận xét:

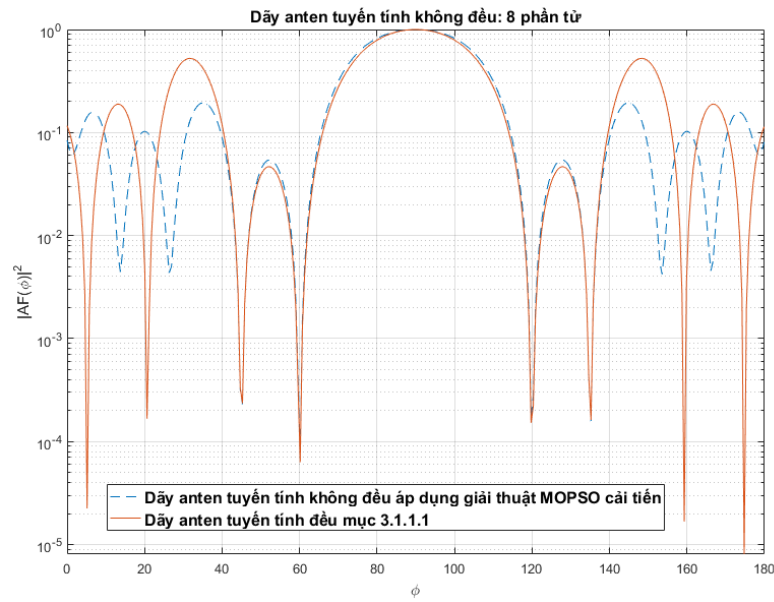
- So với dãy Anten tuyến tính đều bảng 3.15, dãy Anten tuyến tính không đều có thông số HPBW tốt hơn nhưng chỉ số MSL lớn hơn.

($34.28^\circ < 37.71^\circ$; $-7.11(\text{dB}) > -10.53(\text{dB})$).

- So với giải thuật GSO và CLPSO, giải thuật MOPSO cho kết quả dãy Anten có thông số MSL lớn hơn nhưng thông số HPBW cải thiện hơn so với 2 giải thuật trên.



Hình 3.14. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO cải tiến của dãy Anten tuyến tính không đều.



Hình 3.13. Đồ thị bức xạ so sánh giữa dãy Anten tuyến tính không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật MOPSO và dãy Anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$.

3) Dãy Anten không đều

Giải thuật MOPSO cũng sử dụng cả 2 giá trị $Y_i = [Y_i^1 \ Y_i^2 \ \dots \ Y_i^8]$ và $X_i = [X_i^1 \ X_i^2 \ \dots \ X_i^8]$ để làm tập giá trị biến tọa độ. Vùng tìm kiếm được giới hạn trong phạm vi tương tự 2 giải thuật trên

$$\begin{cases} Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \\ X_i^j \in [-\lambda; \lambda] \end{cases}$$

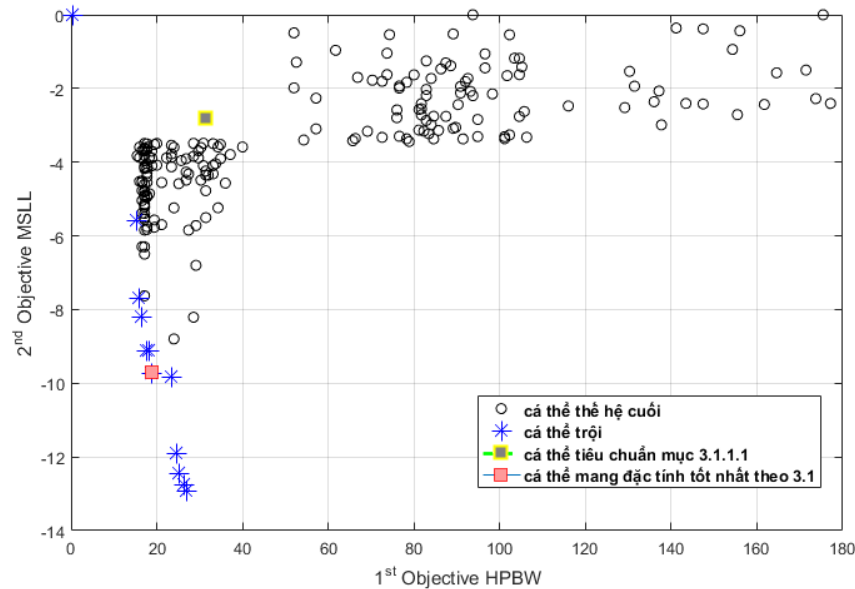
Bảng 3.18. Thông số giải thuật MOPSO sử dụng trong dãy Anten không đều

Giải thuật	Thông số
MOPSO	$\omega = 1, c_1 = 1.5, c_2 = 1.5, \Delta\omega = 0.9, n = 100,$ $n^* = 30, N = 1, K = 100, \beta = 1, l = 10, \gamma = 1.$

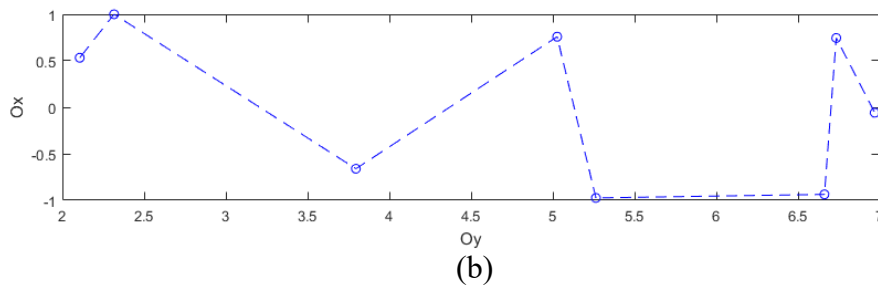
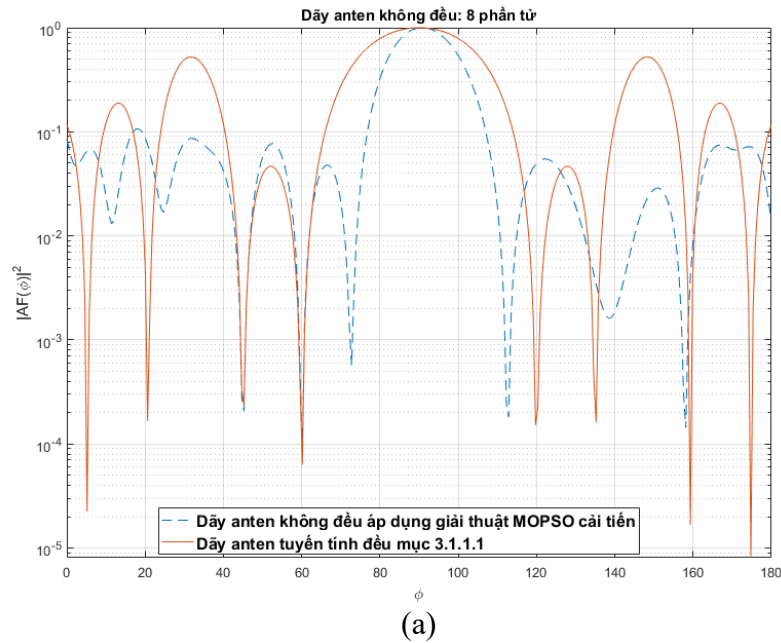
Giá trị thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ của của dãy Anten áp dụng giải thuật MOPSO và tọa độ tương ứng của từng phần tử Anten được thể hiện trong bảng 3.19. Dãy Anten ở bảng 3.19 chính là cá thể mang đặc tính tốt nhất ở thế hệ cuối cùng theo công thức (3.1). Hình 3.15 thể hiện sự phân loại các cá thể trong thế hệ cuối và hình thể hiện đồ thị dãy Anten thu được từ giải thuật MOPSO so với dãy Anten tuyến tính đều mục 3.1.1.1.

Bảng 3.19. Bảng giá trị tọa độ dãy Anten không đều sau khi áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO và các thông số trên đồ thị bức xạ

X_i	0.53λ	1λ	-0.66λ	-0.38λ	0.76λ	-0.98λ	0.75λ	-0.06λ
Y_i	0	0.21λ	1.69λ	2.92λ	3.16λ	4.55λ	4.63λ	4.86λ
MSL = -10.72 (dB)					HPBW = 18.86°			



Hình 3.15. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO cải tiến của dãy Anten không đều.



Hình 3.16. (a) Đồ thị bức xạ so sánh giữa dây anten không đều gồm 8 phần tử áp dụng giải thuật MOPSO và dây anten tuyến tính 8 phần tử cách đều nhau $\lambda/2$, (b) Tọa độ các phần tử trên dây anten.

❖ Nhận xét:

- So sánh các bảng giá trị 3.15, 3.17, 3.19; dây anten không đều sử dụng giải thuật MOPSO cho kết quả tốt nhất ở cả hai thông số MSL và HPBW (MSL = -10.72 (dB), HPBW = 18.86°).

3.1.1.5. So sánh các giải thuật

Từ kết quả mô phỏng của 3 giải thuật trên đối với các dây anten 8 phần tử khác nhau, khi xét về hai thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ là chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL và chỉ số độ rộng một nửa lần công suất HPBW; các dây anten không đều cho kết quả thông số tốt hơn so với các dạng dây anten khác.

Bảng 3.20 thể hiện các giá trị thông số trên đồ thị bức xạ của các dây anten không đều tối ưu nhất thu được từ các giải thuật tối ưu GSO, CLPSO và MOPSO; đồ thị bức xạ của các dây anten đó được biểu diễn trên hình 3.15.

Bảng 3.20. Giá trị thông số các dãy anten không đều thu được từ các giải thuật tối ưu

Giải thuật	Hàm mục tiêu	Điều kiện	HPBW	MSLL
Mục 3.1.1.1	x	Max(SIR)	31.43°	-2.8(dB)
GSO	Min(MSL)	Max(SIR)	23.43°	-12.15(dB)
CLPSO	Min(MSL)	Max(SIR)	40°	-14(dB)
MOPSO	Min(MSL); Min(HPBW)	Max(SIR)	18.86°	-10.72(dB)

❖ Nhận xét:

- Tất cả các giải thuật đều cho kết quả cải thiện đáng kể về thông số mục tiêu và thỏa điều kiện cực đại tỉ số tín hiệu trên can nhiễu SIR so với dãy anten tuyến tính đều ở mục 3.1.1.1.
- Xét về hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số MSL, giải thuật CLPSO tìm được kết quả tốt hơn giải thuật GSO. Điều này cho thấy khả năng tìm kiếm của giải thuật CLPSO được nghiên cứu trong luận văn tốt hơn so với giải thuật GSO.
- Tuy nhiên, khi thông số MSL càng nhỏ giá trị HPBW có xu hướng càng tăng. Giải thuật MOPSO lấy cả hai thông số đó làm tập hàm mục tiêu và cho kết quả cải thiện cả hai thông số so với dãy anten chọn làm tiêu chuẩn mục 3.1.1.1. Kết quả MOPSO thu được khá tốt về tập hai thông số nhưng xét riêng từng thông số thì đây không phải giá trị tối ưu nhất.

3.1.2. Dãy anten hình chữ nhật

3.1.2.1. Thiết kế bộ định búp sóng thỏa điều kiện cực đại chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Cực đại SIR)

Mô hình dãy anten chữ nhật đã được trình bày ở phần 2.1.4.2 và kỹ thuật định búp sóng tĩnh thỏa điều kiện cực đại tín hiệu trên nhiễu được nói trong phần 2.1.5.1.

Khảo sát mô hình 2.10 dãy anten tuyến tính $M \times N$ phần tử có:

- 1) Các tín hiệu tới gồm tín hiệu mong muốn $s(k)$ với các góc tới là

$$\begin{cases} \theta_d = \frac{\pi}{2} \\ \phi_d = \frac{2\pi}{3} \end{cases},$$

2) Tập 2 tín hiệu can nhiễu $\mathbf{i}(k) = [i_1(k) \ i_2(k)]$ với các góc tới tương ứng là

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_i = [\frac{\pi}{2} & \frac{\pi}{2}] \\ \boldsymbol{\phi} = [\frac{\pi}{3} & \frac{\pi}{4}] \end{cases},$$

3) Các tín hiệu nhiễu có phân bố Gauss $N(0, \sigma_n^2 = 0.001)$,

4) Các phần tử anten được sắp xếp đều và các phần tử nằm trên cùng một hàng cách nhau một khoảng $\lambda/2$,

5) Bộ định búp sóng được mô phỏng với góc ngẩng $\theta = \frac{\pi}{2}$; góc phương vị $\phi = [0; 2\pi]$.

Trường hợp dãy anten chữ nhật có $N = 4$ và $M = 4$, bài toán cực đại tỉ số tín hiệu trên can nhiễu SIR được giải như sau:

- Tập các vector lái A theo công thức (2.23):

$$\mathbf{A}_{total} = [\mathbf{a}_0 \quad \mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2] = \begin{bmatrix} e^{d_{11}\Omega_0} & e^{d_{11}\Omega_1} & e^{d_{11}\Omega_2} \\ e^{d_{12}\Omega_0} & e^{d_{12}\Omega_1} & e^{d_{12}\Omega_2} \\ \dots & \dots & \dots \\ e^{d_{14}\Omega_0} & e^{d_{14}\Omega_1} & e^{d_{14}\Omega_2} \\ e^{d_{21}\Omega_0} & e^{d_{21}\Omega_1} & e^{d_{21}\Omega_2} \\ \dots & \dots & \dots \\ e^{d_{24}\Omega_0} & e^{d_{24}\Omega_1} & e^{d_{24}\Omega_2} \\ \dots & \dots & \dots \\ e^{d_{41}\Omega_0} & e^{d_{41}\Omega_1} & e^{d_{41}\Omega_2} \\ \dots & \dots & \dots \\ e^{d_{44}\Omega_0} & e^{d_{44}\Omega_1} & e^{d_{44}\Omega_2} \end{bmatrix},$$

$$\text{với } \begin{cases} \boldsymbol{\Omega}_0 = [\mu_0, \nu_0]^T = \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} x_0, -j \frac{2\pi}{\lambda} y_0 \right]^T \\ \boldsymbol{\Omega}_1 = [\mu_1, \nu_1]^T = \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} x_1, -j \frac{2\pi}{\lambda} y_1 \right]^T \\ \boldsymbol{\Omega}_2 = [\mu_2, \nu_2]^T = \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} x_2, -j \frac{2\pi}{\lambda} y_2 \right]^T \end{cases},$$

tọa độ nguồn tín hiệu mong muốn: $(x_0, y_0) = (\cos \phi_d \sin \theta_d, \sin \phi_d \sin \theta_d) = (-\frac{1}{2}, 0)$,

$$\text{tọa độ nguồn tín hiệu can nhiễu: } \begin{cases} (x_1, y_1) = (\cos \phi_{i1} \sin \theta_{i1}, \sin \phi_{i1} \sin \theta_{i1}) = (\frac{1}{2}, \frac{\sqrt{3}}{2}) \\ (x_2, y_2) = (\cos \phi_{i2} \sin \theta_{i2}, \sin \phi_{i2} \sin \theta_{i2}) = (\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}) \end{cases},$$

tọa độ của các phần tử anten $\mathbf{d}_i = [0, i \cdot \frac{\lambda}{2}]$ với $i \in \{0, 1, \dots, 7\}$.

- Ma trận tương quan của tín hiệu mong muốn (2.33) là:

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

- Ma trận tương quan của tín hiệu can nhiễu là:

$$\mathbf{R}_{ii} = E[|x_i|^2] [\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2] [\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2]^H$$

- Ma trận tương quan của tín hiệu nhiễu là:

$$\mathbf{R}_{nn} = \begin{bmatrix} \sigma_n^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_n^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_n^2 \end{bmatrix}$$

Để đơn giản phép tính xét $E[|s|^2] = E[|x_i|^2] = 1$,

- Ma trận tương quan tín hiệu không mong muốn tính theo công thức (2.28)

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

- Từ công thức (2.32), SIR thu được sẽ là trị riêng (eigenvalue) của ma trận $\mathbf{R}_{uu}^{-1} \mathbf{R}_{ss}$. Giá trị SIR lớn nhất sẽ là trị riêng lớn nhất. Sử dụng phần mềm Matlab lập trình mà tìm được giá trị:

$$SIR_{\max} = \lambda_{\max} \approx 1502$$

- Tính bộ trọng số thỏa điều kiện tối ưu chỉ số tín hiệu trên nhiễu theo công thức (2.35):

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega} = & [0.5572 + 0.2628i; -0.1084 + 0.5587i; -0.8517 - 0.2287i; 0.3139 - 0.3451i; \\ & -0.3581 - 0.3546i; 0.3909 - 0.5684i; 0.5636 + 0.5683i; -0.3454 + 0.2755i; 0.2456 + 0.3672i; \\ & -0.7094 + 0.3706i; -0.2001 - 0.6601i; 0.4487 - 0.2294i; -0.1945 - 0.4240i; 0.8809 + 0.0404i; \\ & -0.0661 + 0.5652i; -0.6107 + 0.0815i]^T \end{aligned}$$

- Để vẽ đồ thị bức xạ với tất cả các tín hiệu với góc ngăng $\theta = \frac{\pi}{2}$; góc phương vị $\phi = [0; 2\pi]$ bên cạnh các tín hiệu mong muốn và nhiễu, tập vector lái của tất cả các tín hiệu mô phỏng có dạng như sau

$$\mathbf{A}_{total} = [\mathbf{a}_0 \quad \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{630}] = \begin{bmatrix} e^{d_{11}\Omega_0} & e^{d_{11}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{11}\Omega_{630}} \\ e^{d_{12}\Omega_0} & e^{d_{12}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{12}\Omega_{630}} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e^{d_{14}\Omega_0} & e^{d_{14}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{14}\Omega_{630}} \\ e^{d_{21}\Omega_0} & e^{d_{21}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{21}\Omega_{630}} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e^{d_{24}\Omega_0} & e^{d_{24}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{24}\Omega_{630}} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e^{d_{41}\Omega_0} & e^{d_{41}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{41}\Omega_{630}} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ e^{d_{44}\Omega_0} & e^{d_{44}\Omega_1} & \cdots & e^{d_{44}\Omega_{630}} \end{bmatrix},$$

góc phương vị $\phi = [0; 2\pi]$ được chia làm 630 khoảng rời rạc.

- Thành phần dãy AF của dãy anten được tính:

$$\mathbf{AF}_b = \omega \mathbf{a}.$$

- Bỏ qua thành phần phần tử EF do các phần tử anten trong dãy là đồng dạng, từ thành phần dãy AF vẽ được đồ thị bức xạ theo hàm cường độ bức xạ (2.5):

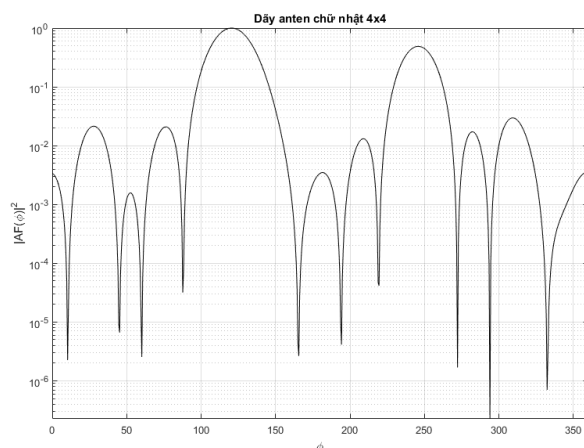
$$\mathbf{U} \sim |\mathbf{AF}|^2.$$

- Các thông số quan tâm được thể hiện trên đồ thị bức xạ (hình 3.16) của dãy anten chữ nhật 4x4 phần tử gồm

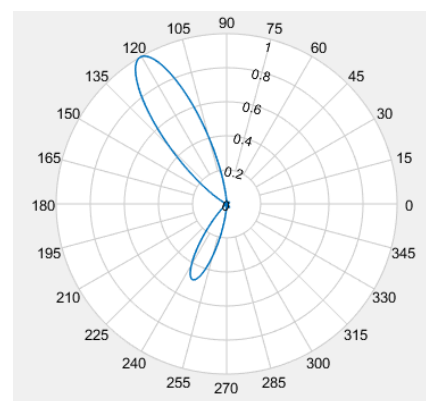
Chỉ số độ rộng một nửa lần công suất: HPBW $\approx 29.13^\circ$.

Chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất: MSL ≈ -3.1 (dB).

Tính toán tương tự cho các trường hợp dãy anten chữ nhật khác nhau. Bảng 3.21 thể hiện kết quả mô phỏng trên đồ thị bức xạ của các dãy anten chữ nhật khác nhau, các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ bao gồm chỉ số độ rộng một nửa lần công suất (HPBW – Half Power Beam Width) và chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất (MSL - Maximum Side Lobe).



(a)

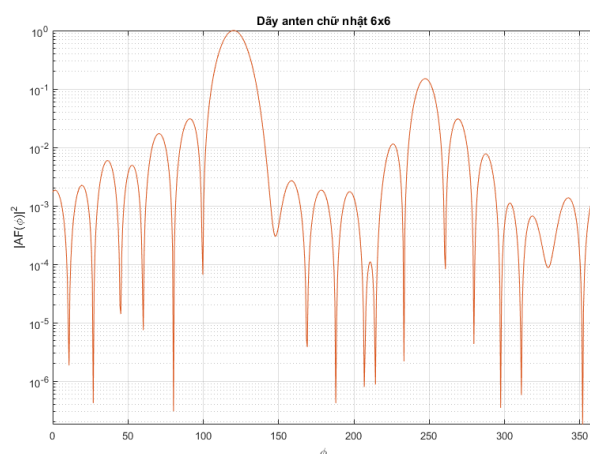


(b)

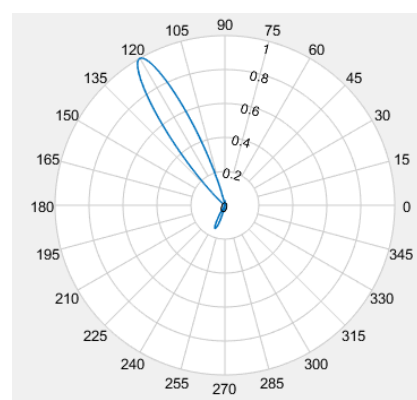
Hình 3.17. Đồ thị bức sóng của dãy Anten chữ nhật 4×4 thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ cực, (b) hệ tọa độ vuông góc.

Bảng 3.21. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten chữ nhật đều cách nhau $\lambda/2$

Dãy Anten	Số lượng phần tử N	Khoảng cách trên trục O_x, O_y	HPBW	MSL
1	16 (4x4)	$\lambda/2; \lambda/2$	29.13°	-3.1(dB)
2	36 (6x6)	$\lambda/2; \lambda/2$	17.71°	-8.23(dB)
3	64 (8x8)	$\lambda/2; \lambda/2$	13.14°	-15.48(dB)

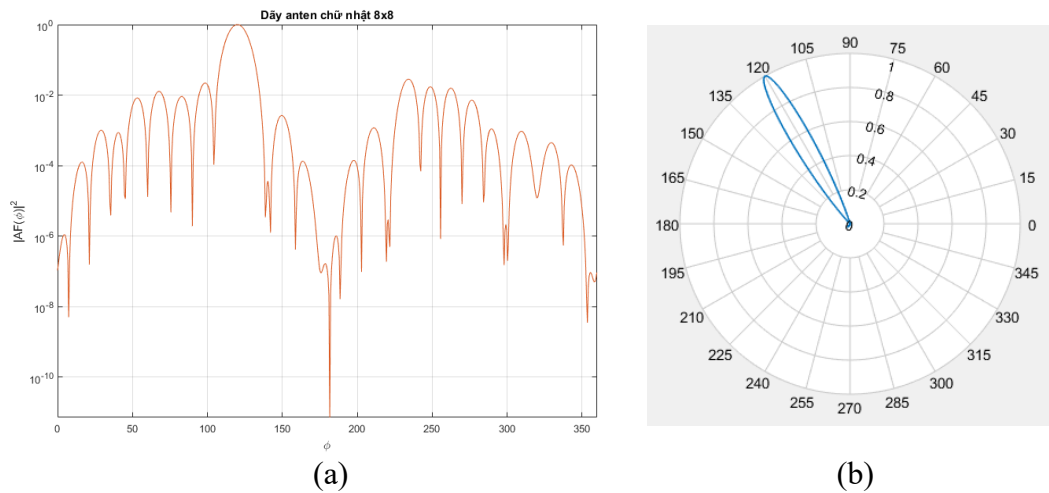


(a)



(b)

Hình 3.18. Đồ thị bức sóng của dãy Anten tuyến tính 6×6 thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.



Hình 3.19. Đồ thị bức sóng của dãy anten chữ nhật 8×8 thỏa điều kiện cực đại SIR biểu diễn trên (a) hệ tọa độ vuông góc, (b) hệ tọa độ cực.

❖ Nhận xét:

- Từ bảng giá trị 3.21, khi số lượng phần tử dãy anten tăng lên, cả hai thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ là MSL và HPBW đồng thời giảm nhanh.

Trong dãy anten chữ nhật, luận văn tập trung phân tích dãy anten 6×6 sử dụng các giải thuật tối ưu tương tự ở dãy anten tuyến tính. Dãy chữ nhật đều 6×6 cách nhau $\lambda/2$ theo hai phương Ox, Oy sẽ được chọn làm dãy anten tiêu chuẩn để đánh giá các giải thuật.

3.1.2.2. Ứng dụng giải thuật tối ưu tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn GSO

1) Dãy anten chữ nhật đều theo từng phương

Trong luận văn, khoảng cách giữa hai phần tử liên tiếp của dãy anten chữ nhật đều sẽ cách nhau một khoảng $x\lambda$ với $x \in [0.1; 0.9]$. Giải thuật tối ưu GSO sử dụng 2 biến x, y làm biến giá trị tọa độ với x, y lần lượt là khoảng cách của các phần tử anten theo phương Ox và Oy; các thông số giải thuật được thể hiện trong bảng 3.22. Hàm mục tiêu của giải thuật GSO là cực tiểu chỉ số MSLL, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR với các góc của nguồn tín hiệu như ở mục 3.1.2.1.

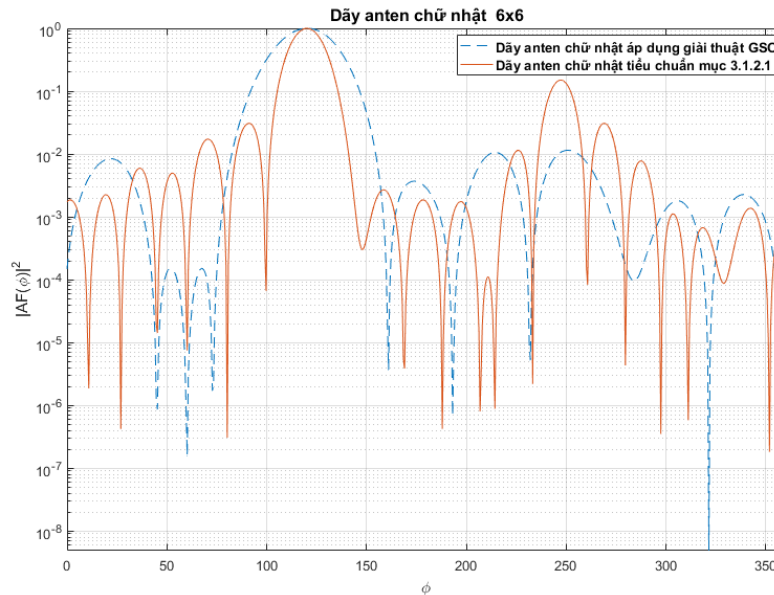
Bảng 3.22. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật đều

Giải thuật	Thông số
GSO	$\alpha = 20; G_0 = 100; N = 2; n = 100; K = 100$

Kết quả giá trị thu được của dãy anten chữ nhật đều theo từng phương (Ox và Oy) sau khi chạy mô phỏng giải thuật được ghi nhận trong bảng 3.23, hình 3.21 thể hiện đồ thị bức xạ của dãy anten thu được.

Bảng 3.23. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO

Số lượng phần tử N	Khoảng cách trên trục Ox,Oy	HPBW	MSL
36 (6x6)	0.3λ ; 0.3λ	30.86°	-20(dB)



Hình 3.20. Đồ thị bức xạ dãy Anten chữ nhật đều 6x6 theo từng phương áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten chữ nhật tiêu chuẩn mục 3.1.2.1.

❖ Nhận xét:

- So với dãy Anten tiêu chuẩn 3.1.2.1, dãy Anten chữ nhật đều 6x6 theo từng phương áp dụng giải thuật GSO cho kết quả giá trị thông số MSL tốt hơn tuy nhiên giá trị HPBW thu được là khá lớn so với tiêu chuẩn.

2) Dãy Anten chữ nhật không đều

Trong luận văn, dãy Anten chữ nhật không đều được định nghĩa là dãy Anten có khoảng cách giữa hai phần tử theo từng phương (Oy và Ox) là khác nhau. Đối với dãy Anten 6x6, giải thuật sẽ khảo sát 6 biến tọa độ của 6 phần tử Anten ngoài cùng theo phương Ox và 6 biến tọa độ của 6 phần tử Anten ngoài cùng theo phương Oy. Xét dãy Anten ngoài cùng nằm theo phương Ox đồng thời nằm trên trục Ox nên chỉ quan tâm đến biến X_i , tương tự dãy Anten ngoài cùng theo phương Oy nằm trên Oy nên chỉ quan tâm biến Y_i . Để giới hạn vùng tìm kiếm giải thuật, điều kiện của giá trị biến tọa độ trong giải thuật là:

$$\begin{cases} Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \\ X_i^{j+1} - X_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \end{cases}$$

Các thông số giải thuật được thể hiện trong bảng 3.23. Hàm mục tiêu của giải thuật GSO là cực tiểu chỉ số MSL, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR với các góc của nguồn tín hiệu như ở mục 3.1.2.1.

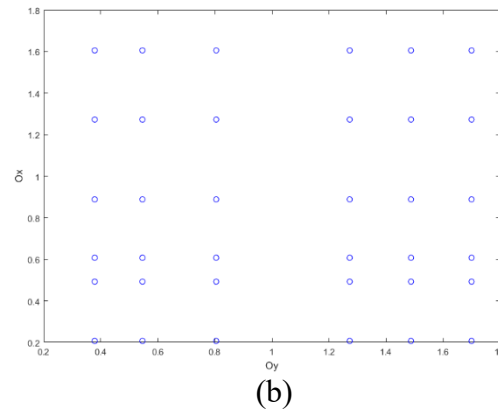
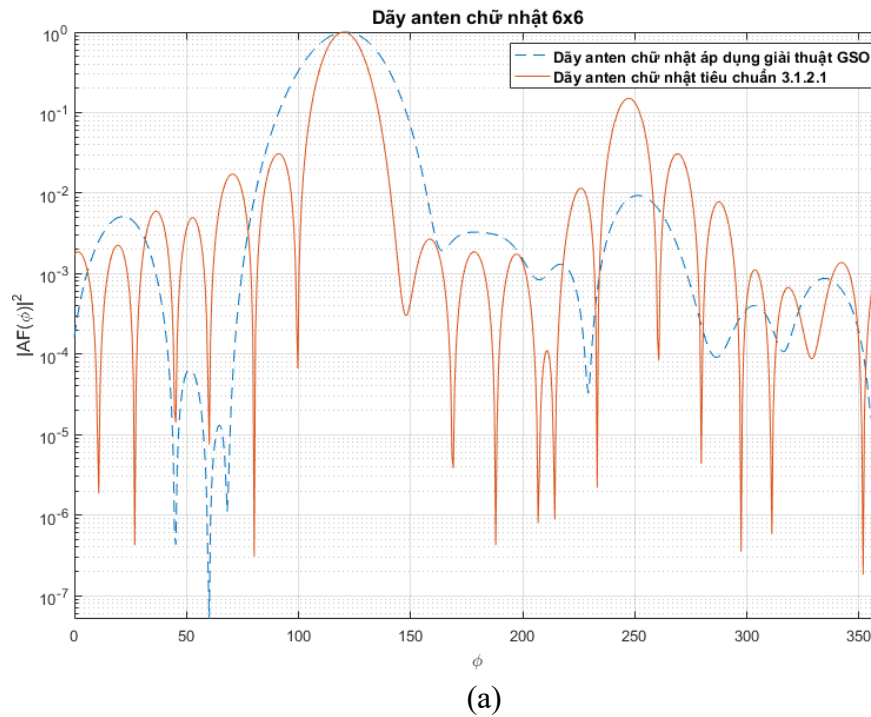
Bảng 3.24. Thông số giải thuật GSO sử dụng trong dãy anten chữ nhật không đều

Giải thuật	Thông số
GSO	$\alpha = 20; G_0 = 100; N = 12; n = 200; K = 300$

Kết quả giá trị thu được của dãy anten chữ nhật không đều sau khi chạy mô phỏng giải thuật được ghi nhận trong bảng 3.25, hình 3.22 thể hiện đồ thị bức xạ của dãy anten tương ứng thu được.

Bảng 3.25. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO

X_i	0.21λ	0.49λ	0.61λ	0.89λ	1.27λ	1.61λ
Y_i	0.38λ	0.55λ	0.80λ	1.27λ	1.49λ	1.7λ
MSL = -20.3 (dB)			HPBW = 34.28°			



Hình 3.21. (a) Đồ thị bức xạ của dãy Anten không đều áp dụng giải thuật GSO và dãy Anten tiêu chuẩn mục 3.1.2.1, (b) tọa độ tương ứng của dãy Anten trên trục Oxy.

❖ Nhận xét:

Dựa vào bảng giá trị 3.25, 3.23 và 3.21; dãy Anten chữ nhật không đều cho kết quả thông số MSL tốt nhất ($MSL = -20.3$ (dB)), tuy nhiên đồng thời cho kết quả thông số HPBW khá lớn ($HPBW = 34.28^\circ$).

3.1.2.3. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn học hiểu CLPSO

1) Dãy Anten chữ nhật đều theo từng phương

Tương tự giải thuật GSO, khoảng cách giữa hai phần tử liên tiếp của dãy Anten chữ nhật đều sẽ cách nhau một khoảng $x\lambda$ với $x \in [0.1; 0.9]$. Giải thuật tối ưu CLPSO sử dụng 2 biến x, y làm biến giá trị tọa độ với x, y lần lượt là khoảng cách của các phần tử Anten theo phương Ox và Oy; các thông số giải thuật được thể hiện trong bảng 3.26. Hàm mục tiêu của giải thuật GSO là cực tiểu chỉ số MSL, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR với các góc của nguồn tín hiệu như ở mục 3.1.2.1.

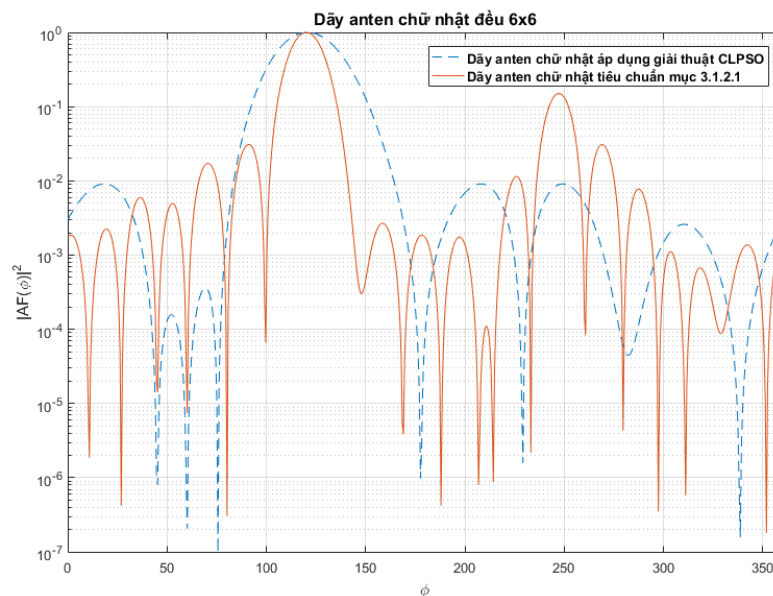
Bảng 3.26. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dãy Anten chữ nhật đều

Giải thuật	Thông số
CLPSO	$\omega = 1; \Delta\omega = 0.9; c = 1.5; m_T = 7; N = 2; n = 100; K = 100.$

Kết quả giá trị thu được của dãy Anten chữ nhật đều theo từng phương (Ox và Oy) sau khi chạy mô phỏng giải thuật được ghi nhận trong bảng 3.27, hình 3.23 thể hiện đồ thị bức xạ của dãy Anten thu được.

Bảng 3.27. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO

Số lượng phần tử N	Khoảng cách trên trục Ox,Oy	HPBW	MSL
36 (6x6)	$0.2\lambda ; 0.3\lambda$	35.43°	-20.3(dB)



Hình 3.22. Đồ thị bức xạ dãy Anten đều 6x6 theo từng phương áp dụng giải thuật CLPSO và dãy Anten chữ nhật tiêu chuẩn mục 3.1.2.1.

❖ Nhận xét:

- So với dãy Anten tiêu chuẩn 3.1.2.1, dãy Anten đều 6x6 theo từng phương áp dụng giải thuật CLPSO cho kết quả giá trị thông số MSL tốt hơn tuy nhiên giá trị HPBW thu được là khá lớn so với tiêu chuẩn ($-20.3(\text{dB}) < -8.23(\text{dB})$; $35.43^\circ > 17.71^\circ$).
- So với dãy Anten áp dụng giải thuật GSO, thông số MSL 2 dãy là tương đương nhau ($\approx 20(\text{dB})$); thông số HPBW của dãy Anten áp dụng giải thuật CLPSO lớn hơn ($35.43^\circ > 30.86^\circ$).

2) Dây anten chữ nhật không đều

Điều kiện của giá trị biến tọa độ trong giải thuật CLPSO là:

$$\begin{cases} Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \\ X_i^{j+1} - X_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \end{cases}$$

Các thông số giải thuật được thể hiện trong bảng 3.28. Hàm mục tiêu của giải thuật CLPSO là cực tiểu chỉ số MSL, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR với các góc của nguồn tín hiệu như ở mục 3.1.2.1.

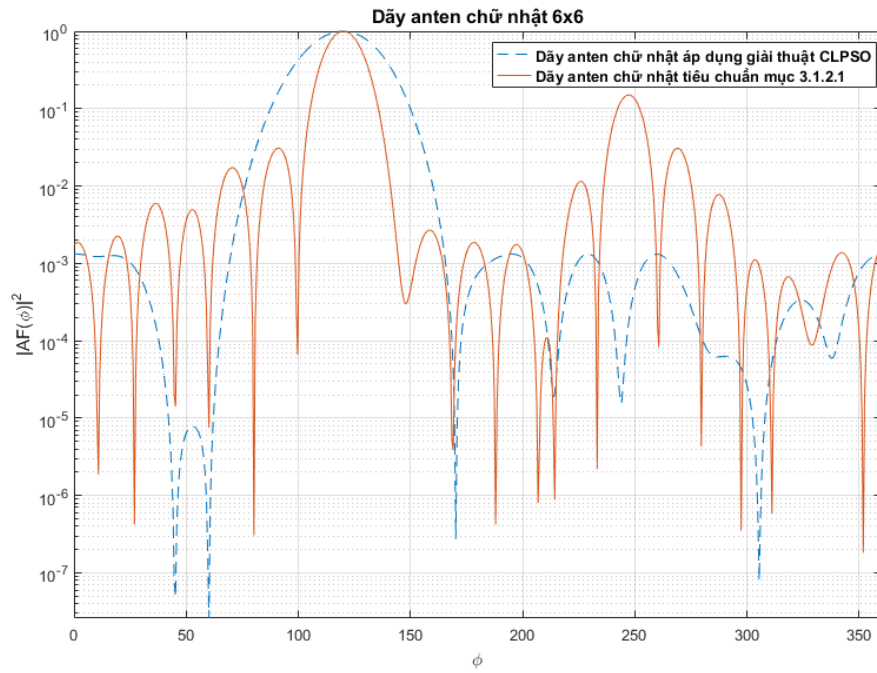
Bảng 3.28. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dây anten chữ nhật không đều

Giải thuật	Thông số
CLPSO	$\omega = 1; \Delta\omega = 0.9; c = 1.5; m_T = 7; N = 2; n = 200; K = 300.$

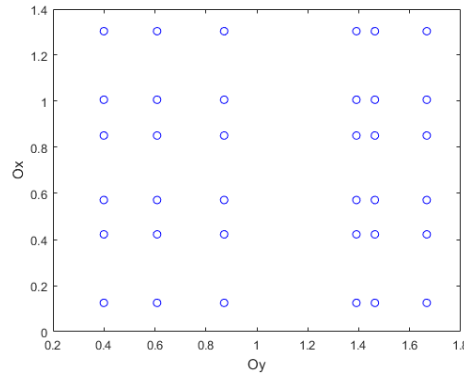
Kết quả giá trị thu được của dây anten chữ nhật không đều sau khi chạy mô phỏng giải thuật được ghi nhận trong bảng 3.29, hình 3.24 thể hiện đồ thị bức xạ của dây anten tương ứng thu được.

Bảng 3.29. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dây anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu GSO

X_i	0.13λ	0.42λ	0.57λ	0.85λ	1λ	1.3λ
Y_i	0.4λ	0.61λ	0.87λ	1.39λ	1.46λ	1.67λ
MSL = -28.79 (dB)			HPBW = 37.14°			



(a)



(b)

Hình 3.23. (a) Đồ thị bức xạ của dây Anten không đều áp dụng giải thuật CLPSO và dây Anten tiêu chuẩn mục 3.1.2.1, (b) tọa độ tương ứng của dây Anten trên trục Oxy.

❖ Nhận xét:

- Dựa vào bảng giá trị 3.29, 3.27 và 3.25; dây Anten chữ nhật không đều cho kết quả thông số MSL tốt nhất ($MSL = -28.79$ (dB)), tuy nhiên đồng thời cho kết quả thông số HPBW khá lớn ($HPBW = 37.14^\circ$).
- So với dây Anten chữ nhật không đều dùng giải thuật GSO, giải thuật CLPSO tìm kiếm được kết quả giá trị thông số MSL tối ưu hơn ($-28.79(\text{dB}) < -20.3(\text{dB})$).

3.1.2.4. Ứng dụng giải thuật tối ưu bầy đàn nhiều hàm mục tiêu MOPSO

1) Dây Anten chữ nhật đều theo từng phương

Tương tự 2 giải thuật trên, khoảng cách giữa hai phần tử liên tiếp của dây Anten chữ nhật đều sẽ cách nhau một khoảng $x\lambda$ với $x \in [0.1; 0.9]$. Giải thuật tối ưu MOPSO sử dụng 2 biến x, y làm biến giá trị tọa độ với x, y lần lượt là khoảng cách của các phần tử Anten theo phương Ox và Oy; các thông số giải thuật được thể hiện trong bảng 3.30. Hàm mục tiêu

của giải thuật MOPSO là cực tiểu chỉ số MSLL và cực tiểu chỉ số HPBW, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR với các góc của nguồn tín hiệu như ở mục 3.1.2.1.

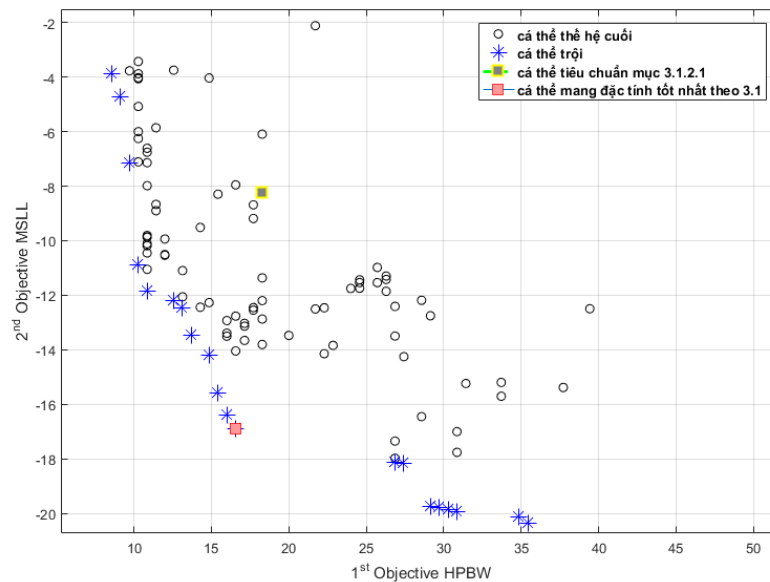
Bảng 3.30. Thông số giải thuật MOPSO sử dụng trong dãy Anten chữ nhật đều

Giải thuật	Thông số
MOPSO	$\omega = 1, c_1 = 1.5, c_2 = 1.5, \Delta\omega = 0.9, n = 100,$ $n^* = 30, N = 2, K = 100, \beta = 1, l = 10, \gamma = 1.$

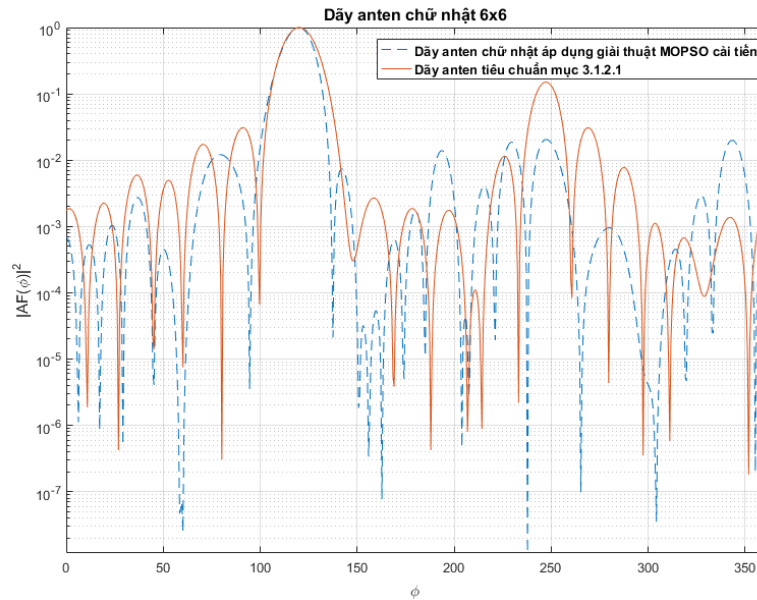
Kết quả giá trị thu được của dãy Anten chữ nhật đều theo từng phương (Ox và Oy) sau khi chạy mô phỏng giải thuật được ghi nhận trong bảng 3.31; các giá trị thông số này là của cá thể mang đặc tính tốt nhất trong đồ thị (hình 3.25) phân loại cá thể sau khi chạy mô phỏng giải thuật MOPSO, hình 3.26 thể hiện đồ thị bức xạ của dãy Anten tương ứng với cá thể mang đặc tính tốt nhất.

Bảng 3.31. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO

Số lượng phần tử N	Khoảng cách trên trục Ox,Oy	HPBW	MSLL
36 (6x6)	$0.88\lambda ; 0.42\lambda$	16.57°	-16.88(dB)



Hình 3.24. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO của dãy Anten chữ nhật không đều theo từng phương.



Hình 3.25. Đồ thị bức xạ dây Anten đều 6x6 theo từng phương áp dụng giải thuật MOPSO cải tiến và dây Anten chữ nhật tiêu chuẩn mục 3.1.2.1.

• **Nhận xét:**

- So với dây Anten tiêu chuẩn 3.1.2.1, dây Anten 6x6 đều theo từng phương áp dụng giải thuật MOPSO cho kết quả tốt hơn về cả hai thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ MSL ($-16.88(\text{dB}) < -8.23(\text{dB})$) và HPBW ($16.57^\circ < 17.71^\circ$).
- So với 2 giải thuật GSO và CLPSO, giải thuật MOPSO cho kết quả MSL không tối ưu bằng nhưng giá trị HPBW có cải thiện đáng kể hơn.

2) Dây Anten chữ nhật không đều

Điều kiện của giá trị biến tọa độ trong giải thuật MOPSO là:

$$\begin{cases} Y_i^{j+1} - Y_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \\ X_i^{j+1} - X_i^j \in [0.1\lambda; 0.9\lambda] \end{cases}$$

Các thông số giải thuật được thể hiện trong bảng 3.32. Hàm mục tiêu của giải thuật MOPSO là cực tiểu chỉ số MSL và cực tiểu chỉ số HPBW, đồng thời thỏa điều kiện cực đại SIR với các góc của nguồn tín hiệu như ở mục 3.1.2.1.

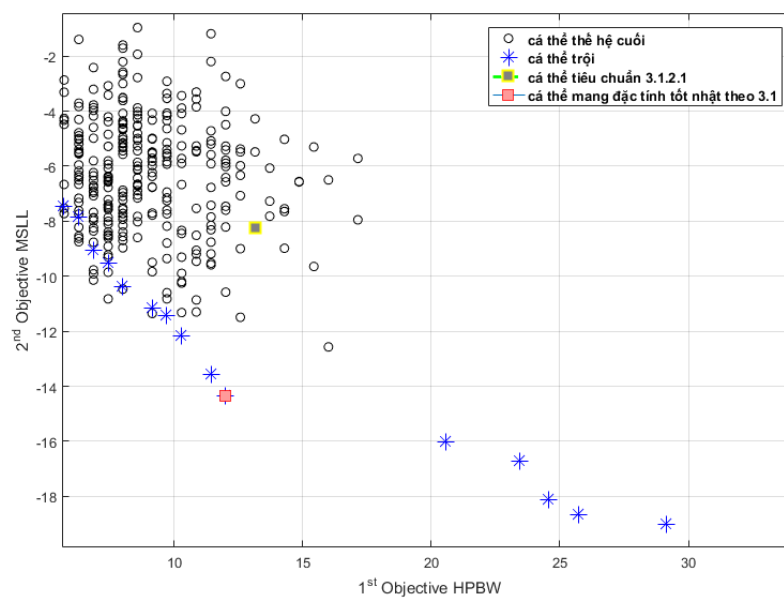
Bảng 3.32. Thông số giải thuật CLPSO sử dụng trong dây Anten chữ nhật không đều

Giải thuật	Thông số
MOPSO	$\omega = 1, c_1 = 1.5, c_2 = 1.5, \Delta\omega = 0.9, n = 300,$ $n^* = 50, N = 16, K = 50, \beta = 1, l = 10, \gamma = 1.$

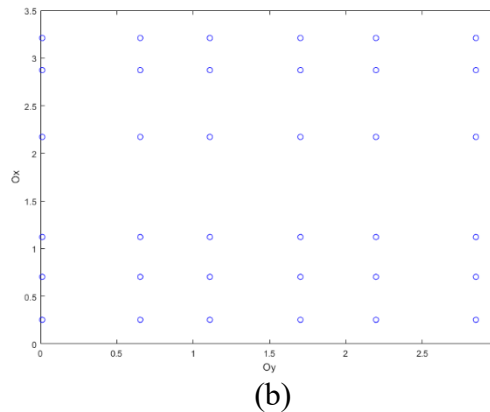
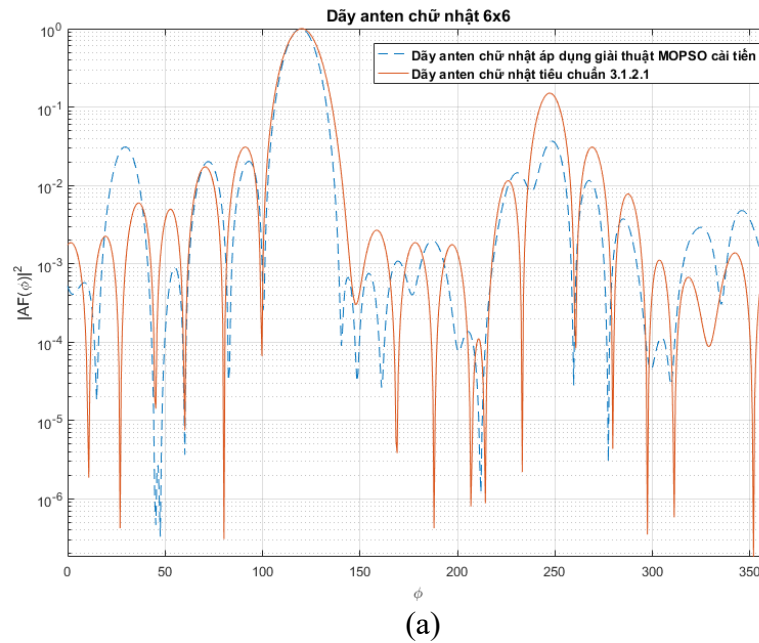
Kết quả giá trị thu được của dãy Anten chữ nhật không đều sau khi chạy mô phỏng giải thuật được ghi nhận trong bảng 3.33, hình 3.28 thể hiện đồ thị bức xạ của dãy Anten tương ứng với cá thể có đặc tính tốt nhất thu được (hình 3.27).

Bảng 3.33. Bảng kết quả các giá trị quan tâm trên đồ thị bức xạ một số dãy Anten chữ nhật đều áp dụng giải thuật tối ưu MOPSO

X_i	0.13λ	0.42λ	0.57λ	0.85λ	1λ	1.3λ
Y_i	0.4λ	0.61λ	0.87λ	1.39λ	1.46λ	1.67λ
MSL = -15.36 (dB)				HPBW = 12°		



Hình 3.26. Kết quả mô phỏng phân loại cá thể của giải thuật MOPSO của dãy Anten chữ nhật không đều.



Hình 3.27. (a) Đồ thị bức xạ của dây Anten không đều áp dụng giải thuật MOPSO và dây Anten tiêu chuẩn mục 3.1.2.1, (b) tọa độ tương ứng của dây Anten trên trục Oxy.

❖ Nhận xét:

- So với dây Anten tiêu chuẩn 3.1.2.1, dây Anten 6x6 không đều áp dụng giải thuật MOPSO cho kết quả tốt hơn về cả hai thông số MSL ($-15.36(\text{dB}) < -8.23(\text{dB})$) và HPBW ($12^\circ < 17.71^\circ$).
- So với dây Anten đều theo từng phương áp dụng giải thuật MOPSO, dây Anten chữ nhật không đều cải thiện hơn vì chỉ số HPBW (12° so với 16.57°) đồng thời chỉ số MSL nhỏ hơn không đáng kể ($-15.36(\text{dB})$ so với $-16.88(\text{dB})$).
- So với 2 giải thuật GSO và CLPSO, giải thuật MOPSO cho kết quả MSL không ưu bằng nhưng giá trị HPBW có cải thiện đáng kể hơn.

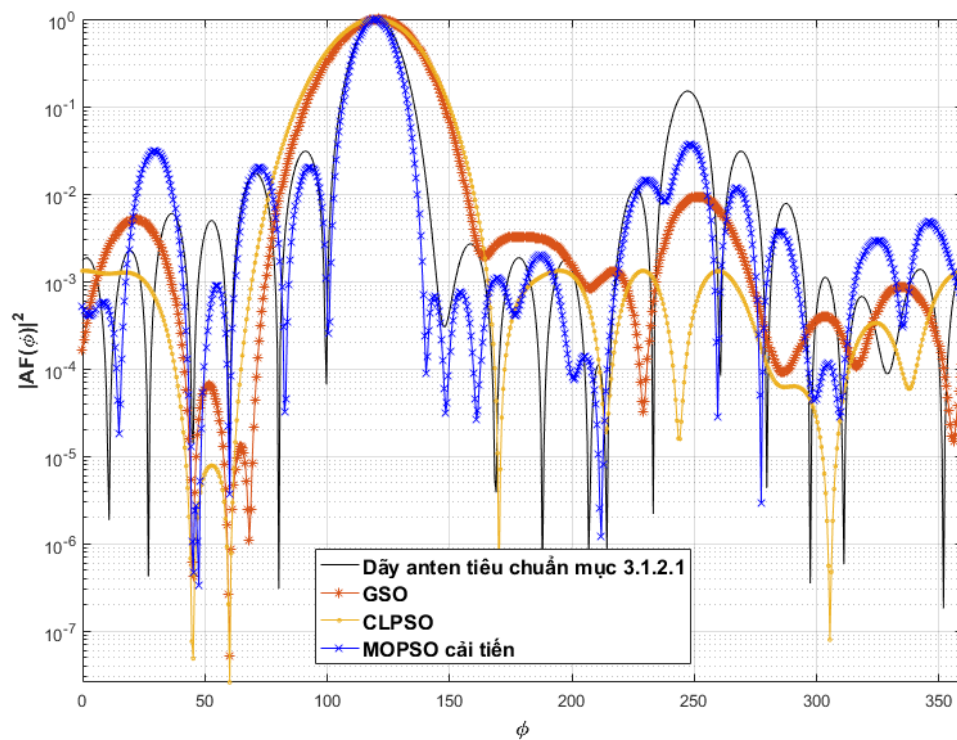
3.1.2.5. So sánh giữa các giải thuật

Từ kết quả mô phỏng của 3 giải thuật trên đối với các dây Anten chữ nhật 6x6 khác nhau, khi xét về hai thông số quan tâm trên đồ thị bức xạ là chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL và chỉ số độ rộng một nửa lần công suất HPBW; các dây Anten chữ nhật không đều cho kết quả thông số tốt hơn so với các dạng dây Anten khác tương tự trường hợp dây Anten 8 phần tử đã xét ở phần trên.

Bảng 3.34 thể hiện các giá trị thông số trên đồ thị bức xạ của các dãy Anten chữ nhật không đều tối ưu nhất thu được từ các giải thuật tối ưu GSO, CLPSO và MOPSO; đồ thị bức xạ của các dãy Anten đó được biểu diễn trên hình 3.29.

Bảng 3.34. Giá trị thông số các dãy Anten chữ nhật không đều thu được từ các giải thuật tối ưu

Giải thuật	Hàm mục tiêu	Điều kiện	HPBW	MSL
Mục 3.1.2.1	x	Max(SIR)	17.71°	-8.23(dB)
GSO	Min(MSL)	Max(SIR)	34.28°	-20.3(dB)
CLPSO	Min(MSL)	Max(SIR)	37.14°	-28.79(dB)
MOPSO	Min(MSL); Min(HPBW)	Max(SIR)	12°	-15.36(dB)



Hình 3.28. Đồ thị các dãy Anten tương ứng trong bảng 3.34.

❖ Nhận xét:

- Tất cả các giải thuật đều cho kết quả cải thiện đáng kể về thông số mục tiêu và thỏa điều kiện cực đại tỉ số tín hiệu trên can nhiễu SIR so với dãy Anten tiêu chuẩn đều ở mục 3.1.2.1.
- Xét về hàm mục tiêu cực tiểu chỉ số MSLL, giải thuật CLPSO tìm được kết quả tốt hơn giải thuật GSO. Điều này một lần nữa cho thấy khả năng tìm kiếm của giải thuật CLPSO tốt hơn khi số lượng chiều của giá trị tọa độ lớn.

- Tuy nhiên, khi thông số MSLL càng nhỏ giá trị HPBW có xu hướng càng tăng. Giải thuật MOPSO lấy cả hai thông số đó làm tập hàm mục tiêu và cho kết quả cải thiện cả hai thông số so với dãy anten chọn làm tiêu chuẩn mục 3.1.2.1. Kết quả MOPSO thu được khá tốt về tập hai thông số nhưng xét riêng từng thông số thì đây không phải giá trị tối ưu nhất.

3.2. So sánh kết quả

Dựa vào bảng số liệu 3.1.2.1 và hình 3.5, dãy anten chữ nhật đều cho búp sóng chính hẹp hơn so với dãy anten tuyến tính đều với số lượng phân tử tương ứng.

Trong cả hai trường hợp dãy tuyến tính và chữ nhật, hai thông số quan tâm MSL và HPBW có xu hướng đối nghịch nhau, khi áp dụng giải thuật tối ưu cho một hàm mục tiêu cực tiểu giá trị MSL thì thông số HPBW của dãy tối ưu cuối cùng thu được sẽ tăng lên rất nhiều.

Trong cả hai trường hợp, giải thuật tối ưu CLPSO đều thể khả năng tìm kiếm kết quả tối ưu cuối cùng tốt nhất của bài toán một hàm mục tiêu (cực tiểu MSL) khi xét cùng trên một bầy với cùng một số lượng thể hệ cho trước.

Giải thuật MOPSO cải thiện đề xuất trong luận văn tìm kiếm được kết quả tập hàm mục tiêu tốt hơn so với tập hàm mục tiêu tiêu chuẩn trên các dãy tuyến tính, không tuyến tính và chữ nhật.

CHƯƠNG 4.**TỔNG KẾT VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN****4.1. Tổng kết****4.2. Hướng phát triển****4.1. Tổng kết****4.1.1. Các mục tiêu đã hoàn thành**

- 1) Nghiên cứu cơ sở lý thuật kỹ thuật định búp sóng trong hệ thống anten thông minh bao gồm các nội dung về các dãy anten thông dụng (dãy anten tuyến tính, dãy anten chữ nhật, dãy anten tròn), bộ định búp sóng cố định (Fixed Weight Beamforming), thiết kế bộ định búp sóng cố định số tối ưu chỉ số tín hiệu trên can nhiễu (Maximum Signal to Interference Ratio). Xây dựng công thức mô tả thành phần AF theo tọa độ phần tử anten bất kỳ trong không gian tọa độ Descartes, từ đó biểu diễn đồ thị bức xạ của bộ định búp sóng. Viết hàm tính các thông số trên đồ thị bức xạ gồm chỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất (MSL) và chỉ số độ rộng búp sóng nửa lần công suất (HPBW).
- 2) Tìm hiểu và nghiên cứu các giải thuật tối ưu nhóm giải thuật trí tuệ tập thể gồm giải thuật tìm kiếm dựa vào lực hấp dẫn (GSO), giải thuật bầy đàn (PSO) và giải thuật bầy đàn cải tiến (giải thuật bầy đàn học hiểu - CLPSO, giải thuật bầy đàn nhiều hàm mục tiêu - MOPSO)). Đồng thời cải tiến và điều chỉnh giải thuật MOPSO phù hợp với yêu cầu đề xuất. Tiến hành xây dựng thuật toán trên các cơ sở lý thuyết nghiên cứu và viết hàm mô phỏng để đánh giá và so sánh kết quả tìm kiếm các giải thuật trên.
- 3) Ứng dụng các giải thuật tối ưu GSO, CLPSO và MOPSO cải tiến trong thiết kế bộ định búp sóng tối ưu sử dụng các dãy anten khác nhau. Dãy anten tuyến tính, không tuyến tính và dãy anten hình chữ nhật được tập trung khảo sát và sử dụng các giải thuật trên để tìm kiếm các phân bố tối ưu của các phần tử trong dãy. Cả 3 giải thuật đều tìm kiếm được các phân bố cho kết quả thông số tốt hơn so với dãy anten tiêu chuẩn đồng thời thỏa mãn yêu cầu cực đại SIR. Xét về bài toán một hàm mục tiêu, giải thuật CLPSO cho thấy khả năng tìm kiếm tốt nhất với các dãy anten thu được cho giá trị hàm mục tiêu nhỏ nhất (cực tiểu tỉ số mức búp sóng phụ lớn nhất MSL).
- 4) Phát triển và cải tiến từ giải thuật MOPSO (MOPSO cải tiến) để phù hợp với bài toán nhiều hàm mục tiêu khi ứng dụng thiết kế bộ định búp sóng. Giải thuật MOPSO cải tiến cho kết quả cải thiện về cả hai thông số MSL và HPBW so với dãy anten tiêu chuẩn tương ứng đề ra trước đó. Khi số lượng biến số (số lượng phần tử anten, vị trí phân bố của các phần tử, góc tới của nguồn tín hiệu, v.v.) và hàm mục tiêu tăng (các thông số trên đồ thị bức xạ như MSL và HPBW, v.v.) lên,

giải thuật MOPSO cải tiến trong luận văn cũng có thể phát huy được khả năng tìm kiếm tập giá trị tối ưu dựa trên một tiêu chuẩn định trước.

Trong các dãy anten khảo sát, các dãy anten sử dụng giải thuật MOPSO cải tiến trong luận văn được so sánh với một số dãy anten tiêu biểu.

Bảng 4.1. Bảng so sánh các thông số một số dãy anten tiêu biểu và dãy anten trong luận văn

Dãy anten	Số lượng phần tử	Giải thuật tối ưu	HPBW	MSL
Yagi-Uda, Vierzick [20]	15	x	26°	x
Yagi-Uda, Mangaraj [21]	15	Tìm kiếm vi khuẩn (Bacteria Foraging)	24.26°	x
Dãy tuyến tính đều Shreni [22]	20	Di truyền (GA)	x	-13.14 (dB)
Dãy tuyến tính Mohanty [4]	16	GSO	23°	-18.87 (dB)
Dãy không đều bảng 3.19	8	MOPSO cải tiến	18.86°	-10.72 (dB)
Dãy chữ nhật không đều bảng 3.29	36 (6x6)	MOPSO cải tiến	12°	-15.36 (dB)

Từ bảng kết quả 4.1, hai dãy anten không đều và dãy anten chữ nhật không đều trong luận văn cho kết quả có sự cải thiện so với một số dãy anten khác. Đặc biệt dãy anten chữ nhật không đều trong luận văn có chỉ số HPBW nhỏ nhất ($HPBW = 12^\circ$).

4.1.2. Hạn chế

Bên cạnh những công việc và các cải tiến đạt được, luận văn tồn tại một số hạn chế.

- 1) Tất cả các bộ búp sóng khi khảo sát bỏ qua thành phần phần tử EF do các phần tử anten trong dãy được giả sử là đồng dạng và đẳng hướng đồng thời giả sử các mạch RF là đồng dạng và lý tưởng. Thực tế, việc thiết kế mạch RF trong bộ định búp sóng là rất phức tạp và không lý tưởng.
- 2) Việc thiết kế vị trí phân bố phần tử trong các dãy anten cần xét đến sự ảnh hưởng lên nhau của chính các phần tử anten trong dãy, cụ thể là các phần tử anten nằm gần nhau tác động lên nhau gây ra hiện tượng tương hỗ (Mutual Coupling [23]).
- 3) Hạn chế lớn nhất của nhóm giải thuật trí tuệ tập thể là không thể chứng minh kết quả cuối cùng có phải là kết quả tối ưu toàn cục của bài toán hay không. Kết quả tối ưu thu được cuối cùng chủ yếu dựa vào quá trình thử và sai trên một khối lượng dữ liệu

đủ lớn và việc khảo sát, so sánh kết quả các lần thử dựa vào kinh nghiệm để rút ra kết quả cuối cùng.

- 4) Các bộ định búp sóng trong luận văn là các bộ định búp sóng số cố định với thành phần góc tới của các nguồn tín hiệu biết trước. Thực tế nhiều ứng dụng đòi hỏi một hệ thống thích nghi với các góc tới ngẫu nhiên không biết trước. Trong hệ thống thông tin di động thế hệ thứ 5 (5G), cả kỹ thuật định búp sóng số và kỹ thuật định búp sóng tương tự được ứng dụng; thậm chí các bộ búp sóng tương tự kết hợp số đang nhận được sự quan tâm lớn vì tiềm năng cải tiến cao trong khi các bộ định búp sóng số đang tiến tới mức giới hạn.

4.1.3. Phương án khắc phục

Một số phương án khắc phục tương ứng với các hạn chế trong luận văn

- 1) Trong một dãy anten, các thành phần anten có thể không đồng nhất với nhau vì tồn tại sự không lý tưởng trong quá trình thiết kế. Khi đó quá trình lựa chọn loại anten phù hợp có thể xem là một biến số tham khảo cho bài toán tối ưu. Bên cạnh đó cần các bài toán thiết kế tối ưu các mạch RF.
- 2) Trong các hệ thống MIMO, đặc biệt massive MIMO; ảnh hưởng tương hỗ giữa các phần tử anten gần nhau là không thể tránh được. Tài liệu [24] đề xuất giải thuật tối ưu PSO cho các hàm đối nghịch đồng thời hiện diện ảnh hưởng của hiện tượng ghép tương hỗ (Mutual Coupling)
- 3) Bên cạnh nhóm giải thuật trí tuệ tập thể có rất nhiều phương pháp giải bài toán tối ưu hiệu quả. Một trong các phương pháp là kết hợp nhiều nhóm giải thuật gồm giải thuật trí tuệ tập hợp (Swarm Intelligence), mạng neural nhân tạo (Artificial Neural Networks) [25] và chuỗi học tập tăng cường (Reinforcement Learning) [26].
- 4) Các giải thuật tối ưu đề xuất trong luận văn có thể ứng dụng thiết kế bộ định búp sóng thích nghi. Trường hợp trong các hệ thống massive MIMO, số lượng người dùng lớn và đến từ các hướng khác nhau; bộ định búp sóng thích nghi tối ưu cần xét đến khoảng thời gian đáp ứng khi cập nhật bộ trọng số mới. Một trong các phương án đề xuất là yêu cầu một quá trình khảo sát là thu thập dữ liệu về các đặc điểm trong khu vực phủ sóng để thiết kế bộ định búp sóng hiệu quả, phương án này sẽ trình bày trong mục 4.2.

4.2. Hướng phát triển

Trong hệ thống MIMO, để thiết kế bộ định búp sóng tối ưu cho một khu vực nhất định; việc khảo sát đặc tính địa lý khu vực, đặc tính phân bố dân cư và kiến trúc, cơ sở hạ tầng là rất cần thiết. Cụ thể, khu vực đang xét là trung tâm thành phố Hồ Chí Minh với dân cư tập trung sống ở trung tâm và các công ty, xí nghiệp trọng điểm tập trung cách trung tâm ở những hướng nhất định. Bằng việc thu thập dữ liệu này người thiết kế tính toán được các thông tin về định mức dung lượng sử dụng cần thiết và tối đa của các khu vực khác nhau; các khu vực sẽ được đặc trưng bởi các góc tới từ khu vực đó tới bộ định búp sóng. Từ đó phân loại từ thấp đến cao các mức dung lượng sử dụng các khu vực; thiết kế bộ định búp sóng định hướng chính nhắm vào các khu công nghiệp trọng điểm, những khu vực cần dòng dữ liệu thông tin xử lý nhanh và liên tục. Sử dụng kết hợp các giải thuật mô phỏng tự nhiên gồm nhóm giải thuật trí tuệ tập thể, chuỗi học tập tăng cường và mạng neural nhân tạo để thiết kế tối ưu bộ định búp sóng dựa trên bộ sơ sở dữ liệu đã thu thập.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] B. Yang, Z. Yu, J. Lan, R. Zhang, J. Zhou, W. Hong, "Digital Beamforming-Based Massive MIMO Transceiver for 5G Millimeter-Wave Communications," *IEEE Trans. Microw. Theory Techn.*, vol. 66, pp. 3403–3418, Jul. 2018.
- [2] N. Javaid, A. Sher, H. Nasir, and N. Guizani, "Intelligence in IoT-Based 5G Networks," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 56, pp. 94–100, Oct. 2018.
- [3] D. Castanheira et al., "Hybrid Beamforming Designs for Massive MIMO Millimeter-Wave Heterogeneous Systems," *IEEE Access*, vol. 5, no. 6, pp. 21,806-17.
- [4] K. Mohanty, P. Swaim, and B. Mangaraj, "Fuzzy Logic Biased Optimal Dipole-Linear Array: An Improved Array with Better Tradeoff between Performance Parameters," *Progress In Electromagnetics Research B*, vol. 79, pp. 167–190, 2017.
- [5] F.B Gross, "Smart Antennas for Wireless Communication With Matlab", McDraw-Hill, 2005.
- [6] Harrington, R., *Field Computation by Moment Methods*, MacMillan, New York, Chap. 10, pp. 191, 1968.
- [7] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory," in *Proc. 6th Int. Symp. Micromachine Human Sci.*, Nagoya, Japan, pp. 39-43, 1995.
- [8] R. Schlosser, M. Tolfo, and V. T. Heckler, "Particle Swarm Optimization for Antenna Arrays Synthesis," *2015 SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference (IMOC)*, Porto de Galinhas, Brazil, Jan. 2016.
- [9] Rashedi, E., H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi, "GSA: A gravitational search algorithm," *Information Sciences*, vol. 179, pp. 2232-2248, 2009.
- [10] M. Dorigo, M. Birattari, T. Stutzle, "Ant colony optimization," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol. 1, pp. 28-39, Nov. 2006.
- [11] J. J. Liang, A. K. Qin, P. N. Suganthan, and S. Baskar, "Particle swarm optimization algorithms with novel learning strategies," in *Proc. Int. Conf. System, Man, Cybernetics*, The Netherlands, Oct. 2004.
- [12] J. J. Liang, A. K. Qin, P. N. Suganthan, and S. Baskar, "Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal function," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 10, pp. 281-295, May. 2006.
- [13] C. A. Coello Coello, and M. S. Lechuga, "MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization," in *Proc. Congr. Evolutionary Computation (CEC'2002)*, vol. 1, pp. 1051-1056, May 2002.
- [14] S. Lalwani, S. Singhal, and N. Gupta, "A comprehensive survey: applications of multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) algorithm," in *Transactions on Combinatorics*, vol. 2, pp. 39-101, 2013.
- [15] C. A. Coello Coello, G. T. Pulido, and M. S. Lechuga, "Handling multiple objectives with particle swarm optimization," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 8, pp. 256-279, Jun. 2004.
- [16] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, pp. 182-197, Apr. 2002.
- [17] J. D. Knowles and D. W. Corne, "Approximating the nondominated front using the Pareto archived evolution strategy," *Evol. Comput.*, vol. 8, pp. 149-172, 2000.
- [18] U. Baumgarther, Ch. Magele, W. Renhart, "Pareto optimity and particle swarm optimization," in *Transactions on Magnetism*, vol. 40, pp. 1172-1175, Apr. 2004.
- [19] J. M. Johnson and Y. Rahmat-Samii, "Genetic Algorithm Optimization and its Application to Antenna Design," *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*, vol. 1, pp. 326-329, Aug. 1994.
- [20] Vezbicke, P. P. , "Yagi antenna design," *NBS Technical Note*, vol. 688, pp. 1-22, 1976.
- [21] Mangaraj, B. B. , I. S. Misra, and S. K. Sanyal, "Application of Bacteria foraging algorithm for the design optimization of multi-objective Yagi-Uda array," *International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering*, vol. 21, no. 1, pp. 25-35, 2011.

- [22] *Shreni, V. and P. Raikwar, "Optimization of reduction in side lobe level using genetic algorithm," International Journal of Emerging Technology and Advanced Engg., vol. 2, pp. 202-205, 2012.*
- [23] *X. Chen, S. Zang, and Q. Li, "A review of mutual coupling in MIMO system," IEEE Access, vol. 6, pp. 24706-24719, Apr. 2018.*
- [24] *P. Demarcke, H. Rogier, R. Goosens, and P. D. Jaeger, "Beamforming in the presence of mutual coupling based on constrained particle swarm optimization," IEEE transactions on antennas and propagation, vol. 57, no.6, pp. 1655-1666, jun. 2009.*
- [25] *T. S. G. Basha, G. Aloysius, B. R. Rajakumar, M. N. G. Prasad, and P. V. Sridevi, "A constructive smart antenna beam-forming technique with spatial diversity," in IET Microwaves, Antennas and Propagation, mar. 2012.*
- [26] *K. Arulkumaran, M. P. Deisenroth, M. Brundage, and A. A. Bharath, "Deep reinforcement learning: a brief survey," IEEE signal processing magazine, vol. 34, pp. 26-38, nov. 2017.*