



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Συστημάτων Μετάδοσης Πληροφορίας και Τεχνολογίας
Υλικών

Βελτιστοποίηση μη περιοδικών οπτικών στοιχειοκεραιών

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΗΣ

Ολυμπίας Μπότσαρη

Επιβλέπων : Η. Αβραμόπουλος
Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΦΩΤΟΝΙΚΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

Οκτώβρης 2025, Αθήνα



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών
και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Συστημάτων Μετάδοσης Πληροφορίας και Τεχνολογίας Υλικών

Βελτιστοποίηση μη περιοδικών οπτικών στοιχειοκεραιών

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΗΣ

Ολυμπίας Μπότσαρη

Επιβλέπων : Η. Αβραμόπουλος
Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 20η Οκτωβρίου 2025

.....
Η. Αβραμόπουλος
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ε.Βαρβαρίγος
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Α.Παναγόπουλος
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβρης 2025



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών
και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Συστημάτων Μετάδοσης Πληροφορίας και Τεχνολογίας Υλικών

(Υπογραφή)

.....

Ολυμπία Μπότσαρη

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Ολυμπία Μπότσαρη, 2025

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αφιερώσεις

Στους γονείς μου,
που στάθηκαν πάντα δίπλα μου.

Περίληψη

Η εργασία αυτή αφορά τη βελτιστοποίηση στοιχειοκεραιών που λειτουργούν στο οπτικό φάσμα και συγκεκριμένα στο εγγύς υπέρυθρο. Οι οπτικές στοιχειοκεραίες (optical phased arrays) αποτελούν μια ιδιαίτερα ελκυστική τεχνολογία σε εφαρμογές οπτικών τηλεπικοινωνιών (optical wireless communications), τηλεπισκόπησης (LiDAR) ή βιοιατρικής απεικόνισης, όπου απαιτείται γρήγορη σάρωση μιας οπτικής δέσμης, καθώς επιτρέπουν τη στροφή μιας οπτικής δέσμης με ηλεκτρονικό τρόπο, χωρίς τη χρήση μηχανικών μερών. Μια από τις σημαντικότερες προκλήσεις στις οπτικές στοιχειοκεραίες είναι η τοποθέτηση των στοιχείων σε κοντινές ηλεκτρικές αποστάσεις προκειμένου να επιτυγχάνουν επιθυμητά χαρακτηριστικά ακτινοβολίας. Συγκεκριμένα όταν τα στοιχεία τοποθετούνται σε αποστάσεις μεγαλύτερες του μισού μήκους κύματος λειτουργίας, σχηματίζονται ανεπιθύμητοι λοβοί στο διάγραμμα ακτινοβολίας, οι οποίοι αποτελούν αντίγραφα του κεντρικού λοβού. Στην παρούσα εργασία επικεντρωνόμαστε στην τεχνική καταπίεσης των λοβών αυτών που βασίζεται στην μη ομοιόμορφη τοποθέτηση των ακτινοβολητών και στην μελέτη στοχαστικών αλγορίθμων για την βελτιστοποίηση αυτών των διατάξεων. Στο Κεφάλαιο 1 παρουσιάζεται μια εισαγωγή στο πλαίσιο της εργασίας και στο Κεφάλαιο 2 γίνεται αναφορά στη θεωρία των κεραιών. Το Κεφάλαιο 3 επικεντρώνεται στην θεωρία των οπτικών στοιχειοκεραιών, με στόχο τη δημιουργία του απαραίτητου θεωρητικού υποβάθρου για την κατανόηση των βασικών εννοιών που χαρακτηρίζουν μια οπτική στοιχειοκεραία και της μεταξύ τους συσχέτισης. Το Κεφάλαιο 4 ασχολείται με τη θεωρία των αλγορίθμων βελτιστοποίησης, αναλύοντας τη λειτουργία, τα διαφορετικά γνωρίσματα και τις παραμέτρους των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν. Στη συνέχεια, στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται η πλατφόρμα προσομοιώσεων που αναπτύχθηκε στο *Matlab*, μέσω της οποίας υλοποιήθηκε η διαδικασία βελτιστοποίησης. Στο πρώτο μέρος του κεφαλαίου περιγράφεται ο τρόπος αναπαράστασης των στοιχειοκεραιών στον χώρο του προβλήματος και ο υπολογισμός βασικών μεγεθών, όπως ο παράγοντας διάταξης, το διάγραμμα ακτινοβολίας και το ποσοστό καταπίεσης πλευρικών λοβών. Τα μεγέθη αυτά έχουν αναλυθεί θεωρητικά στα προηγούμενα κεφάλαια, ενώ εδώ επεξηγείται η μεθοδολογία υπολογισμού τους στην πλατφόρμα του *Matlab*. Ακολούθως, παρουσιάζεται η διαδικασία παραμετροποίησης του Γενετικού Αλγορίθμου (Genetic Algorithm) και του Αλγορίθμου Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization), με χρήση του *Global Optimization Toolbox*. Εξετάζουμε δυο αντικειμενικές συναρτήσεις για κάθε αλγόριθμο, το ποσοστό καταπίεσης πλευρικών λοβών στις 20° (Side Lobe Suppression Ratio) και το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη του SLSR σε όλο το εύρος σάρωσης. Στο δεύτερο μέρος του κεφαλαίου παρατίθενται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων και πλήθος διαγραμμάτων που επιτρέπουν την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Μελετήσαμε διατάξεις στα $1550nm$ και $790nm$ με 16, 32 και 64 στοιχεία, η πλατφόρμα που αναπτύξαμε όμως μπορεί να υποστηρίξει και τη μελέτη κεραιών με περισσότερα στοιχεία. Καταλήγουμε σε συμπεράσματα για την αποτελεσματικότητα της μεθόδου βελτιστοποίησης και την επίδραση των παραμέτρων της μη ομοιόμορφης στοιχειοκεραίας, όπως το πλήθος των στοιχείων και η ελάχιστη απόσταση μεταξύ των ακτινοβολητών, στα χαρακτηριστικά του διαγράμματος ακτινοβολίας. Τέλος, στο Κεφάλαιο 6 συνοψίζονται τα συμπεράσματα της εργασίας και προτείνονται μελλοντικές προεκτάσεις και βελτιώσεις της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε.

Λέξεις Κλειδιά: Οπτική Στοιχειοκεραία, Οπτική Σάρωση Δέσμης, Συστήματα Ανίχνευσης και Σκόπευσης Φωτός, Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης, Γενετικός Αλγόριθμος, Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων.

Abstract

This thesis focuses on the optimization of non-periodic optical phased arrays (OPAs) operating in the near-infrared spectrum. Optical phased arrays constitute a promising technology for applications such as LiDAR remote sensing, optical wireless communications, and biomedical imaging, where fast and precise beam steering is required. Unlike conventional mechanical systems, OPAs enable electronic control of the optical beam direction, offering compactness, reliability, and high-speed operation.

One of the main challenges in OPA design lies in the mutual spacing of emitters, as spacing greater than half the wavelength leads to undesired grating lobes in the radiation pattern. In this work, we investigate lobe suppression techniques based on non-uniform emitter placement, using stochastic optimization algorithms to achieve optimal array configurations.

The study includes the implementation of a custom simulation platform in *Matlab*, capable of modeling optical arrays and evaluating key performance metrics such as the array factor, radiation pattern, and side-lobe suppression ratio (SLSR). Two optimization methods were employed — the Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) — each applied to two objective functions: the SLSR at 20° and the integrated SLSR over the entire scanning range.

Simulations were performed for arrays at 1550 nm and 790 nm with 16, 32, and 64 elements, demonstrating the impact of structural parameters on beam quality. The results confirm the effectiveness of non-uniform optimization and highlight the influence of emitter spacing and array size on the overall radiation performance.

Key Words: Optical Phased Arrays, Optical Beam Scanning, LIDAR systems, Optimization Algorithms, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες προς τον Καθηγητή Κ. Αβραμόπουλο για την ευκαιρία που μου προσέφερε να εργαστώ στο Εργαστήριο Φωτονικών Επικοινωνιών (PCRL). Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον υποψήφιο διδάκτορα Αδάμ Ραπτάκη για την πολύτιμη βοήθεια, καθοδήγηση και συνεχή υποστήριξή του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας εργασίας. Η συμβολή του υπήρξε καθοριστική για την ολοκλήρωση της διπλωματικής μου, καθώς με καθοδήγησε δίνοντας διαρκώς το παράδειγμα επιστημονικής σκέψης, δημιουργικού προβληματισμού και φιλοπεριέργειας.

Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και πιο συγκεκριμένα την μητέρα μου Δώρα και τον πατέρα μου Βασίλη, για την συνεχή τους υποστήριξη και εμπιστοσύνη. Επιπλέον, ευχαριστώ θερμά τους φίλους μου Γιώργο, Δάφνη, Αλεξάνδρα, Σταυρούλα, Βάλια και Μάνο, που στάθηκαν δίπλα μου όλα αυτά τα χρόνια. Η παρουσία τους με κάνει καθημερινά καλύτερο άνθρωπο, με περισσότερη αισιοδοξία και ελπίδα. Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συναδέλφους μου, Αγγελική, Μαρία, Ηλία και Ευθύμη, για την υποστήριξή τους και τα πράγματα που μου έμαθαν, τόσο για την ηλεκτρολογία, όσο και για τη ζωή.

Περιεχόμενα

Αφιερώσεις	5
Περίληψη	7
Abstract	9
Ευχαριστίες	11
1 Εισαγωγή	19
2 Θεωρία Κεραιών	21
2.1 Στοιχεία Ηλεκτρομαγνητικής Θεωρίας	21
2.1.1 Εξισώσεις Maxwell	21
2.1.2 Συναρτήσεις Δυναμικού	22
2.1.3 Οριακές Συνθήκες	22
2.1.4 Συντακτικές Σχέσεις	22
2.1.5 Ημιτονοειδής Μόνιμη Κατάσταση	22
2.2 Στοιχεία Θεωρίας Κεραιών	23
2.2.1 Περιοχές Ακτινοβολίας	23
2.2.2 Διάνυσμα Poynting	24
2.2.3 Ένταση Ακτινοβολίας	24
2.2.4 Ισχύς Ακτινοβολίας	24
2.2.5 Διάγραμμα Ακτινοβολίας	25
2.2.6 Ισοτροπικός Ακτινοβολητής	26
2.2.7 Κατευθυντικό Κέρδος και Κατευθυντικότητα	27
2.3 Παραδείγματα Κεραιών	28
2.3.1 Γραμμικές Κεραίες	28
2.3.2 Κεραίες Ανοίγματος	29
2.3.3 Μικροταινιακές Κεραίες	29
2.3.4 Στοιχειοκεραίες	30
2.3.5 Ανακλαστήρες	30
2.3.6 Φακοειδείς Κεραίες	32
3 Οπτικές Στοιχειοκεραίες	33
3.1 Οπτικές Στοιχειοκεραίες	33
3.1.1 Εφαρμογές των Optical Phased Arrays	33
3.2 Photonic Integrated Circuits (PICs)	34
3.2.1 Grating Couplers	35
3.2.2 End-fire Waveguides	35
3.3 Ανάλυση Στοιχειοκεραιών	36
3.3.1 Διάγραμμα Ακτινοβολίας	36
3.3.2 Βασικά Χαρακτηριστικά Διαγράμματος Ακτινοβολίας OPAs	37
3.3.3 Συχνότητα Λειτουργίας	41

3.3.4	Γεωμετρική Διάταξη	42
3.3.5	Πλήθος Στοιχείων	46
3.4	Προκλήσεις	47
4	Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης	48
4.1	Αλγόριθμοι	48
4.2	Βελτιστοποίηση	48
4.3	Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης	49
4.4	Γενετικός Αλγόριθμος	50
4.4.1	Εισαγωγή	50
4.4.2	Δομή	50
4.4.3	Παράμετροι του Γενετικού Αλγορίθμου	52
4.4.4	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα του Γενετικού Αλγορίθμου	54
4.4.5	Εφαρμογές του Γενετικού Αλγορίθμου	55
4.5	Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων	55
4.5.1	Εισαγωγή	55
4.5.2	Δομή	56
4.5.3	Παράμετροι	58
4.5.4	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα του PSO	62
4.5.5	Εφαρμογές	62
4.6	Global Optimization Toolbox	63
5	Αποτελέσματα Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης	64
5.1	Πλατφόρμα Προσομοιώσεων Matlab	64
5.1.1	Αναπαράσταση στοιχειοκεραιών	64
5.2	Παραμετροποίηση Αλγορίθμων	72
5.2.1	Γενετικός Αλγόριθμος (GA)	72
5.2.2	Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων (PSO)	73
5.2.3	Οριοθέτηση Αλγορίθμων	74
5.3	Study 1550nm	74
5.3.1	Σύγκριση Παραμέτρων	80
5.4	Study 790nm	85
5.4.1	Σύγκριση Παραμέτρων	94
5.4.2	Οριοθέτηση Αποτελεσμάτων	108
6	Συμπεράσματα και Προεκτάσεις	109
6.1	Συμπεράσματα	109
6.2	Προεκτάσεις	110

Κατάλογος σχημάτων

2.1	Περιοχές ακτινοβολίας κεραιών [3].	23
2.2	Σύστημα συντεταγμένων για την ανάλυση κεραιών [3].	25
2.3	Τυπικό διάγραμμα ακτινοβολίας [3].	26
2.4	Παραδείγματα γραμμικών κεραιών [31].	28
2.5	Παραδείγματα κεραιών ανοίγματος [3].	29
2.6	Παραδείγματα μικροταινιακής κεραίας δορυφορικού δέκτη [31].	30
2.7	Μεγάλη επίπεδη συστοιχία κεραιών ενός ρωσικού κινητού ραντάρ αεράμυνας VHF, του Nebo-M. Αποτελείται από 175 αναδιπλωμένα δίπολα. [31].	30
2.8	Παραδείγματα παραβολικών ανακλαστήρων [1].	31
2.9	Πρώμη κυλινδρική παραβολική κεραία, 1931, Nauen, Γερμανία. [1].	31
2.10	Παραδείγματα φακοειδών κεραιών. [3].	32
3.1	Απεικόνιση του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος [32]	33
3.2	Παραδείγματα εφαρμογών OPAs [34, 9].	34
3.3	Σχηματικό μοντέλο ενός PIC όπου εμφανίζονται διαφορετικά οπτικά στοιχεία. [25]	35
3.4	Σχηματική απεικόνιση ενός διοδιάστατου πίνακα OPA με grating couplers. [14] . .	35
3.5	Σχηματική απεικόνιση ενός edge emitting OPA. [13]	36
3.6	Γραμμική στοιχειοκεραία N στοιχείων [3]	37
3.7	Γεωμετρία Στοιχειοκεραίας [40]	37
3.8	Σχηματική απεικόνιση επίδρασης πλήθους και τοποθέτησης στοιχείων OPAs στο διάγραμμα ακτινοβολίας. Μία οπτική πηγή laser τροφοδοτεί μία συστοιχία οπτικών εκπομπών με ελεγχόμενη φάση [14]	38
3.9	Σχηματική απεικόνιση διαφοροποίησης μεταξύ πλευρικών λοβών και grating lobes στο διάγραμμα ακτινοβολίας [33].	39
3.10	Σχηματική απεικόνιση μεταβολής FWHM συναρτήσει του ανοίγματος της κεραίας και του FoV συναρτήσει του Emitter pitch	40
3.11	Διάγραμμα ακτινοβολίας μοναδιαίου ακτινοβολητή με εύρος ημίσειας ισχύος 25.9 μοίρες	41
3.12	Γεωμετρικές διατάξεις OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 1550nm$ και $\lambda = 790nm$	42
3.13	Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 1550nm$ και $\lambda = 790nm$	42
3.14	Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων για μικρές αποστάσεις ($0.5\lambda - 2\lambda$). .	44
3.14	Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων για μεγαλύτερες αποστάσεις ($2.5\lambda - 10\lambda$).	45
3.15	Γεωμετρικές διατάξεις OPA με διαφορετικό πλήθος στοιχείων και $dx = 10\lambda$	46
3.16	Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA με διαφορετικό πλήθος στοιχείων και $dx = 10\lambda$. .	47
4.1	Ένα απλό διάγραμμα ροής, το οποίο απεικονίζει τον αλγόριθμο ελέγχου και επι- σκευής μιας λάμπας η οποία δεν δουλεύει [38]	48
4.2	Πρόβλημα εύρεσης ολικού μεγίστου επιφάνειας [37]	49
4.3	Κατηγοριοποίηση Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης [6]	50
4.4	Αναπαράσταση διαδικασίας φυσικής επιλογής [39]	50
4.5	Τρόποι δημιουργίας νέου πληθυσμού [20]	51

4.6	Διάγραμμα ροής γενετικού αλγορίθμου [30].	52
4.7	Τρόπος κίνησης σμήνους πτηνών [19]	56
4.8	Πληθυσμός Σμήνους Σωματιδίων [10]	56
4.9	Διάγραμμα ροής αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων [35].	58
4.10	Αριθμός αποτυχιών εύρεσης λύσης σε συνάρτηση με το βάρος της αδράνειας [29]	59
5.1	Μεταβλητή βελτιστοποίησης	64
5.2	Αναπαράσταση δημιουργίας μέλους του αρχικού πληθυσμού	66
5.3	Απεικόνιση του SLSR	67
5.4	Απεικόνιση του Q	67
5.5	Διαδικασία βελτιστοποίησης	68
5.6	Study 1: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.	75
5.7	Study 2: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.	76
5.8	Study 3: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.	77
5.9	Study 4: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.	78
5.10	SLSR values for top 5 results of Study 1,2,3,4	79
5.11	FWHM values for top 5 results of Study 1,2,3,4	79
5.12	MLPF values for top 5 results of Study 1,2,3,4	80
5.13	Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO.	81
5.14	Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO $\lambda = 1550nm$	82
5.15	Επίδραση αλγορίθμου βελτιστοποίησης για αντικειμενική συνάρτηση SLSR στα $\lambda = 1550nm$	83
5.16	Επίδραση αλγορίθμου βελτιστοποίησης για αντικειμενική συνάρτηση Q στα $\lambda = 1550nm$	84
5.17	Ενδεικτική στοιχειοκεραία μετά από βελτιστοποίηση χωρίς άνω όριο	86
5.19	Study 1: Mean and Best values of SLSR	88
5.20	Study 2: Mean and Best values of SLSR	88
5.21	Study 3: Mean and Best values of SLSR	88
5.23	Study 4: Mean and Best values of SLSR	89
5.24	Study 5: Mean and Best values of SLSR	89
5.25	Study 6: Mean and Best values of SLSR	89
5.27	Study 9: Mean and Best values of SLSR	90
5.28	Study 10: Mean and Best values of SLSR	90
5.29	Study 11: Mean and Best values of SLSR	90
5.31	Study 12: Mean and Best values of SLSR	91
5.32	Study 19: Mean and Best values of SLSR	91
5.33	Study 20: Mean and Best values of SLSR	91
5.35	Study 21: Mean and Best values of SLSR	92
5.36	Study 22: Mean and Best values of SLSR	92
5.37	SLSR values for top 5 results of Study 9, 10	93
5.38	FWHM values for top 5 results of Study 9, 10	93
5.39	MLPF values for top 5 results of Study 9, 10	94
5.40	Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO.	95
5.41	Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO.	96
5.42	Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειοκεραία με $N=16$, $MINpitch = 30um$	97
5.43	Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειοκεραία με $N=32$, $MINpitch = 30um$	98
5.44	Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειοκεραία με $N=16$, $MINpitch = 50um$	99
5.45	Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειοκεραία με $N=32$, $MINpitch = 50um$	100
5.46	Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειοκεραία με $N=64$, $MINpitch = 0um$	101

5.47 Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με GA	102
5.48 Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με PSO	103
5.49 Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO	104
5.50 Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για διαφορετικά πλήθη ακτινοβολητών.	105
5.51 Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 MINpitch = 30um και iMINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO	106
5.52 Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 MINpitch = 30um και MINpitch = 50um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO	107
5.53 Αποστάσεις μεταξύ ακτινοβολητών όλων των αποτελεσμάτων του Study 6	108

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Η φωτονική είναι ένας κλάδος της οπτικής που ασχολείται με εφαρμογές δημιουργίας, ανίχνευσης και χειρισμού του φωτός με τη μορφή φωτονίων. Με τη ραγδαία ανάπτυξη των οπτικών τεχνολογιών τις τελευταίες δεκαετίες, η φωτονική έχει καταστεί θεμελιώδης πυλώνας της σύγχρονης τεχνολογίας, υποστηρίζοντας κρίσιμες εφαρμογές στην επικοινωνία, την απεικόνιση, την ανίχνευση και την επεξεργασία πληροφοριών. Οι φωτονικές τεχνολογίες αξιοποιούν τις μοναδικές ιδιότητες του φωτός — όπως η υψηλή ταχύτητα διάδοσης, το μεγάλο εύρος ζώνης και η αντοχή σε ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές — για να ξεπεράσουν περιορισμούς που επιβάλλονται στα παραδοσιακά ηλεκτρονικά συστήματα.

Τα φωτονικά ολοκληρωμένα κυκλώματα (Photonic Integrated Circuits – PICs) αποτελούν μία από τις πιο σημαντικές εξελίξεις στον χώρο της φωτονικής. Αντίστοιχα με τα ηλεκτρονικά ολοκληρωμένα κυκλώματα, τα PICs ενσωματώνουν σε μία ενιαία πλατφόρμα πλήθος φωτονικών στοιχείων, όπως κυματοδηγούς, διαμορφωτές, ανιχνευτές και λέιζερ. Αυτή η ενσωμάτωση επιτρέπει τη δημιουργία εξαιρετικά συμπαγών, ενεργειακά αποδοτικών και ταχέων συστημάτων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών. Οι κυριότερες τεχνολογικές πλατφόρμες ανάπτυξης PICs βασίζονται στο πυρίτιο (Silicon Photonics), στο φωσφίδιο του ινδίου (InP) και στο νιτρίδιο του πυριτίου (Si_3N_4), καθένα με διαφορετικά πλεονεκτήματα όσον αφορά το φάσμα λειτουργίας και την απόδοση.

Τα πλεονεκτήματα των φωτονικών κυκλωμάτων έναντι των ηλεκτρονικών είναι πολυδιάστατα. Εκτός από την εξαιρετικά υψηλή ταχύτητα μετάδοσης δεδομένων, τα φωτονικά κυκλώματα χαρακτηρίζονται από σημαντικά μειωμένη κατανάλωση ισχύος, δυνατότητα παράλληλης επεξεργασίας και ελαχιστοποίηση των απωλειών σε μεγάλες αποστάσεις. Επιπλέον, επιτρέπουν τη λειτουργία σε περιοχές συχνοτήτων που δεν είναι δυνατόν να επιτευχθούν με ηλεκτρονικά μέσα, ανοίγοντας νέους ορίζοντες σε εφαρμογές αιχμής, όπως οι υπερταχείς οπτικοί υπολογιστές, τα συστήματα αισθητήρων ακριβείας και τα κβαντικά δίκτυα.

Μία από τις πιο σημαντικές και ραγδαία αναπτυσσόμενες εφαρμογές των φωτονικών τεχνολογιών είναι το LiDAR (Light Detection and Ranging). Τα συστήματα LiDAR χρησιμοποιούν παλμούς φωτός για τη μέτρηση αποστάσεων και τη δημιουργία τρισδιάστατων χαρτών του περιβάλλοντος, με ακρίβεια επιπέδου χιλιοστού. Παραδοσιακά, η σάρωση της δέσμης πραγματοποιείται μηχανικά, ωστόσο η χρήση οπτικών στοιχειοκεραιών (Optical Phased Arrays – OPAs) προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα. Οι OPAs εξαλείφουν την ανάγκη για κινούμενα μέρη, μειώνοντας το μέγεθος, το βάρος και την αδράνεια του συστήματος, ενώ αυξάνουν την ταχύτητα και την αξιοπιστία της λειτουργίας. Επιπλέον, δίνουν τη δυνατότητα ενσωμάτωσης όλων των απαραίτητων φωτονικών κυκλωμάτων σε ένα ενιαίο υπόστρωμα, επιτρέποντας την ανάπτυξη πλήρως ολοκληρωμένων συστημάτων LiDAR σε επίπεδο chip.

Η τεχνολογία των OPAs έχει ευρύ φάσμα εφαρμογών. Στον τομέα της άμυνας και του ηλεκτρονικού πολέμου, μπορεί να αξιοποιηθεί για καθοδήγηση πυραύλων ή παρεμβολή οπτικών αισθητήρων. Παράλληλα, βρίσκει εφαρμογές στη βιοϊατρική απεικόνιση, τη φασματοσκοπία, τη λιθογραφία και την τρισδιάστατη εκτύπωση, όπου απαιτείται ακριβής και ταχύς έλεγχος της οπτικής δέσμης. Τέλος, η δυνατότητα ολοκλήρωσης σε φωτονικά ολοκληρωμένα κυκλώματα (PICs) κα-

θιστά τις OPAs τεχνολογία-κλειδί για το μέλλον των αυτόνομων οχημάτων, των drones και των φορητών συσκευών [14][3].

Μία από τις σημαντικότερες προκλήσεις στον σχεδιασμό οπτικών στοιχειοκεραιών είναι η τοποθέτηση των επιμέρους στοιχείων σε κατάλληλες αποστάσεις, ώστε να επιτυγχάνονται τα επιθυμητά χαρακτηριστικά ακτινοβολίας. Συγκεκριμένα, όταν τα στοιχεία τοποθετούνται σε αποστάσεις μεγαλύτερες από το μισό μήκος κύματος λειτουργίας, εμφανίζονται ανεπιθύμητοι λοβοί στο διάγραμμα ακτινοβολίας, οι οποίοι αποτελούν αντίγραφα του κύριου λοβού και υποβαθμίζουν την απόδοση της διάταξης. Στην παρούσα εργασία, επικεντρωνόμαστε στην καταστολή αυτών των λοβών μέσω της μη ομοιόμορφης τοποθέτησης των ακτινοβολητών και στη μελέτη στοχαστικών αλγορίθμων για τη βελτιστοποίηση των διατάξεων αυτών.

Κεφάλαιο 2

Θεωρία Κεραιών

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται οι βασικές θεωρητικές έννοιες που σχετίζονται με τις κεραίες και τα διαγράμματα ακτινοβολίας τους. Στόχος είναι η κατανόηση των παραμέτρων που επηρεάζουν την απόδοση των κεραιών και ειδικότερα των στοιχειοκεραιών, οι οποίες θα μελετηθούν εκτενέστερα σε επόμενα κεφάλαια.

2.1 Στοιχεία Ηλεκτρομαγνητικής Θεωρίας

2.1.1 Εξισώσεις Maxwell

Η θεωρία των κεραιών στηρίζεται στις εξισώσεις Maxwell. Οι εξισώσεις του Maxwell αποτελούν το θεμέλιο της ηλεκτρομαγνητικής θεωρίας, καθώς περιγράφουν τη συμπεριφορά των ηλεκτρικών και μαγνητικών πεδίων στον χώρο και τον χρόνο. Τα ηλεκτρομαγνητικά μεγέθη που διασυνδέονται μέσω των παρακάτω σχέσεων είναι διανυσματικές ή βαθμωτές συναρτήσεις του χώρου και του χρόνου.

Νόμος	Ολοκληρωτική Μορφή	Σημειακή Μορφή
Νόμος του Gauss (Ηλεκτρικό)	$\oint_S \vec{D} \cdot d\vec{S} = \oint_V \rho \cdot dV$	$\nabla \cdot \vec{D} = \rho$
Νόμος του Gauss (Μαγνητικό)	$\oint_S \vec{B} \cdot d\vec{S} = 0$	$\nabla \cdot \vec{B} = 0$
Νόμος του Faraday	$\oint_C \vec{E} \cdot d\vec{l} = -\frac{d}{dt} \int_S \vec{B} \cdot d\vec{S}$	$\nabla \times \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t}$
Νόμος του Ampère–Maxwell	$\oint_C \vec{H} \cdot d\vec{l} = \int_S \vec{J} \cdot d\vec{S} + \frac{d}{dt} \int_S \vec{D} \cdot d\vec{S}$	$\nabla \times \vec{H} = \vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t}$

Πίνακας 2.1: Οι εξισώσεις του Maxwell σε ολοκληρωτική και σημειακή μορφή.

- **Νόμος του Gauss για το ηλεκτρικό πεδίο:** Δείχνει ότι τα ηλεκτρικά φορτία είναι πηγές του ηλεκτρικού πεδίου. Η πυκνότητα του πεδίου εξαρτάται από την ποσότητα φορτίου που περιέχεται μέσα σε μια επιφάνεια.
- **Νόμος του Gauss για το μαγνητικό πεδίο:** Δηλώνει ότι δεν υπάρχουν μαγνητικά μονόπολα. Οι μαγνητικές γραμμές πεδίου είναι πάντα κλειστές καμπύλες, χωρίς αρχή ή τέλος.
- **Νόμος του Faraday:** Περιγράφει την ηλεκτρομαγνητική επαγωγή. Ένα μεταβαλλόμενο μαγνητικό πεδίο δημιουργεί ηλεκτρικό πεδίο, φαινόμενο που αποτελεί τη βάση λειτουργίας των γεννητριών και των μετασχηματιστών.

- **Νόμος του Ampère-Maxwell:** Συνδέει τα μαγνητικά πεδία με τα ηλεκτρικά ρεύματα και τις χρονικά μεταβαλλόμενες ηλεκτρικές ροές. Υποδεικνύει ότι τόσο τα κινούμενα φορτία όσο και τα μεταβαλλόμενα ηλεκτρικά πεδία παράγουν μαγνητικά πεδία.

Οι εξισώσεις αυτές εξηγούν πώς τα ηλεκτρικά και μαγνητικά πεδία αλληλεπιδρούν, πώς παράγονται και πώς διαδίδονται στον χώρο και αποτελούν τη βάση για τη σχεδίαση κεραιών και τη μελέτη της διάδοσης της ηλεκτρομαγνητικής ενέργειας.

2.1.2 Συναρτήσεις Δυναμικού

Η ανάλυση των ηλεκτρομαγνητικών πεδίων διευκολύνεται από την εισαγωγή συναρτήσεων δυναμικού. Το βαθμωτό και το διανυσματικό δυναμικό ορίζονται ως:

$$\vec{E} = -\nabla\phi - \frac{\partial\vec{A}}{\partial t}, \quad \vec{B} = \nabla \times \vec{A} \quad (2.1)$$

όπου ϕ είναι το βαθμωτό δυναμικό και $\vec{A}$ το διανυσματικό δυναμικό. Η χρήση των δυναμικών απλοποιεί τη λύση των εξισώσεων Maxwell, ιδίως σε προβλήματα με συμμετρία.

2.1.3 Οριακές Συνθήκες

Τα ηλεκτρομαγνητικά πεδία πρέπει να ικανοποιούν συγκεκριμένες οριακές συνθήκες σε διεπιφάνειες διαφορετικών μέσων. Οι κύριες οριακές συνθήκες είναι:

$$\hat{n} \cdot (\vec{D}_2 - \vec{D}_1) = \rho_s \quad (2.2)$$

$$\hat{n} \cdot (\vec{B}_2 - \vec{B}_1) = 0 \quad (2.3)$$

$$\hat{n} \times (\vec{E}_2 - \vec{E}_1) = 0 \quad (2.4)$$

$$\hat{n} \times (\vec{H}_2 - \vec{H}_1) = \vec{J}_s \quad (2.5)$$

όπου ρ_s είναι η επιφανειακή πυκνότητα φορτίου και $\vec{J}_s$ η επιφανειακή ροή ρεύματος.

2.1.4 Συντακτικές Σχέσεις

Οι συντακτικές σχέσεις συνδέουν τα ηλεκτρικά και μαγνητικά πεδία με τις ιδιότητες του μέσου:

$$\vec{D} = \epsilon \vec{E} \quad (2.6)$$

$$\vec{B} = \mu \vec{H} \quad (2.7)$$

$$\vec{J} = \sigma \vec{E} \quad (2.8)$$

όπου ϵ η διηλεκτρική σταθερά, μ η μαγνητική διαπερατότητα και σ η αγωγιμότητα του μέσου. Αυτές οι σχέσεις είναι απαραίτητες για την επίλυση των εξισώσεων Maxwell.

2.1.5 Ημιτονοειδής Μόνιμη Κατάσταση

Στην περίπτωση ημιτονοειδών διεγέρσεων, τα ηλεκτρομαγνητικά πεδία μπορούν να εκφραστούν ως phasors, που απλοποιούν τις εξισώσεις Maxwell:

$$\vec{E}(\vec{r}, t) = \Re\{\vec{E}(\vec{r})e^{j\omega t}\}, \quad \vec{H}(\vec{r}, t) = \Re\{\vec{H}(\vec{r})e^{j\omega t}\} \quad (2.9)$$

Οι εξισώσεις Maxwell στη μόνιμη κατάσταση γράφονται ως:

$$\nabla \cdot \vec{D} = \rho \quad (2.10)$$

$$\nabla \cdot \vec{B} = 0 \quad (2.11)$$

$$\nabla \times \vec{E} = -j\omega\mu\vec{H} \quad (2.12)$$

$$\nabla \times \vec{H} = \vec{J} + j\omega\epsilon\vec{E} \quad (2.13)$$

Χρησιμοποιώντας phasors, η επίλυση γίνεται πιο απλή και η ανάλυση συχνότητας μπορεί να εφαρμοστεί άμεσα.

2.2 Στοιχεία Θεωρίας Κεραιών

2.2.1 Περιοχές Ακτινοβολίας

Ο χώρος που περιβάλλει έναν ακτινοβολητή διακρίνεται σε τρεις περιοχές

- Την κοντινή περιοχή
- Την περιοχή Fresnel
- Την μακρινή περιοχή

Στην κοντινή περιοχή το ηλεκτρομαγνητικό πεδίο εμφανίζει άεργη συμπεριφορά, δηλαδή δεν ακτινοβολείται ηλεκτρομαγνητική ενέργεια. Η περιοχή αυτή οριοθετείται από μια νοητή σφαίρα ακτίνας

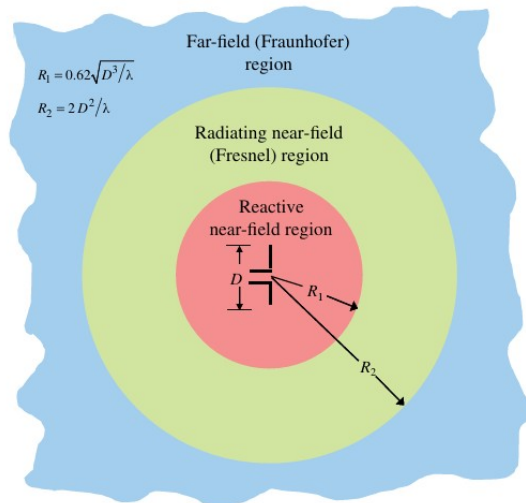
$$R_1 = 0.62 \sqrt{\frac{D^3}{\lambda}} \quad (2.14)$$

Όπου D είναι η μέγιστη διάσταση του ακτινοβολητή και λ το μήκος κύματος που αντιστοιχεί στην συχνότητα λειτουργίας.

Στην περιοχή Fresnel το ηλεκτρομαγνητικό πεδίο εμφανίζει συμπεριφορά ακτινοβολίας, αλλά οι εγκάρσιες συνιστώσες του διατηρούν και ακτινική εξάρτηση. Εκτείνεται στον χώρο που περιορίζεται από τις σφαίρες ακτίνας R_1 και R_2 .

$$R_2 = \frac{2D^2}{\lambda} \quad (2.15)$$

Στην μακρινή περιοχή, οι εγκάρσιες συνιστώσες του ηλεκτρομαγνητικού πεδίου είναι ανεξάρτητες από την ακτινική συνιστώσα. Η περιοχή αυτή εκτείνεται σε αποστάσεις από τον ακτινοβολητή μεγαλύτερες από R_2 .



Σχήμα 2.1: Περιοχές ακτινοβολίας κεραιών [3].

2.2.2 Διάνυσμα Poynting

Τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα χρησιμοποιούνται για τη μεταφορά πληροφορίας με ασύρματο τρόπο ή μέσω διατάξεων, από ένα σημείο σε ένα άλλο. Είναι λοιπόν φυσικό να υποθέσουμε ότι η ισχύς και η ενέργεια συνδέονται με τα ηλεκτρομαγνητικά πεδία. Το μέγεθος που χρησιμοποιείται για να περιγράψει την ισχύ που σχετίζεται με ένα ηλεκτρομαγνητικό κύμα είναι το στιγμιαίο διάνυσμα του Poynting, το οποίο ορίζεται ως

$$\vec{p}(\vec{r}, t) = \vec{e}(\vec{r}, t) \times \vec{h}(\vec{r}, t) \quad (2.16)$$

όπου $\vec{e}(\vec{r}, t)$ και $\vec{h}(\vec{r}, t)$ οι στιγμιαίες τιμές έντασης του ηλεκτρικού και του μαγνητικού πεδίου. Εφόσον το διάνυσμα Poynting εκφράζει σε W/m^2 τη στιγμιαία ροή ΗΜ ισχύος ανά μονάδα επιφάνειας, δηλαδή την πυκνότητα ισχύος, η συνολική ισχύς που διέρχεται από μια κλειστή επιφάνεια μπορεί να υπολογιστεί ολοκληρώνοντας την κάθετη συνιστώσα του διανύσματος Poynting σε αυτήν.

$$W(t) = \oint_S \vec{P}(\vec{r}, t) \cdot \hat{n} dS \quad (2.17)$$

Στην πράξη, μας ενδιαφέρει η μέση ισχύς που ακτινοβολείται από μια κεραία. Στην ανάλυση κεραιών εργαζόμαστε στην ημιτονοειδή μόνιμη κατάσταση και εισάγοντας τους φασιθέτες $\vec{E}(\vec{r})$, $\vec{H}(\vec{r})$ του ηλεκτρικού και του μαγνητικού πεδίου αντίστοιχα προκύπτει ότι

$$\vec{p}(\vec{r}, t) = \frac{1}{2} \Re \left\{ \vec{E}(\vec{r}) \times \vec{H}^*(\vec{r}) \right\} + \frac{1}{2} \Re \left\{ \vec{E}^*(\vec{r}) \times \vec{H}(\vec{r}) e^{j2\omega t} \right\} \quad (2.18)$$

Ο πρώτος όρος της εξίσωσης εκφράζει την μέση τιμή της πυκνότητας πραγματικής ισχύος που ακτινοβολείται, ενώ ο δεύτερος όρος εκφράζει την άεργο ισχύ που ακτινοβολείται περί τον ακτινοβολητή [40, 3].

Άρα η μέση τιμή της πυκνότητας ισχύος $\vec{P}_{av}(\vec{r})$ ισούται με

$$\vec{P}_{av}(\vec{r}) = \frac{1}{2} \Re \left\{ \vec{E}(\vec{r}) \times \vec{H}^*(\vec{r}) \right\} \quad (2.19)$$

Επομένως, η μέση ισχύς που ακτινοβολείται από μια κεραία ισούται με

$$W_{rad} = \oint_S \vec{P}_{av}(\vec{r}) \cdot \hat{n} dS \quad (2.20)$$

2.2.3 Ένταση Ακτινοβολίας

Η ένταση ακτινοβολίας είναι μέγεθος που χαρακτηρίζει την μακρινή περιοχή μιας κεραίας και εκφράζει την ισχύ που ακτινοβολείται ανά μονάδα στερεάς γωνίας [40].

$$U(\theta, \phi) = r^2 |\vec{P}_{av}(\vec{r})| \quad (2.21)$$

2.2.4 Ισχύς Ακτινοβολίας

Η συνολική ισχύς που ακτινοβολεί μια κεραία προκύπτει και με ολοκλήρωση της έντασης ακτινοβολίας σε ολόκληρη τη στερεά γωνία που περιβάλλει την κεραία.

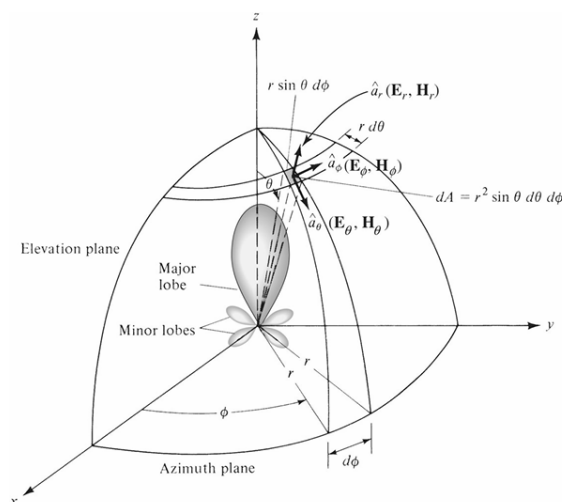
$$W_{rad} = \int_0^{2\pi} \int_0^\pi U(\theta, \phi) \sin \theta d\theta d\phi \quad (2.22)$$

2.2.5 Διάγραμμα Ακτινοβολίας

Διάγραμμα ακτινοβολίας είναι η γραφική παράσταση του τρόπου ακτινοβολίας μιας κεραίας καθώς μεταβάλλεται το σημείο παρατήρησης του ηλεκτρομαγνητικού πεδίου. Στις περισσότερες περιπτώσεις που ενδιαφέρουν, το διάγραμμα ακτινοβολίας προσδιορίζεται στη μακρινή περιοχή ακτινοβολίας. Ένα διάγραμμα ακτινοβολίας μπορεί να αναπαριστά

- Την ένταση ακτινοβολίας $U(\theta, \phi)$
- Την ένταση του ηλεκτρικού πεδίου
- Την ένταση του μαγνητικού πεδίου

Το διάγραμμα έντασης ακτινοβολίας ονομάζεται διάγραμμα ισχύος, ενώ το διάγραμμα της έντασης του ηλεκτρικού πεδίου ονομάζεται διάγραμμα πεδίου. Συχνά, τα διαγράμματα πεδίου και ισχύος κανονικοποιούνται ως προς τη μέγιστη τιμή τους, παράγοντας κανονικοποιημένα διαγράμματα πεδίου και ισχύος. Επιπλέον, το διάγραμμα ισχύος συνήθως αποτυπώνεται σε λογαριθμική κλίμακα ή, πιο συχνά, σε decibel (dB). Αυτή η κλίμακα είναι προτιμητέα γιατί μπορεί να αναδείξει με μεγαλύτερη λεπτομέρεια τα μέρη του διαγράμματος που έχουν πολύ χαμηλές τιμές, τα οποία στη συνέχεια αναφέρονται ως δευτερεύοντες λοβοί [3].



Σχήμα 2.2: Σύστημα συντεταγμένων για την ανάλυση κεραίων [3].

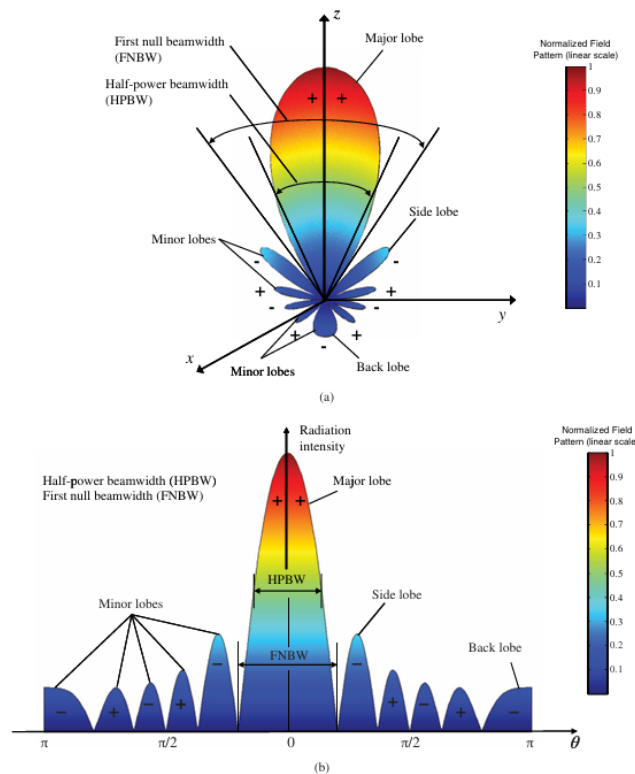
Λοβοί Ακτινοβολίας

Λοβός Ακτινοβολίας ονομάζεται το τμήμα του διαγράμματος ακτινοβολίας που οριοθετείται από περιοχές πολύ ασθενούς και συνήθως μηδενικής, έντασης ακτινοβολίας. *Κύριος λοβός* ονομάζεται αυτός που περιέχει την διεύθυνση της μέγιστης ακτινοβολίας. Σε αρκετές περιπτώσεις σύνθετων ακτινοβολητών, όπως οι στοιχειοκεραίες, υπάρχουν περισσότεροι του ενός κύριοι λοβοί, οι οποίοι ονομάζονται *Grating Lobes* και μπορούν να αποφευχθούν με κατάλληλη σχεδίαση. Θα αναφερθούμε περισσότερο στα grating lobes στο επόμενο κεφάλαιο. *Δευτερεύον Λοβός* ονομάζεται κάθε λοβός που δεν είναι κύριος. Οι λοβοί αυτοί συνήθως είναι ανεπιθύμητοι και θα πρέπει να ελαχιστοποιούνται. Οι *Πλευρικοί Λοβοί* ακτινοβολίας υπάγονται στους δευτερεύοντες λοβούς και είναι οι λοβοί οι οποίοι δεν περιέχουν την κατεύθυνση της μέγιστης ακτινοβολίας. Τέλος, ο *Οπίσθιος Λοβός* ακτινοβολίας ανήκει και αυτός στους δευτερεύοντες λοβούς και ονομάζεται ο λοβός που περιλαμβάνει τη διεύθυνση ακτινοβολίας που είναι αντίθετη με αυτή του κύριου λοβού [40, 3].

Οι δευτερεύοντες λοβοί αντιπροσωπεύουν ακτινοβολία προς ανεπιθύμητες κατευθύνσεις και συνεπώς πρέπει να ελαχιστοποιούνται. Παράμετροι που εκφράζουν την κατευθυντικότητα και την ποιότητα του διαγράμματος ακτινοβολίας μιας κεραίας είναι

- Το γωνιακό εύρος $\Delta\theta$ (First Null Beamwidth – FNBW), που είναι η γωνία που σχηματίζουν οι διευθύνσεις μηδενισμών ή ελαχίστων μεταξύ των οποίων περιλαμβάνεται η μέγιστη ένταση ακτινοβολίας, δηλαδή ο κύριος λοβός.
- Το εύρος ημίσειας ισχύος $\Delta 3\text{dB}$ (Half Power Beamwidth – HPBW), που είναι η γωνία που σχηματίζεται εκατέρωθεν της διεύθυνσης μεγίστου, από τις γωνίες για τις οποίες η ένταση ακτινοβολίας ισούται με το μισό της μέγιστης τιμής της.
- Τον Συντελεστή Ισχύος Κύριου Λοβού (Main Lobe Power Factor - MLPF), που ισούται με την ισχύ που ακτινοβολείται εντός του κύριου λοβού προς την συνολικά ακτινοβολούμενη ισχύ. Μαθηματικά εκφράζεται με την παρακάτω σχέση.

$$MLPF = \frac{P_{\text{main lobe}}}{P_{\text{total}}}$$



Σχήμα 2.3: Τυπικό διάγραμμα ακτινοβολίας [3].

2.2.6 Ισοτροπικός Ακτινοβολητής

Πριν προχωρήσουμε σε περαιτέρω θεωρητική ανάλυση του τρόπου ακτινοβολίας μιας κεραίας, θα αναφερθούμε στον ισοτροπικό ακτινοβολητή. Ισοτροπικός ακτινοβολητής ονομάζεται η υποθετική κεραία που ακτινοβολεί εξίσου προς όλες της κατευθύνσεις του χώρου. Τέτοιου είδους ακτινοβολία μπορεί να επιτευχθεί από σημειακή πηγή. Ο ισοτροπικός ακτινοβολητής δεν αποτελεί υαρκτό ακτινοβολητή, λειτουργεί όμως ως κεραία αναφοράς για την σύγκριση των κατευθυντικών

ιδιοτήτων όλων των υπόλοιπων κεραιών. Λόγω της σημειακής φύσης του ιστροπικού ακτινοβολητή το διάνυσμα Poynting έχει ακτινική διεύθυνση και εξαρτάται μόνο από την απόσταση του σημείου παρατήρησης από την πηγή.

$$\vec{P}_o(\vec{r}) = \frac{W_{\text{rad}}}{4\pi r^2} \hat{r} \quad (2.23)$$

Η ένταση ακτινοβολίας του ιστροπικού ακτινοβολητή είναι σταθερή και ίση με

$$U_o = \frac{W_{\text{rad}}}{4\pi} \quad (2.24)$$

2.2.7 Κατευθυντικό Κέρδος και Κατευθυντικότητα

Κατευθυντικό Κέρδος

Το κατευθυντικό κέρδος μιας κεραίας ορίζεται ως ο λόγος της έντασης ακτινοβολίας της κεραίας προς την ένταση ακτινοβολίας ενός *ιστροπικού ακτινοβολητή* που εκπέμπει την ίδια ισχύ ακτινοβολίας [40]:

$$D_g(\theta, \phi) = \frac{U(\theta, \phi)}{U_o} = \frac{4\pi U(\theta, \phi)}{W_{\text{rad}}} \quad (2.25)$$

όπου $U(\theta, \phi)$ η ένταση ακτινοβολίας σε συντεταγμένες (θ, ϕ) και W_{rad} η συνολική ισχύς ακτινοβολίας της κεραίας.

Κατευθυντικότητα

Ως κατευθυντικότητα D_m ορίζεται ως η μέγιστη τιμή του κατευθυντικού κέρδους:

$$D_m = \max[D_g(\theta, \phi)] = \frac{U_{\text{max}}}{U_o} = \frac{4\pi U_{\text{max}}}{W_{\text{rad}}} \quad (2.26)$$

όπου U_{max} είναι η μέγιστη ακτινοβολούμενη ένταση W_{rad} η συνολική ισχύς ακτινοβολίας της κεραίας. Συνήθως εκφράζεται σε dB.

Κέρδος Ισχύος

Το κέρδος ισχύος αποτελεί ένα επιπλέον μέτρο για τον προσδιορισμό της αποδοτικότητας ακτινοβολίας μιας κεραίας και ορίζεται ως:

$$G_g(\theta, \phi) = \frac{4\pi U(\theta, \phi)}{W_{\text{in}}} \quad (2.27)$$

όπου W_{in} είναι η ισχύς τροφοδότησης της κεραίας. Η παραπάνω σχέση διαφέρει από τον ορισμό του κατευθυντικού κέρδους, καθώς λαμβάνει υπόψη την ισχύ τροφοδοσίας αντί της ακτινοβολούμενης ισχύος. Με αυτόν τον τρόπο, στο κέρδος ισχύος συμπεριλαμβάνεται και η αποδοτικότητα τροφοδοσίας της κεραίας [3, 40].

Στις συνήθεις περιπτώσεις, το κέρδος ισχύος αναφέρεται στη διεύθυνση μέγιστης ακτινοβολίας, οπότε ονομάζεται απλώς κέρδος της κεραίας.

$$G = \frac{4\pi U(\theta, \phi)|_{\text{max}}}{W_{\text{in}}} \quad (2.28)$$

Η ισχύς ακτινοβολίας συνδέεται με την ισχύ τροφοδότησης μέσω του συντελεστή απόδοσης της κεραίας n_r :

$$W_{\text{rad}} = n_r W_{\text{in}} \quad (2.29)$$

Όπου n_r περιγράφει τις απώλειες της κεραίας, χωρίς να συνυπολογίζονται οι ανακλάσεις λόγω έλλειψης προσαρμογής. Βάσει των παραπάνω, η σχέση μεταξύ κατευθυντικού κέρδους $D_g(\theta, \phi)$ και κέρδους ισχύος $G(\theta, \phi)$ δίνεται από:

$$G(\theta, \phi) = n_r D_g(\theta, \phi) \quad (2.30)$$

2.3 Παραδείγματα Κεραιών

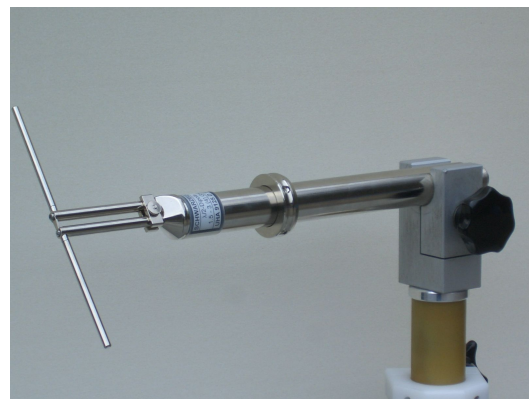
Μια κεραία ορίζεται από το Λεξικό Webster ως «μια συνήθως μεταλλική διάταξη (όπως ράβδος ή σύρμα) για την εκπομπή ή λήψη ραδιοκυμάτων». Το Πρότυπο IEEE για τους Ορισμούς Όρων Κεραιών (IEEE Std 145–1983) ορίζει την κεραία ή αερία ως «ένα μέσο για την εκπομπή ή τη λήψη ραδιοκυμάτων». Οι κεραίες αποτελούν κρίσιμο στοιχείο των τηλεπικοινωνιακών συστημάτων, καθώς μετατρέπουν τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα που διαδίδονται στα κυκλώματα σε ελεύθερα κύματα στον χώρο και αντίστροφα. Στην πράξη συναντάμε πολλές κατηγορίες κεραιών, καθεμία από τις οποίες έχει ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, πλεονεκτήματα και περιορισμούς. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι βασικότερες κατηγορίες [3].

2.3.1 Γραμμικές Κεραίες

Οι γραμμικές κεραίες (wire antennas) είναι από τις πιο απλές και διαδεδομένες μορφές. Συναντώνται σε αυτοκίνητα, κτήρια, αεροσκάφη και πλοία. Οι συνηθέστερες μορφές είναι ο διπολικός αγωγός, ο βρόγχος (loop) και η ελικοειδής κεραία. Χρησιμοποιούνται ευρέως λόγω της απλής κατασκευής τους και της προσαρμοστικότητάς τους σε διαφορετικές εφαρμογές.



i: Γραμμική κεραία αυτοκινήτου [31]

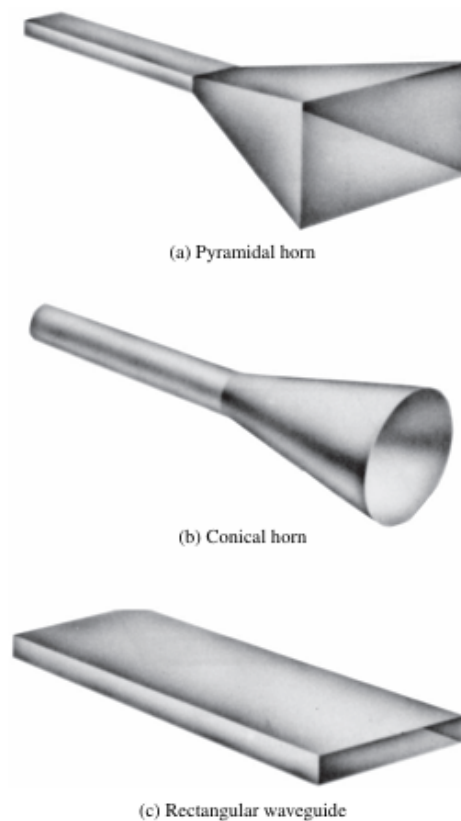


ii: Κεραία διπόλου $\lambda/2$ [31]

Σχήμα 2.4: Παραδείγματα γραμμικών κεραιών [31].

2.3.2 Κεραίες Ανοίγματος

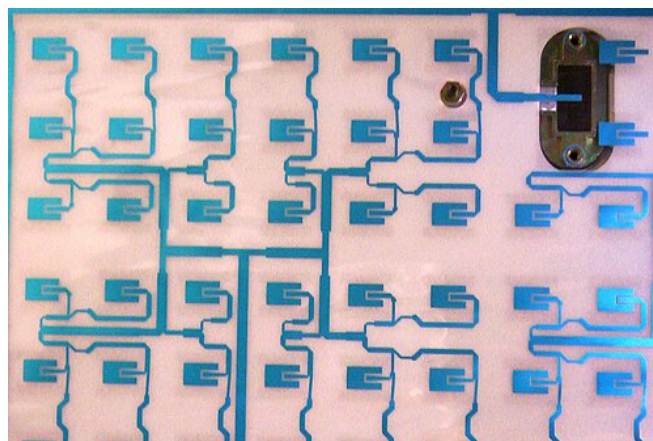
Οι κεραίες ανοιγμάτων (aperture antennas) χρησιμοποιούνται κυρίως σε εφαρμογές υψηλών συχνοτήτων και μπορούν να ενσωματωθούν στο περίβλημα αεροσκαφών και διαστημοπλοίων. Παραδείγματα αποτελούν οι κυματοδηγοί και οι κεραίες τύπου κόρνας, οι οποίες προσφέρουν υψηλή κατευθυντικότητα και είναι κατάλληλες για ραντάρ και δορυφορικές επικοινωνίες.



Σχήμα 2.5: Παραδείγματα κεραιών ανοίγματος [3].

2.3.3 Μικροταινιακές Κεραίες

Οι μικροταινιακές κεραίες (microstrip antennas) έγιναν δημοφιλείς από τη δεκαετία του 1970 και χρησιμοποιούνται σήμερα σε δορυφόρους, αεροσκάφη αλλά και σε φορητές συσκευές. Αποτελούνται από μεταλλικά στοιχεία πάνω σε διηλεκτρικό υπόστρωμα και χαρακτηρίζονται από χαμηλό προφίλ, χαμηλό κόστος κατασκευής και ευκολία προσαρμογής σε επίπεδες ή καμπύλες επιφάνειες.



Σχήμα 2.6: Παραδείγματα μικροταινιακής κεραίας δορυφορικού δέκτη [31].

2.3.4 Στοιχειοκεραίες

Σε πολλές περιπτώσεις, μια μεμονωμένη κεραία δεν μπορεί να επιτύχει την επιθυμητή κατευθυντικότητα ή κέρδος. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιούνται συστοιχίες (arrays), δηλαδή συνδυασμοί πολλών στοιχείων, τα οποία ρυθμίζονται έτσι ώστε η ακτινοβολία τους να αθροίζεται επιλεκτικά σε ορισμένες κατευθύνσεις. Οι στοιχειοκεραίες προσφέρουν μεγάλη ευελιξία και δυνατότητα σχηματισμού κατευθυνόμενης δέσμης (beamforming).



Σχήμα 2.7: Μεγάλη επίπεδη συστοιχία κεραίων ενός ρωσικού κινητού ραντάρ αεράμυνας VHF, του Nebo-M. Αποτελείται από 175 αναδιπλωμένα δίπολα. [31].

2.3.5 Ανακλαστήρες

Οι ανακλαστήρες (reflector antennas), όπως οι παραβολικές κεραίες, χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές όπου απαιτείται πολύ υψηλό κέρδος, όπως στις δορυφορικές επικοινωνίες και σε διαστημικές εφαρμογές. Οι παραβολικοί ανακλαστήρες συγκεντρώνουν την ενέργεια σε μία στενή δέσμη, ενώ οι ανακλαστήρες γωνίας χρησιμοποιούνται σε πιο εξειδικευμένες εφαρμογές.



i: Το Atacama Large Millimeter/submillimeter Array (ALMA) είναι ένα αστρονομικό συμβολόμετρο που αποτελείται από 66 ραδιοτηλεσκόπια στην Έρημο Ατακάμα στη βόρεια Χιλή. [1]



ii: Το Five-hundred-meter Aperture Spherical Telescope (FAST), γνωστό και ως «Μάτι του Ουρανού» (Tianyan), είναι το μεγαλύτερο ραδιοτηλεσκόπιο ενιαίας κεραίας στον κόσμο, με κυκλική ανακλαστική επιφάνεια διαμέτρου 500 μέτρων.[1]

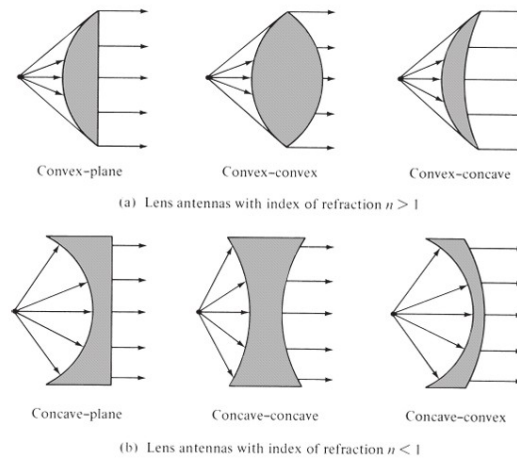
Σχήμα 2.8: Παραδείγματα παραβολικών ανακλαστήρων [1].



Σχήμα 2.9: Πρώιμη κυλινδρική παραβολική κεραία, 1931, Nauen, Γερμανία. [1].

2.3.6 Φακοειδείς Κεραίες

Οι φακοειδείς κεραίες (lens antennas) χρησιμοποιούνται για να κατευθύνουν ή να συγκλίνουν τη δέσμη ακτινοβολίας, παρόμοια με τους οπτικούς φακούς. Ανάλογα με το υλικό και το σχήμα τους, μπορούν να μετατρέψουν αποκλίνουσες δέσμες σε επίπεδα κύματα. Χρησιμοποιούνται κυρίως σε εφαρμογές υψηλών συχνοτήτων, όπου οι διαστάσεις και το βάρος των παραβολικών ανακλαστήρων γίνονται δυσκολότερα διαχειρίσιμα [3].



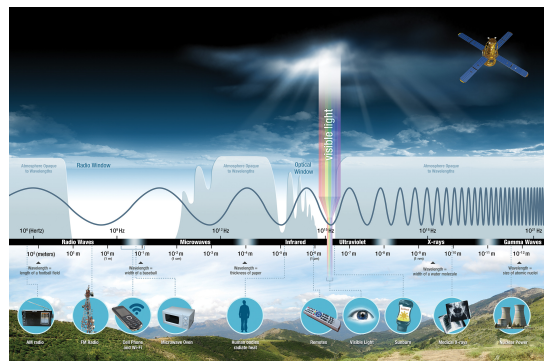
Σχήμα 2.10: Παραδείγματα φακοειδών κεραιών. [3].

Κεφάλαιο 3

Οπτικές Στοιχειοκεραίες

3.1 Οπτικές Στοιχειοκεραίες

Οι στοιχειοκεραίες είναι διατάξεις που αποτελούνται από πολλούς ακτινοβολητές του ίδιου προσανατολισμού, που ακτινοβολούν ή λαμβάνουν ταυτόχρονα. Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα επιμέρους στοιχεία είναι όμοια, χάριν απλότητας και πρακτικότητας. Τα βασικά πλεονεκτήματα των στοιχειοκεραιών είναι η αύξηση της κατευθυντικότητας του διαγράμματος ακτινοβολίας, η σύνθεση επιθυμητών διαγραμμάτων ακτινοβολίας και η δυνατότητα στροφής του διαγράμματος ακτινοβολίας στον χώρο με ηλεκτρονικό τρόπο. Αντίστοιχα, στα οπτικά συστήματα, η ιδέα αυτή μεταφέρεται μέσω των Optical Phased Arrays (OPAs). Τα Optical Phased Arrays είναι οπτικά κυκλώματα που έχουν τη δυνατότητα να στρέφουν μία οπτική δέσμη στο χώρο (beam steering) και να διαμορφώνουν τη μορφή της (beam shaping) και υλοποιούνται σε φωτονικά ολοκληρωμένα κυκλώματα (PICs), στα οποία θα αναφερθούμε στην συνέχεια. Η βασική διαφορά μεταξύ των RF στοιχειοκεραιών και των OPAs έγκειται στη διαφορά τάξης μεγέθους του μήκους κύματος στο οποίο λειτουργούν. Οι οπτικές στοιχειοκεραίες λειτουργούν στο υπέρυθρο φάσμα ακτινοβολίας 850 nm – 1625 nm (βλ. Σχήμα 3.1), με κυρίαρχη συχνότητα λειτουργίας τα 1550nm (C-band) λόγω της χαμηλής απορρόφησης σε οπτικές ίνες και της υψηλής ωριμότητας της τεχνολογίας Si photonics [14, 18].

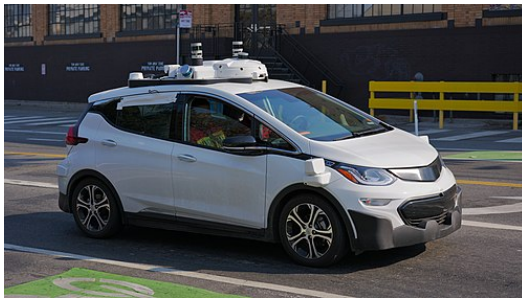


Σχήμα 3.1: Απεικόνιση του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος [32]

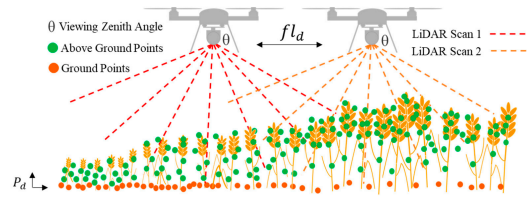
3.1.1 Εφαρμογές των Optical Phased Arrays

Τα Optical Phased Arrays (OPAs) βρίσκουν εφαρμογή σε ένα ευρύ φάσμα τεχνολογιών αιχμής. Στον τομέα των οπτικών τηλεπικοινωνιών ελεύθερου χώρου (Free-Space Optical Links), τα

OPAs επιτρέπουν τη δημιουργία και τη στροφή στενών οπτικών δεσμών, εξασφαλίζοντας υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων με χαμηλή πιθανότητα υποκλοπής. Η δυνατότητα στροφής της δέσμης προσφέρει το πλεονέκτημα αντιστάθμισης των απωλειών που προκύπτουν από τη σχετική μετατόπιση πομπού και δέκτη. Τα συστήματα απεικόνισης, σάρωσης και οπτικής τηλεσκοπίσης (LiDAR) χρησιμοποιούνται για τρισδιάστατη χαρτογράφηση του περιβάλλοντος χώρου. Σε αυτές τις εφαρμογές, η οπτική δέση πραγματοποιεί σάρωση στο χώρο και η απόσταση κάθε σημείου υπολογίζεται από το φως που ανακλάται ή σκεδαάζεται από αυτό, δημιουργώντας με αυτόν τον τρόπο μία τρισδιάστατη απεικόνιση του χώρου. Η δέση μπορεί να στραφεί μηχανικά, αλλά μια οπτική στοιχειοκεραία προσφέρει πολλά πλεονεκτήματα, όπως μειωμένο μέγεθος και βάρος καθώς και αυξημένη ταχύτητα λόγω της απουσίας αδράνειας. Επιπλέον, τα OPAs μπορούν να ενσωματωθούν με όλα τα απαιτούμενα κυκλώματα ώστε να δημιουργηθεί ένα πλήρως ολοκληρωμένο σύστημα LiDAR σε επίπεδο chip. Στον τομέα της άμυνας και ηλεκτρονικού πολέμου, τα OPAs μπορούν να κατευθύνουν οπτικές δέσμες για καθοδήγηση πυραύλων ή για τύφλωση οπτικών αισθητήρων. Επιπλέον, βρίσκουν εφαρμογή στη βιοϊατρική απεικόνιση, στη φασματοσκοπία, καθώς και στη λιθογραφία και 3D εκτύπωση, όπου απαιτείται ακριβής και ταχύς έλεγχος της δέσμης. Τέλος, η δυνατότητα ολοκλήρωσης σε φωτονικά ολοκληρωμένα κυκλώματα καθιστά τα OPAs κατάλληλα για μελλοντικές οπτικές τεχνολογίες, όπως τα αυτόνομα οχήματα, τα drones και οι κινητές συσκευές [14][3].



i: Αυτοκίνητο αυτόνομης οδήγησης της Cruise Automation με πέντε μονάδες LiDAR στην οροφή [34]

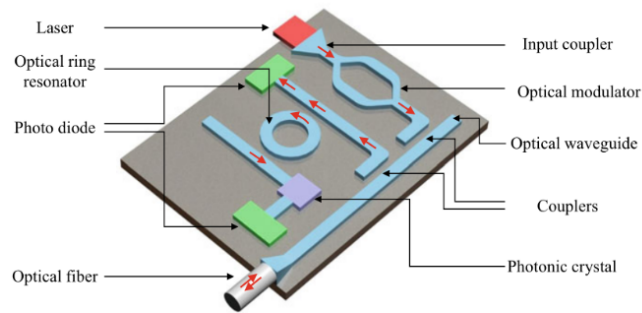


ii: Εφαρμογή του LiDAR σε drone στον τομέα της γεωργίας ακριβείας [9].

Σχήμα 3.2: Παραδείγματα εφαρμογών OPAs [34, 9].

3.2 Photonic Integrated Circuits (PICs)

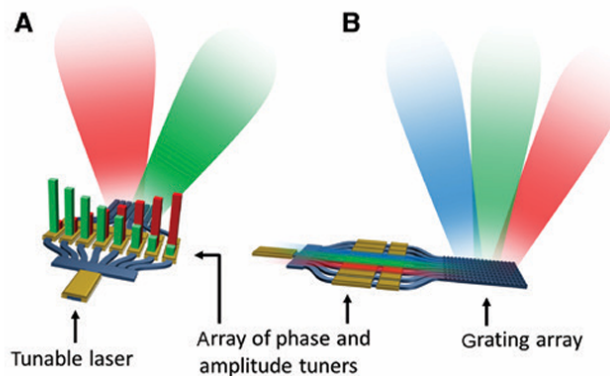
Τα ολοκληρωμένα φωτονικά κυκλώματα (PICs) αποτελούν την αναλογική εξέλιξη των ηλεκτρονικών ολοκληρωμένων κυκλωμάτων στον τομέα της φωτονικής, καθώς επιτρέπουν την υλοποίηση μίας μεγάλης ποικιλίας φωτονικών λειτουργιών, όπως κυματοδήγηση, δημιουργία πηγών λέιζερ, οπτική ενίσχυση, διαμόρφωση και φωτοανίχνευση, σε επίπεδο chip. Οι πλατφόρμες που κυριαρχούν σήμερα, όπως το πυρίτιο (Silicon Photonics), το φωσφίδιο του ινδίου (InP), η πυριτία (Silica) και το νιτρίδιο του πυριτίου (SiN), προσφέρουν δυνατότητες υψηλής ολοκλήρωσης εκατοντάδων ή και χιλιάδων στοιχείων. Η ολοκλήρωση μπορεί να είναι μονολιθική, ετερογενής ή υβριδική, με κάθε προσέγγιση να επιτρέπει διαφορετικά trade-offs μεταξύ πυκνότητας ολοκλήρωσης, απωλειών και συμβατότητας με ηλεκτρονικές τεχνολογίες [14].



Σχήμα 3.3: Σχηματικό μοντέλο ενός PIC όπου εμφανίζονται διαφορετικά οπτικά στοιχεία. [25]

3.2.1 Grating Couplers

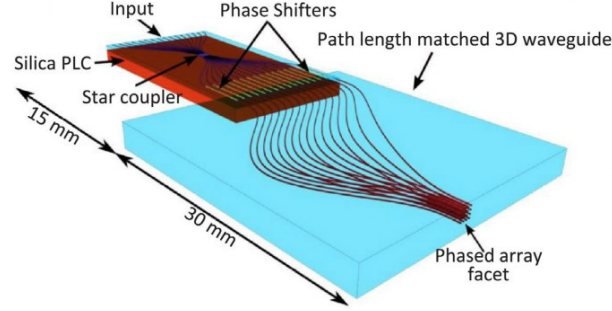
Οι συζεύκτες φράγματος (grating couplers) είναι δομές που τοποθετούνται στην επιφάνεια ενός PIC και εκτρέπουν το φως κάθετα προς αυτήν, λειτουργώντας ως μοναδιαίοι εκπομποί. Η χρήση τους επιτρέπει τη δημιουργία διδιάστατων πινάκων οπτικών στοιχειοκεραίων (OPAs) χωρίς την ανάγκη τρισδιάστατης ολοκλήρωσης, εκμεταλλευόμενη την υψηλή ακρίβεια και πυκνότητα ολοκλήρωσης των CMOS-compatible πλατφορμών (SOI, SiN). Το βασικό πλεονέκτημά τους είναι η δυνατότητα ελέγχου της δέσμης τόσο με phase shifters όσο και με μεταβολή του μήκους κύματος της οπτικής πηγής (wavelength tuning), γεγονός που μειώνει τον αριθμό των ενεργών στοιχείων και άρα την κατανάλωση ισχύος. Ωστόσο, παρουσιάζουν απώλειες λόγω σκέδασης του φωτός κατά την εκτροπή, ενώ η κλιμάκωση σε μεγάλα arrays αντιμετωπίζει προκλήσεις που σχετίζονται με το μήκος συνοχής και την πολυπλοκότητα των ηλεκτρονικών ελέγχου.



Σχήμα 3.4: Σχηματική απεικόνιση ενός διδιάστατου πίνακα OPA με grating couplers. [14]

3.2.2 End-fire Waveguides

Οι αξονικοί κυματοδηγοί (end-fire waveguides) αποτελούν μία εναλλακτική αρχιτεκτονική, όπου το φως εξέρχεται από την άκρη του κυματοδηγού, με τη διατομή του να λειτουργεί ως μοναδιαίος εκπομπός. Το βασικό τους πλεονέκτημα είναι η υψηλή απόδοση ακτινοβολίας και το ομαλό προφίλ εκπομπής, καθώς και η δυνατότητα πολύ μικρών αποστάσεων (pitch) μεταξύ των στοιχείων, που επιτρέπει τη δημιουργία πυκνών συστοιχιών. Σε αντίθεση με τους grating couplers, παρουσιάζουν χαμηλότερες απώλειες και μεγαλύτερη κατευθυντικότητα. Ωστόσο, περιορίζονται κυρίως σε μονοδιάστατη σάρωση της δέσμης, για μονοδιάστατες στοιχειοκεραίες, ενώ η επέκταση της σάρωσης σε δύο διαστάσεις απαιτεί τρισδιάστατες δομές πολλαπλών επιπέδων, οι οποίες συνοδεύονται από αυξημένες απώλειες, ανάγκη για υβριδική ολοκλήρωση και προκλήσεις στην κατασκευή.



Σχήμα 3.5: Σχηματική απεικόνιση ενός edge emitting OPA. [13]

3.3 Ανάλυση Στοιχειοκεραιών

3.3.1 Διάγραμμα Ακτινοβολίας

Το διάγραμμα ακτινοβολίας μιας στοιχειοκεραίας δίνεται από την παρακάτω σχέση.

$$U(\theta, \phi) = U_o(\theta, \phi) \times |AF(\theta, \phi)|^2 \quad (3.1)$$

Το $U_o(\theta, \phi)$ αντιστοιχεί στο διάγραμμα ακτινοβολίας του μοναδιαίου εκπομπού και $AF(\theta, \phi)$ είναι συνάρτηση που εκφράζει την επίδραση της διάταξης και του τρόπου διέγερσης της στοιχειοκεραίας στο συνολικό διάγραμμα ακτινοβολίας και ονομάζεται παράγοντας διάταξης (array factor).

Θα επικεντρωθούμε στις γραμμικές στοιχειοκεραίες και πιο συγκεκριμένα θα αναλύσουμε σε πρώτη φάση τις χωρικά ομοιόμορφες γραμμικές στοιχειοκεραίες, ώστε να μελετήσουμε τη συμπεριφορά του διαγράμματος ακτινοβολίας, μεταβάλλοντας τα επιμέρους χαρακτηριστικά της διάταξης. Επομένως, για μια γραμμική στοιχειοκεραία M στοιχείων, όπως αυτή εμφανίζεται στο Σχήμα 3.6, ο παράγοντας διάταξης δίνεται από την παρακάτω σχέση.

$$AF(\theta, \phi) = \sum_{i=0}^{M-1} c_m e^{j(kr_m \cos(\psi_m))} \quad (3.2)$$

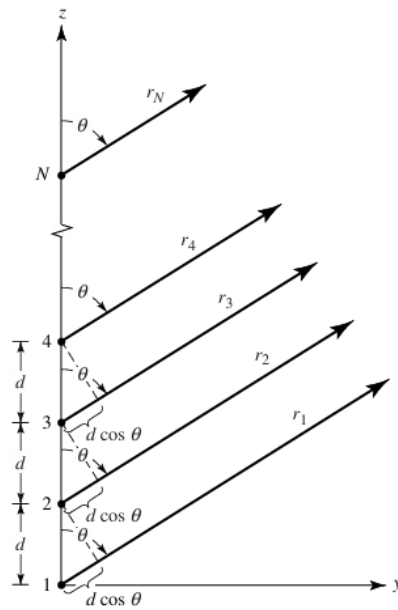
Όπου k ο κυματάριθος και ψ_m εκφράζεται από την Σχέση (3.3).

$$\cos(\psi_m) = \cos(\theta_m)\cos(\theta) + \sin(\theta_m)\sin(\theta)\cos(\phi - \phi_m) \quad (3.3)$$

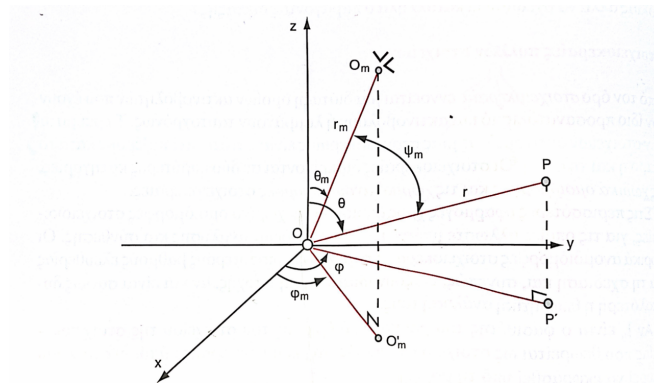
Στο Σχήμα 3.7 παρουσιάζεται ένα σύστημα συντεταγμένων για την ανάλυση στοιχειοκεραιών. Με τη βοήθειά του μπορούμε να παρατηρήσουμε τις αποστάσεις και τις γωνίες που περιλαμβάνονται στην έκφραση (3.2) του παράγοντα διάταξης. Θεωρώντας πως I_o αντιστοιχεί στον φασιθέτη του ρεύματος διέγερσης ενός στοιχείου της στοιχειοκεραίας που θεωρείται ως στοιχείο αναφοράς, τότε το ρεύμα διέγερσης I_m κάποιου στοιχείου μπορεί να εκφραστεί ακολούθως.

$$I_m = c_m I_o, \quad m = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (3.4)$$

Ο μιγαδικός αριθμός c_m που αποτελεί τον κατάλληλο συντελεστή αναλογίας του ρεύματος, ονομάζεται ρευματικός συντελεστής του στοιχείου m .



Σχήμα 3.6: Γραμμική στοιχειοκεραία N στοιχείων [3]



Σχήμα 3.7: Γεωμετρία Στοιχειοκεραίας [40]

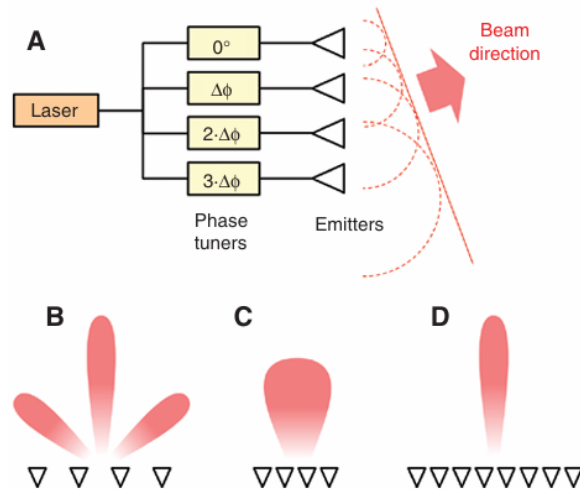
Παρατηρώντας τις εξισώσεις (3.1)-(3.4) διαπιστώνουμε ότι το διάγραμμα ακτινοβολίας μιας στοιχειοκεραίας εξαρτάται από :

1. Την συχνότητα λειτουργίας
2. Την γεωμετρική διάταξη
3. Το πλήθος των στοιχείων
4. Την σχετική διέγερση των στοιχείων

3.3.2 Βασικά Χαρακτηριστικά Διαγράμματος Ακτινοβολίας OPAs

Η βασική λειτουργία ενός OPA είναι ο έλεγχος της φάσης και/ή του πλάτους των επιμέρους εκπομπών, ώστε να επιτυγχάνεται διαμόρφωση του κοντινού πεδίου (near field). Σε αποστάσεις πολύ μεγαλύτερες από το μέγεθος της διάταξης, το μακρινό πεδίο (far field) προκύπτει ως ο μιγαδικός μετασχηματισμός Fourier του κοντινού πεδίου, σύμφωνα με τη θεωρία περίθλασης Fraunhofer [18]. Η γωνιακή θέση της κύριας δέσμης εξαρτάται από την κλίση του μετώπου φάσης, ενώ το εύρος

της δέσμης καθορίζεται από το πλήθος και τη διάταξη των εκπομπών. Στο Σχήμα 3.8 βλέπουμε την επίδραση που έχει η τοποθέτηση και το πλήθος των στοιχείων ενός OPA στο διάγραμμα ακτινοβολίας.



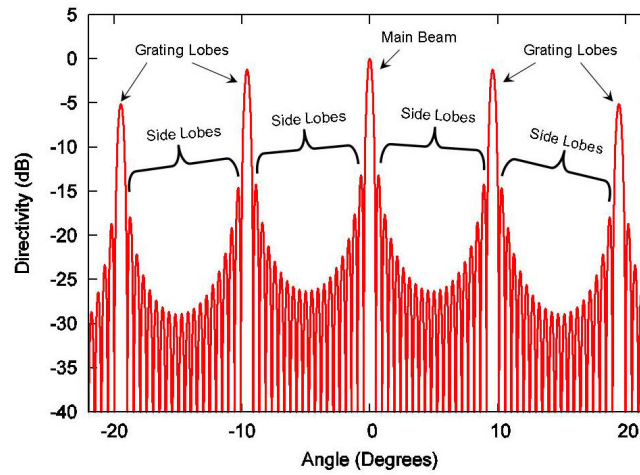
Σχήμα 3.8: Σχηματική απεικόνιση επίδρασης πλήθους και τοποθέτησης στοιχείων OPAs στο διάγραμμα ακτινοβολίας. Μία οπτική πηγή laser τροφοδοτεί μία συστοιχία οπτικών εκπομπών με ελεγχόμενη φάση[14]

Το διάγραμμα ακτινοβολίας ενός OPA χαρακτηρίζεται από διάφορες βασικές παραμέτρους που καθορίζουν την ποιότητα και την κατευθυντικότητα της εκπεμπόμενης δέσμης. Πρωτού προχωρήσουμε στην ανάλυση των παραμέτρων αυτών, είναι σημαντικό να αναφερθούμε σε κάποιους βασικούς ορισμούς που θα μας βοηθήσουν στην κατανόηση του διαγράμματος ακτινοβολίας.

Πλευρικοί Λοβοί Οι πλευρικοί λοβοί εμφανίζονται πάντα στα διαγράμματα ακτινοβολίας και οφείλονται στην διακριτή φύση της στοιχειοκεραίας, δηλαδή στο γεγονός ότι η φάση μετώπου (phase profile) του κύματος καθορίζεται από διακριτά στοιχεία.

Grating Lobes Τα grating lobes στις στοιχειοκεραίες συνδέονται άμεσα με τον array factor, ο οποίος περιγράφει το πώς η διάταξη και η φάση τροφοδοσίας των στοιχείων επηρεάζει το συνολικό διάγραμμα ακτινοβολίας (βλ. Σχέση 3.2). Μαθηματικά, ο παράγοντας διάταξης είναι η διακριτή συνάρτηση που προκύπτει από το άθροισμα των κυμάτων κάθε στοιχείου. Επομένως, αποτελεί τον διακριτό μετασχηματισμό Fourier της χωρικής κατανομής των στοιχείων.

Όπως στην ψηφιακή επεξεργασία σήματος, η δειγματοληψία στον χρόνο οδηγεί σε περιοδικότητα στο φάσμα, έτσι και στη χωρική δειγματοληψία (με απόσταση d ανάμεσα στα στοιχεία) το φάσμα του array factor γίνεται περιοδικό. Όταν το $d \leq \lambda/2$, οι «αντίγραφες» φασματικές συνιστώσες δεν επικαλύπτονται και έχουμε μόνο έναν κύριο λοβό. Αν όμως $d > \lambda/2$, τότε αυτές οι συνιστώσες αλληλεπικαλύπτονται και εμφανίζονται grating lobes, δηλαδή πολλαπλοί κύριοι λοβοί σε διαφορετικές γωνίες. Με απλά λόγια: ο παράγοντας διάταξης είναι το «φάσμα» της χωρικής δειγματοληψίας της στοιχειοκεραίας, και οι grating lobes είναι το αποτέλεσμα aliasing όταν το spacing είναι πολύ μεγάλο.



Σχήμα 3.9: Σχηματική απεικόνιση διαφοροποίησης μεταξύ πλευρικών λοβών και grating lobes στο διάγραμμα ακτινοβολίας[33].

Θα αναφερθούμε στις παρακάτω παραμέτρους και θα εξετάσουμε πώς συσχετίζονται μεταξύ τους.

1. Side Lobe Supression Ratio (SLSR) ή Side Mode Supression Ratio
2. Full Width at Half Maximum (FWHM)
3. Field of View (FoV)
4. Main Lobe Power Factor (MLPF)

Το Side Lobe Supression Ratio (SLSR ή SMSR) εκφράζει την απόσταση του κύριου λοβού ακτινοβολίας από τον μεγαλύτερο πλευρικό λοβό ακτινοβολίας.

Το εύρος της κύριας δέσμης μετράται μέσω του ανοίγματος ημίσειας ισχύος (FWHM), δηλαδή της γωνίας που σχηματίζουν οι διευθύνσεις εκατέρωθεν της διεύθυνσης του μεγίστου για τις οποίες η ένταση ακτινοβολίας είναι η μισή της μέγιστης τιμής, το οποίο εξαρτάται από το συνολικό μέγεθος της διάταξης και την ενεργό επιφάνεια (effective aperture).

Το μέγιστο επιτεύξιμο οπτικό πεδίο (Field of view – FoV) είναι η μέγιστη γωνία στην οποία μπορώ να στρέψω την οπτική στοιχειοκεραία, πριν συναντήσω το πρώτο grating lobe. Η γωνία των grating lobes διαφόρων τάξεων εκφράζεται από την παρακάτω σχέση, όπου d αντιστοιχεί στο pitch των στοιχείων της OPA, θ_n η είναι η γωνία του n -οστού grating lobe και θ_0 η γωνία του κύριου λοβού [18].

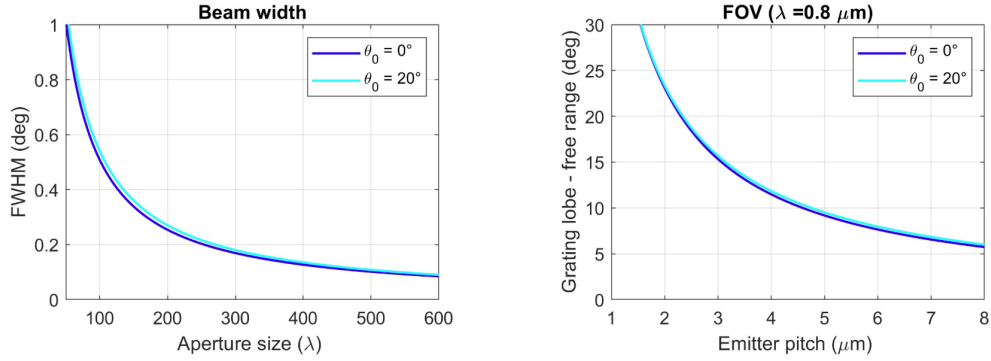
$$\sin\theta_n = \frac{n\lambda}{d} + \sin\theta_0$$

Αν έχουμε στραμμένο τον κύριο λοβό στις 0° και αναζητούμε την θέση του πρώτου grating lobe, τότε η παραπάνω σχέση γίνεται :

$$\sin\theta_1 = \frac{\lambda}{d}$$

Το MLPF (Main Lobe Power Factor) είναι ένας δείκτης που εκφράζει το ποσοστό της συνολικής ακτινοβολούμενης ισχύος ενός OPA που συγκεντρώνεται στην κύρια δέσμη σε σχέση με την ισχύ που εκπέμπεται προς όλες τις διευθύνσεις. Δίνει μια ποσοτική εκτίμηση της κατευθυντικότητας της διάταξης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του MLPF, τόσο πιο συγκεντρωμένη και έντονη είναι η κύρια δέσμη σε σχέση με τους πλευρικούς λοβούς, γεγονός που είναι σημαντικό για την ποιότητα της σάρωσης.

Στο Σχήμα 3.10 παρατηρούμε την εξάρτηση του FWHM από το άνοιγμα της διάταξης και του FoV από την εγγύτητα των grating lobes με τον κύριο λοβό, η οποία εντείνεται όσο αυξάνεται το Pitch.



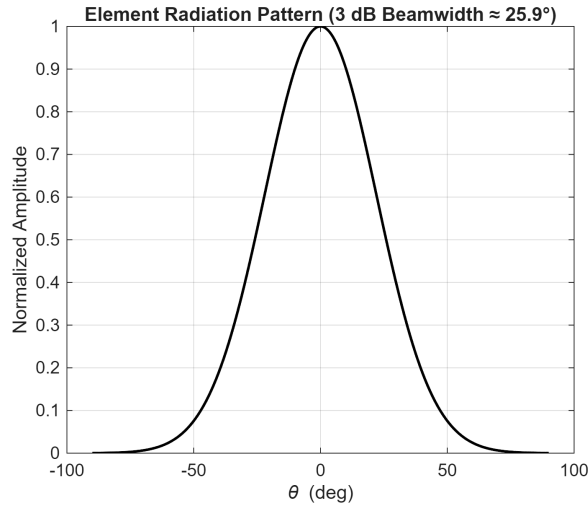
Σχήμα 3.10: Σχηματική απεικόνιση μεταβολής FWHM συναρτήσει του ανοίγματος της κεραίας και του FoV συναρτήσει του Emitter pitch

Συνοψίζοντας, το SMSR εξαρτάται από το pitch των στοιχείων, το FWHM από το συνολικό μήκος της διάταξης (effective aperture), ενώ το FoV περιορίζεται από την εμφάνιση grating lobes.

Για την αποφυγή εμφάνισης grating lobes, δηλαδή αντιγράφων του κύριου λοβού στο διάγραμμα ακτινοβολίας, οι ακτινοβολητές μιας στοιχειοκεραίας πρέπει να απέχουν μεταξύ τους $d < \lambda/2$. Στην περίπτωση των OPA η τοποθέτηση των στοιχείων πραγματοποιείται σε αποστάσεις μεγαλύτερες του $\lambda/2$, με αποτέλεσμα τη δημιουργία grating lobes. Αυτοί οι λοβοί μειώνουν την απόδοσή της και είναι επιζήμιοι για τις οπτικές εφαρμογές διότι προσθέτουν θόρυβο και περιορίζουν την ακρίβεια της κατεύθυνσης του κύριου λοβού, περιορίζοντας έτσι το μέγιστο επιτεύξιμο οπτικό πεδίο (FoV).

Θα αναλύσουμε ακολούθως την επίδραση των παραπάνω στοιχείων στο διάγραμμα ακτινοβολίας μιας χωρικά ομοιόμορφης γραμμικής στοιχειοκεραίας.

Διάγραμμα ακτινοβολίας μοναδιαίου εκπομπού Το διάγραμμα ακτινοβολίας του μοναδιαίου εκπομπού θεωρείται ίδιο για κάθε στοιχείο του OPA. Υποθέτουμε ότι ακολουθεί γκαουσιανή κατανομή (*Gaussian function*) με γωνιακό εύρος στα 3 dB ίσο με 25.9° , όπως εμφανίζεται στο Σχήμα 2.10.



Σχήμα 3.11: Διάγραμμα ακτινοβολίας μοναδιαίου ακτινοβολητή με εύρος ημίσειας ισχύος 25.9 μοίρες

3.3.3 Συχνότητα Λειτουργίας

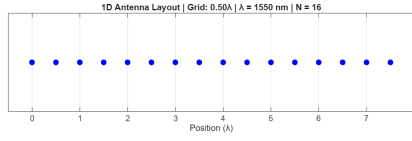
Για να μελετήσουμε την επίδραση της συχνότητας λειτουργίας μιας χωρικά ομοιόμορφης γραμμικής στοιχειοκεραίας, θα εξετάσουμε OPA 16 στοιχείων, με απόσταση μεταξύ διαδοχικών στοιχείων $d = 775nm$ σε μήκος κύματος $\lambda = 1550nm$ και $\lambda = 790nm$, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.12. Παρατηρώντας τα διαγράμματα ακτινοβολίας στο Σχήμα 3.13 συμπεραίνουμε ότι αυξάνοντας την συχνότητα λειτουργίας, δηλαδή μειώνοντας το μήκος κύματος από $\lambda = 1550nm$ σε $\lambda = 790nm$, τα grating lobes πληθαίνουν και πλησιάζουν τον κεντρικό λοβό. Αυτό συμβαίνει διότι για σταθερές φυσικές αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων, μεταβάλλοντας τη συχνότητα λειτουργίας, αλλάζουν οι ηλεκτρικές αποστάσεις μεταξύ τους. Στην προκειμένη το spacing $d = 775nm$ αντιστοιχεί σε $\lambda/2$ στα $\lambda = 1550nm$, ενώ στα $\lambda = 790nm$ ισούται με $d = 0.981\lambda$. Επομένως, η μεταβολή της συχνότητας έχει αντίστοιχη επίδραση με τη μεταβολή των spacings μεταξύ των στοιχείων της κεραίας.

Επομένως, όσο αυξάνεται η συχνότητα λειτουργίας της στοιχειοκεραίας :

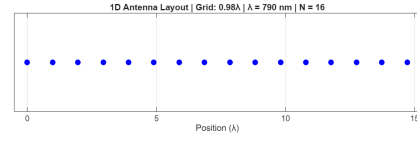
- Το SLSR μειώνεται.
- Το FWHM μειώνεται, επειδή ο κύριος λοβός γίνεται πιο στενός.
- Το FoV μειώνεται, καθώς οι grating lobes πλησιάζουν σταδιακά όλο και περισσότερο τον κύριο λοβό.
- Το MLPF μειώνεται, επειδή η ηλεκτρική απόσταση των στοιχείων αυξάνεται και ως αποτέλεσμα περισσότερη ισχύς διοχετεύεται στους πλευρικούς λοβούς.

Πίνακας 3.1: Επιδόσεις OPA για $d = 775 nm$ και $N = 16$ για δύο μήκη κύματος

λ (nm)	SLSR (dB)	FWHM	MLPF
1550	13.62	6.31°	0.931
790	13.27	3.23°	0.904

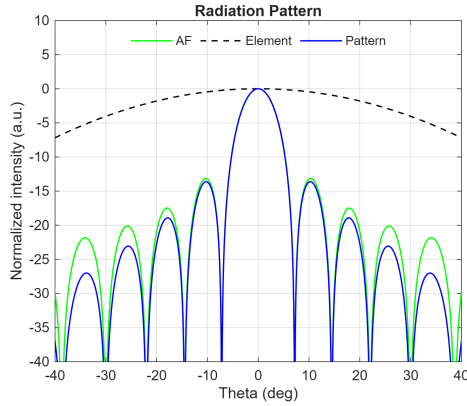


i: Γεωμετρική διάταξη OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 1550nm$.

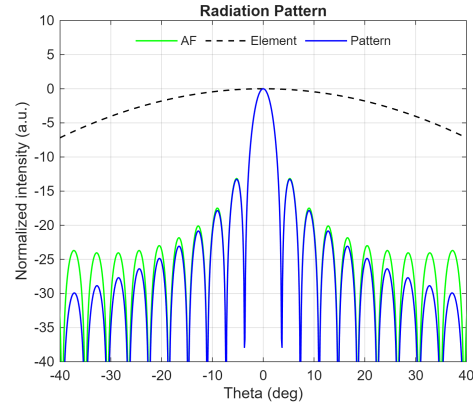


ii: Γεωμετρική διάταξη OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 790nm$.

Σχήμα 3.12: Γεωμετρικές διατάξεις OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 1550nm$ και $\lambda = 790nm$.



i: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 1550nm$.



ii: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 790nm$.

Σχήμα 3.13: Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με $dx = 775nm$ σε $\lambda = 1550nm$ και $\lambda = 790nm$.

3.3.4 Γεωμετρική Διάταξη

Για να μελετήσουμε την επίδραση της διάταξης των στοιχείων μιας χωρικά ομοιόμορφης γραμμικής στοιχειοκεραίας, δηλαδή της απόστασης μεταξύ διαδοχικών ακτινοβολητών, θα εξετάσουμε OPA 16 στοιχείων, σε μήκος κύματος $\lambda = 1550nm$ και θα μεταβάλλουμε σταδιακά τις αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων. Τα αποτελέσματα των παραπάνω προσομοιώσεων εμφανίζονται στα Σχήματα 3.14, 3.15. Οι αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων ξεκινάνε από 0.5λ μέχρι 10λ . Συγκρίνοντας τα διαγράμματα (i), (ii) και (iii), που αντιστοιχούν σε spacing 0.5λ , λ και 1.5λ , βλέπουμε ότι όσο μεγαλώνει το spacing, ο κύριος λοβός στενεύει και εμφανίζονται περισσότεροι πλευρικοί λοβοί. Αυτή την απόκριση του διαγράμματος ακτινοβολίας παρατηρούμε και βάσει των τιμών FWHM και MLPF στον Πίνακα 3.2 για $d = 0.5\lambda$, $d = \lambda$ και $d = 1.5\lambda$. Αξίζει να σημειωθεί ότι το εύρος του κύριου λοβού υποδιπλασιάζεται όταν μεταβάλλουμε το pitch από 0.5λ σε λ . Αυξάνοντας περισσότερο το spacing παρατηρούμε ότι πέραν των πλευρικών λοβών, εμφανίζονται και αντίγραφα του κύριου λοβού ακτινοβολίας εκατέρωθεν αυτού, τα οποία ονομάζονται grating lobes, όπως βλέπουμε στο διάγραμμα (iv) με spacing 2λ . Συγκρίνοντας στην συνέχεια τα διαγράμματα (v)-(x) παρατηρούμε ότι αυξάνοντας περαιτέρω το spacing, τα grating lobes πλησιάζουν τον κεντρικό λοβό και πληθαίνουν, ενώ ο κεντρικός λοβός εξακολουθεί να στενεύει.

Επομένως, όσο αυξάνεται το pitch των στοιχείων της κεραίας :

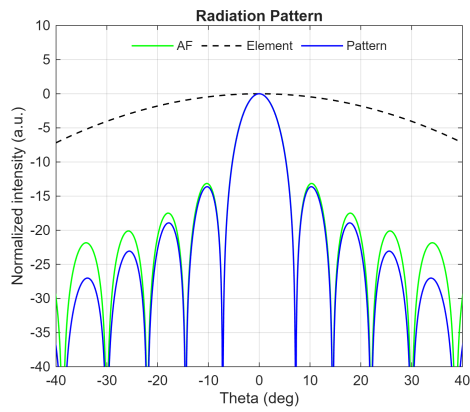
- Το SLSR μειώνεται, λόγω της εμφάνισης των grating lobes, οι οποίοι είναι πολύ υψηλότεροι από τους πλευρικούς λοβούς που εμφανίζονται στο Σχήμα 2.8-(i).
- Το FWHM μειώνεται, επειδή ο κύριος λοβός γίνεται πιο στενός.
- Το FoV μειώνεται, καθώς οι grating lobes πλησιάζουν σταδιακά όλο και περισσότερο τον

κύριο λοβό.

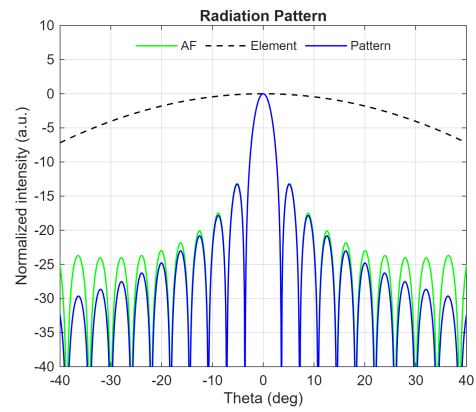
- Το MLPF μειώνεται όσο αυξάνεται το spacing, επειδή περισσότερη ισχύς διοχετεύεται στους πλευρικούς λοβούς.

Πίνακας 3.2: Μεταβολή SLSR, FWHM και FoV για διαφορετικά spacings

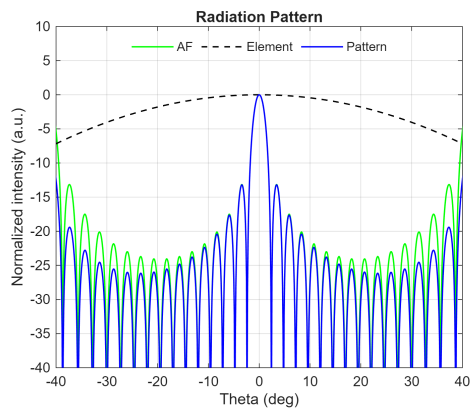
Spacing	SLSR (dB)	FWHM	MLPF
0.5λ	13.62	6.31°	0.9311
1.0λ	13.27	3.17°	0.8982
1.5λ	7.82	2.11°	0.6270
2.0λ	4.04	1.57°	0.4709
2.5λ	2.50	1.27°	0.3752
3.0λ	1.71	1.05°	0.3136
3.5λ	1.24	0.89°	0.2682
4.0λ	0.95	0.79°	0.2350
5.0λ	0.63	0.63°	0.1880
10.0λ	0.32	0.31°	0.0940



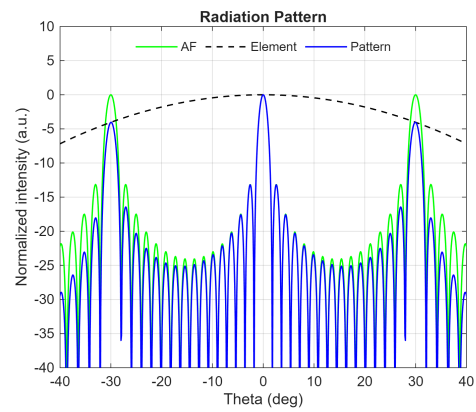
i: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 0.5λ



ii: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση λ

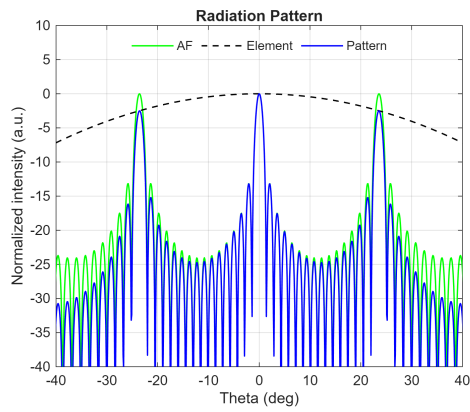


iii: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 1.5λ

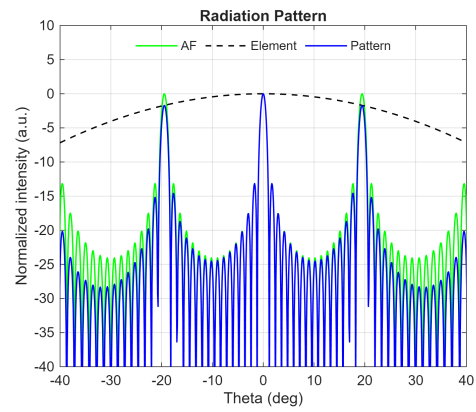


iv: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 2λ

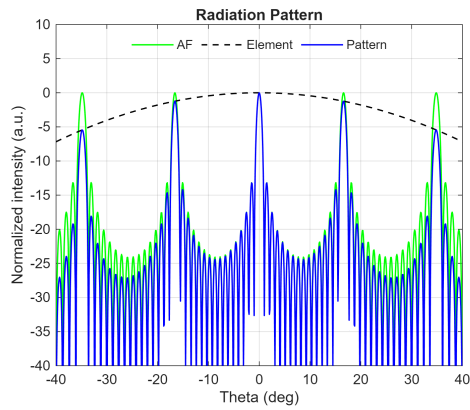
Σχήμα 3.14: Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων για μικρές αποστάσεις ($0.5\lambda - 2\lambda$).



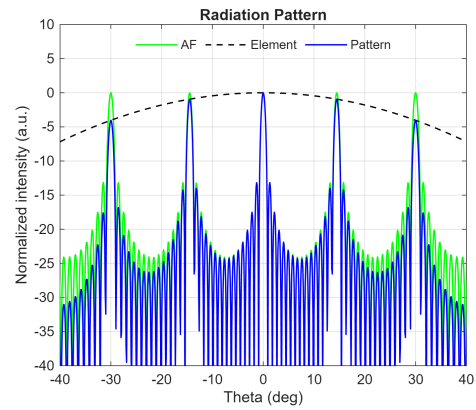
v: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 2.5λ



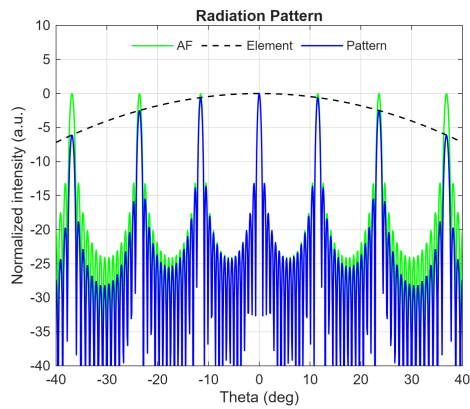
vi: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 3λ



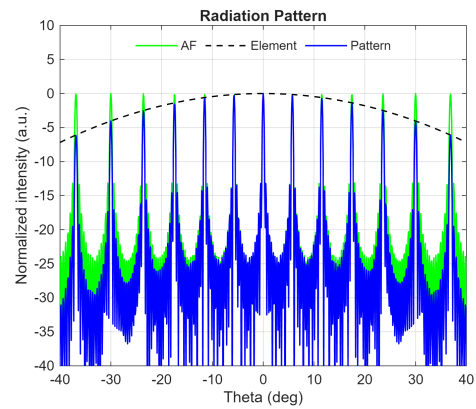
vii: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 3.5λ



viii: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 4λ



ix: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 5λ



x: Διάγραμμα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων με απόσταση 10λ

Σχήμα 3.14: Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA 16 στοιχείων για μεγαλύτερες αποστάσεις ($2.5\lambda - 10\lambda$).

3.3.5 Πλήθος Στοιχείων

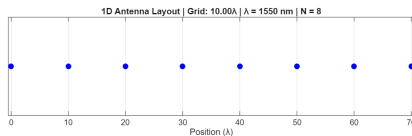
Για να μελετήσουμε την επίδραση του πλήθους των στοιχείων μιας χωρικά ομοιόμορφης γραμμικής στοιχειοκεραίας στο διάγραμμα ακτινοβολίας, θα εξετάσουμε OPA με spacing $d = 10\lambda$ σε μήκος κύματος $\lambda = 1550\text{nm}$ και θα μεταβάλλουμε σταδιακά το πλήθος από $N = 8$ έως $N = 64$, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.15. Τα διαγράμματα ακτινοβολίας του κάθε OPA εμφανίζονται στο Σχήμα 3.16. Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται το πλήθος των στοιχείων, τα grating lobes παραμένουν στις ίδιες θέσεις στο διάγραμμα ακτινοβολίας και ο κεντρικός λοβός γίνεται πιο λεπτός. Εξετάζοντας τον Πίνακα 3.3 παρατηρούμε ότι όσο αυξάνουμε το πλήθος των στοιχείων, το FWHM μειώνεται, ενώ το MLPF και το SLSR αυξάνονται.

Επομένως, όσο πληθαίνουν οι ακτινοβολητές της στοιχειοκεραίας :

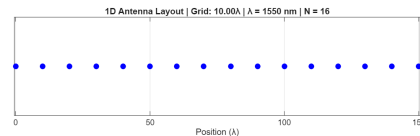
- Το SLSR αυξάνεται, επειδή η ένταση του κύριου λοβού αυξάνει λόγω μεγαλύτερης ολικής ισχύος που συνεισφέρουν περισσότερα στοιχεία. Οι πλευρικοί λοβοί παραμένουν στις ίδιες θέσεις αλλά η σχετική τους ισχύς μειώνεται σε σχέση με τον κύριο λοβό.
- Το FWHM μειώνεται, επειδή ο κύριος λοβός γίνεται πιο στενός επειδή το άνοιγμα της κεραίας μεγαλώνει.
- Το FoV δεν βελτιώνεται σημαντικά, καθώς οι grating lobes παραμένουν στις ίδιες θέσεις.
- Το MLPF αυξάνεται καθώς η ισχύς στον κύριο λοβό αυξάνει και οι σχετικές απώλειες στους πλευρικούς λοβούς μειώνονται. Συνεπώς, το MLPF αυξάνεται ελαφρά, αφού περισσότερα στοιχεία συγκεντρώνουν περισσότερη ισχύ στον κύριο λοβό.

Πίνακας 3.3: Μεταβολή SLSR, FWHM και MLPF για διαφορετικό αριθμό στοιχείων με $d = 10\lambda$, $\lambda = 1550\text{nm}$

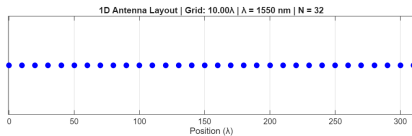
N elements	SLSR (dB)	FWHM	MLPF
8	0.19	0.63°	0.094
16	0.32	0.31°	0.094
32	0.83	0.15°	0.095
64	3.05	0.11°	0.132



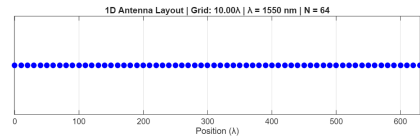
i: OPA 8 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$



ii: OPA 16 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$

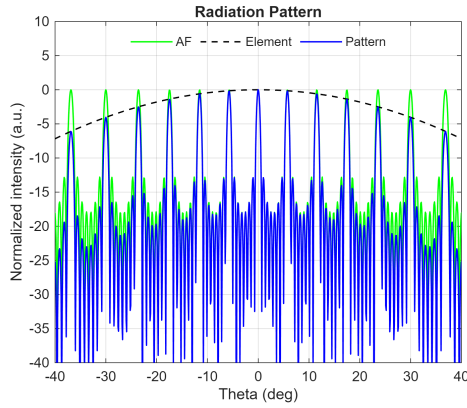


iii: OPA 32 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$

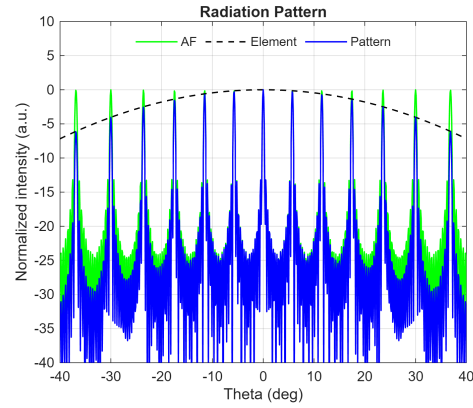


iv: OPA 64 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$

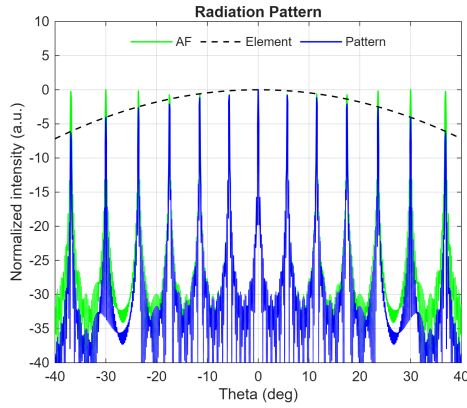
Σχήμα 3.15: Γεωμετρικές διατάξεις OPA με διαφορετικό πλήθος στοιχείων και $dx = 10\lambda$.



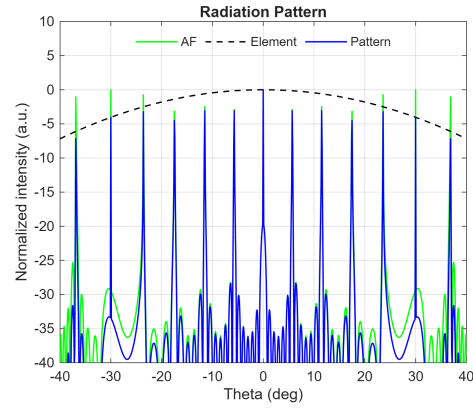
i: OPA 8 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$



ii: OPA 16 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$



iii: OPA 32 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$



iv: OPA 64 στοιχείων με μεταξύ τους απόσταση 10λ σε μήκος κύματος $\lambda=1550\text{nm}$

Σχήμα 3.16: Διαγράμματα ακτινοβολίας OPA με διαφορετικό πλήθος στοιχείων και $dx = 10\lambda$.

3.4 Προκλήσεις

Στις οπτικές στοιχειοκεραίες είναι δύσκολο να τοποθετήσουμε τα στοιχεία ηλεκτρικά κοντά ($d = \lambda/2$), λόγω της υψηλής συχνότητας λειτουργίας. Στα $\lambda = 1550\text{nm}$ δεν είναι εφικτό τα στοιχεία να τοποθετηθούν σε απόσταση $\lambda = 775\text{nm}$, καθώς μια τέτοια τοποθέτηση θα προκαλούσε σύζευξη ισχύος των διπλανών κυματοδηγών. Για τον λόγο αυτό, τα στοιχεία τοποθετούνται σε απόσταση πολλαπλάσια του μήκους κύματος, με αποτέλεσμα τη δημιουργία grating lobes, όπως είδαμε προηγουμένως.

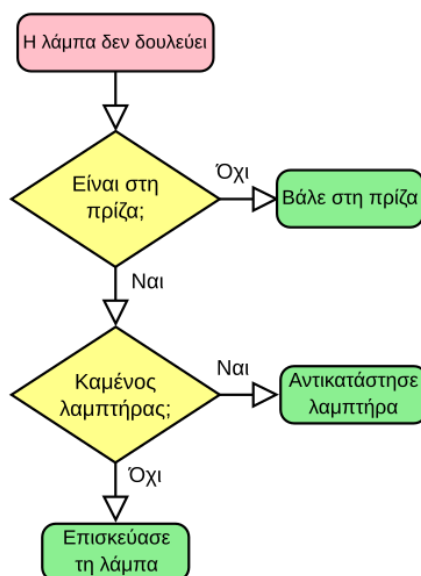
Οι λοβοί αυτοί στο διάγραμμα ακτινοβολίας είναι ανεπιθύμητοι σε εφαρμογές τηλεπισκόπησης (LiDAR) και τηλεπικοινωνιών, επομένως θέλουμε να καταπιέσουμε τα grating lobes. Ένας τρόπος να το πετύχουμε αυτό συνιστά η μη περιοδική τοποθέτηση των ακτινοβολτών μιας στοιχειοκεραίας, ώστε να πετύχουμε αναμενόμενη συμβολή στα σημεία ενδιαφέροντος. Η επιλογή των σημείων τοποθέτησης των ακτινοβολητών μιας μη περιοδικής στοιχειοκεραίας θα μελετηθεί παρακάτω με τη χρήση αλγορίθμων βελτιστοποίησης. Όμως, υπάρχουν και άλλες μέθοδοι πέραν των αλγορίθμων βελτιστοποίησης. Η απόσταση μεταξύ γειτονικών κυματοδηγών θα μπορούσε να ακολουθεί μια συνάρτηση με ντετερμινιστικό τρόπο. Εναλλακτικά, αν δύο γειτονικοί κυματοδηγοί έχουν διαφορετικό δείκτη διάθλασης, ελαττώνεται η σύζευξη ισχύος μεταξύ τους. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί αν οι δύο κυματοδηγοί έχουν διαφορετική γεωμετρία [18].

Κεφάλαιο 4

Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης

4.1 Αλγόριθμοι

Αλγόριθμος είναι μια πεπερασμένη και σαφώς καθορισμένη ακολουθία βημάτων ή εντολών που εκτελούνται με σκοπό την επίλυση ενός προβλήματος ή την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας. Η λέξη αλγόριθμος προέρχεται από μία διατριβή του Πέρση μαθηματικού Μοχάμεντ ιμπν Μουσά αλ-Χουαρίζμι, η οποία περιείχε συστηματικές τυποποιημένες λύσεις αλγεβρικών προβλημάτων και αποτελεί ίσως την πρώτη πλήρη πραγματεία άλγεβρας. Έτσι η λέξη αλγόριθμος καθιερώθηκε αργά τα επόμενα χίλια χρόνια με την έννοια «συστηματική διαδικασία αριθμητικών χειρισμών». [38]

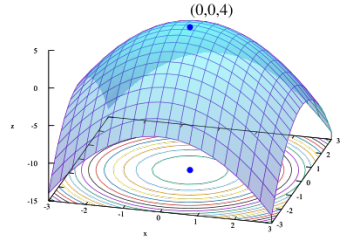


Σχήμα 4.1: Ένα απλό διάγραμμα ροής, το οποίο απεικονίζει τον αλγόριθμο ελέγχου και επισκευής μιας λάμπας η οποία δεν δουλεύει [38]

4.2 Βελτιστοποίηση

Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων τιμών για τις συγκεκριμένες παραμέτρους ενός δοθέντος συστήματος, ώστε να ικανοποιούνται όλες οι απαιτήσεις σχεδιασμού λαμβάνοντας παράλληλα

υπόψη το χαμηλότερο δυνατό κόστος, ονομάζεται βελτιστοποίηση [10].



Σχήμα 4.2: Πρόβλημα εύρεσης ολικού μεγίστου επιφάνειας [37]

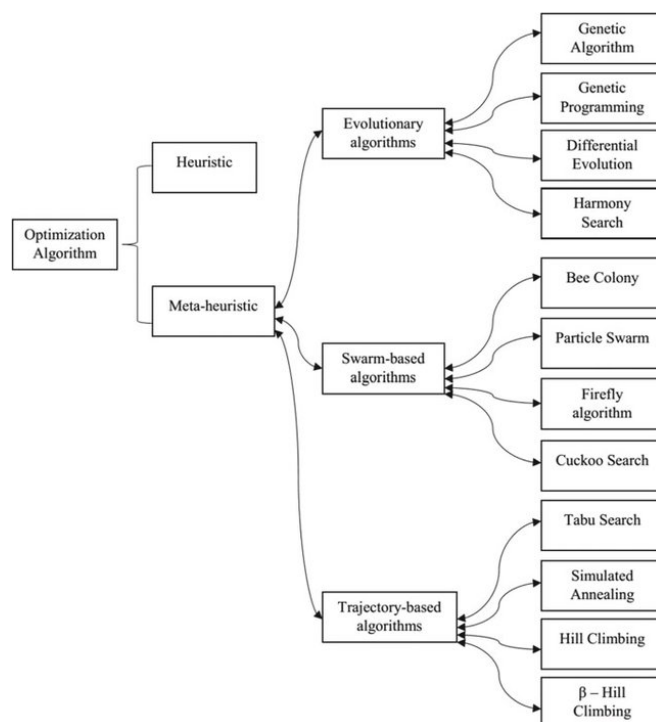
Οι ταχείες εξελίξεις στην επιστήμη και την τεχνολογία την τελευταία δεκαετία έχουν αυξήσει σημαντικά την πολυπλοκότητα των πραγματικών προβλημάτων βελτιστοποίησης, γεγονός που ενισχύει την ανάγκη ανάπτυξης αποτελεσματικών και υπολογιστικά ταχύτατων αλγορίθμων βελτιστοποίησης. Το αρχικό βήμα σε κάθε διαδικασία βελτιστοποίησης είναι η διατύπωση μιας συνάρτησης στόχου (objective function), η οποία μπορεί να υπόκειται σε μεγιστοποίηση ή ελαχιστοποίηση. Μόλις διαμορφωθεί το πρόβλημα βελτιστοποίησης, απαιτείται η εφαρμογή κατάλληλου αλγορίθμου βελτιστοποίησης για την ενδεδειγμένη αναζήτηση των μεταβλητών που οδηγούν στην επίτευξη της βέλτιστης δυνατής λύσης [28]. Ακολουθεί η μαθηματική αναπαράσταση ενός προβλήματος βελτιστοποίησης.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} &= (x_1, x_2, \dots, x_D) \\ \text{s.t. } h_k(\mathbf{x}) &= 0, \quad k = 1, 2, \dots, K, \\ g_l(\mathbf{x}) &\geq 0, \quad l = 1, 2, \dots, L, \\ \text{lb}_j &\leq x_j \leq \text{ub}_j, \quad j = 1, 2, \dots, D \end{aligned} \quad (4.1)$$

Όπου $f(\mathbf{x})$ είναι η συνάρτηση αντικειμενικού σκοπού που πρέπει να βελτιστοποιηθεί, και D, L και K αντιπροσωπεύουν τον αριθμό των διαστάσεων (μεταβλητών), των ανισοτικών περιορισμών και των ισοτικών περιορισμών, αντίστοιχα. Οι ub_j και lb_j δηλώνουν τα άνω και κάτω όρια της μεταβλητής x_j στη διάσταση j .

4.3 Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης

Τα προβλήματα βελτιστοποίησης μπορούν να επιλυθούν με ντετερμινιστικές ή στοχαστικές μεθόδους. Ο γραμμικός και ο μη γραμμικός προγραμματισμός αποτελούν δύο από τις κυριότερες ντετερμινιστικές μεθόδους. Ωστόσο, αυτές οι συμβατικές ντετερμινιστικές μέθοδοι ενδέχεται να συγκλίνουν σε τοπικά ακρότατα. Για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί των ντετερμινιστικών μεθόδων, μπορούν να εφαρμοστούν μεταερευτικοί αλγόριθμοι (meta-heuristic algorithms) ως στοχαστική προσέγγιση για την επίλυση πολύπλοκων πραγματικών προβλημάτων βελτιστοποίησης. Οι μεταερευτικοί αλγόριθμοι έχουν σταθερή απόδοση σε διάφορα προβλήματα βελτιστοποίησης σε πολλούς τομείς, όπως η ασύρματη επικοινωνία και η τεχνητή νοημοσύνη. Τα κύρια πλεονεκτήματα των μεταερευτικών αλγορίθμων είναι η απλότητα, η ευελιξία, η ικανότητά τους να αποφεύγουν τοπικά ακρότατα και η μη ανάγκη παραγωγών για την εύρεση λύσεων. Υπάρχουν πολλές κατηγορίες μεταερευτικών αλγορίθμων (βλ. Σχήμα 4.3). Στην συνέχεια θα εξετάσουμε λεπτομερώς τον Γενετικό Αλγόριθμο (Genetic Algorithm) και τον Αλγόριθμο Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm).

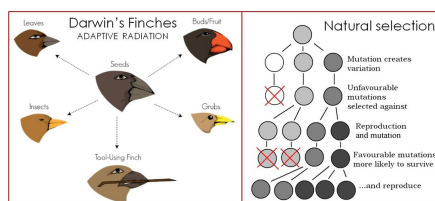


Σχήμα 4.3: Κατηγοριοποίηση Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης [6]

4.4 Γενετικός Αλγόριθμος

4.4.1 Εισαγωγή

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι μια τεχνική ευριστικής αναζήτησης και βελτιστοποίησης, βασισμένη στην δαρβινική αρχή της εξέλιξης μέσω της φυσικής επιλογής. Αξιοποιεί γενικευμένες αρχές της εξέλιξης για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων βελτιστοποίησης. Για να το πετύχει αυτό, χρησιμοποιεί έναν πληθυσμό από χρωμοσώματα. Το καθένα από αυτά συνιστά μια πιθανή λύση του αλγορίθμου με μια τιμή καταλληλότητας (fitness value), η οποία υποδεικνύει πόσο καλή είναι η δεδομένη λύση. [23] Προτάθηκαν αρχικά από τον John Holland [15] σαν μέσο επίλυσης υπολογιστικά αδύνατων προβλημάτων. Αρχικός του στόχος ήταν η μελέτη του φαινομένου της φυσικής επιλογής και η ανάπτυξη μεθόδων ένταξης προσαρμοστικών μηχανισμών σε υπολογιστικά συστήματα [24]



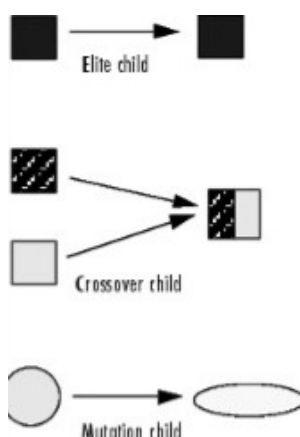
Σχήμα 4.4: Αναπαράσταση διαδικασίας φυσικής επιλογής [39]

4.4.2 Δομή

Όπως αναφέραμε και παραπάνω, ο γενετικός αλγόριθμος διαχειρίζεται έναν πληθυσμό από χρωμοσώματα, τα οποία είναι διανυσματικές αναπαραστάσεις λύσεων του προβλήματος βελτι-

στοποίησης. Το κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από ένα σύνολο κωδικοποιημένων τιμών, οι οποίες ονομάζονται αλληλόμορφα (allele) [23]. Η κωδικοποίηση καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο αναπαρίστανται οι υποψήφιες λύσεις (χρωμοσώματα) σε έναν Γενετικό Αλγόριθμο. Η κλασική μορφή κωδικοποίησης που προτείνει και ο Holland είναι η διαδυκή, στην οποία κάθε χρωμόσωμα αναπαρίστανται σαν μια ακολουθία διαδυκών ψηφίων [15]. Σε προβλήματα συνεχούς βελτιστοποίησης, χρησιμοποιείται συχνά αριθμητική κωδικοποίηση, όπου κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από πραγματικούς αριθμούς.

Το σύνολο των χρωμοσωμάτων ονομάζεται πληθυσμός. Αν το μέγεθος του πληθυσμού (Population Size) είναι N_{pop} και κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από n μεταβλητές, τότε ο πληθυσμός είναι ένας πίνακας $N_{pop} \times n$. Ο Αρχικός Πληθυσμός (Initial Population) μπορεί να είναι τυχαίος, είτε ορισμένος. Σε κάθε επανάληψη, ο αλγόριθμος μεταβάλλει τον πληθυσμό αυτό δημιουργώντας έναν καινούριο. Κάθε νέος πληθυσμός ονομάζεται γενιά. [20]. Η βασική αρχή λειτουργίας του αλγορίθμου είναι ότι τα καλύτερα προσαρμοσμένα μέλη του πληθυσμού θα έχουν περισσότερους απογόνους από τα λιγότερα προσαρμοσμένα μέλη.



Σχήμα 4.5: Τρόποι δημιουργίας νέου πληθυσμού [20]

Οι θεμελιώδεις τελεστές ενός ΓΑ (Γενετικού Αλγορίθμου) είναι :

- Η Επιλογή (Selection)
- Η Διασταύρωση (Crossover)
- Η Μετάλλαξη (Mutation)
- Η Διατήρηση της Ελίτ (Elitism)

Ο τελεστής της Επιλογής διαλέγει ποια χρωμοσώματα από τον πληθυσμό θα αναπαραχθούν, σύμφωνα με την τιμή προσαρμοστικότητας τους. Αυτός της διασταύρωσης επιλέγει τυχαία ένα σημείο (locus) και ανταλλάσσει τις ακολουθίες πριν και μετά από αυτό το σημείο μεταξύ δύο χρωμοσωμάτων, ώστε να δημιουργηθούν δύο απόγονοι. Ο τελεστής της Μετάλλαξης αλλάζει τυχαία κάποια σημεία των χρωμοσωμάτων [24].

Η μετάλλαξη παρέχει γενετική ποικιλότητα και επιτρέπει στον γενετικό αλγόριθμο να εξερευνήσει έναν ευρύτερο χώρο αναζήτησης [20]. Η επιλογή ελίτ χρωμοσωμάτων (elitism) μπορεί να θεωρηθεί και αυτή ως τελεστής ενός γενετικού αλγορίθμου. Η λειτουργία της είναι η διατήρηση ενός αριθμού χρωμοσωμάτων με τη μεγαλύτερη τιμή προσαρμοστικότητας από τον τρέχοντα πληθυσμό στην επόμενη γενιά, εξασφαλίζοντας ότι οι καλύτερες λύσεις δεν θα χαθούν [2]. Αξίζει να σημειωθεί πως ο τελεστής της επιλογής δρα στο σύνολο του πληθυσμού, ενώ οι τελεστές που προκαλούν μεταβολές - δηλαδή ο τελεστής διασταύρωσης και μετάλλαξης - δρουν σε επίπεδο χρωμοσώματος [8]. Μία κοινή μέθοδος επιλογής στους Γενετικούς Αλγορίθμους είναι η επιλογή ανάλογα με την καταλληλότητα (fitness-proportionate selection), στην οποία ο αριθμός των φορών που αναμένεται να αναπαραχθεί ένα άτομο είναι ίσος με την καταλληλότητά του διαιρεμένη με τον μέσο όρο των

καταλληλοτήτων στον πληθυσμό. Αυτό είναι ισοδύναμο με αυτό που οι βιολόγοι αποκαλούν «επιλογή βιωσιμότητας» (viability selection)[24]. Ακολουθεί η γενική δομή ενός γενετικού αλγορίθμου.

1. Ξεκινάει με έναν αρχικό πληθυσμό, τυχαίο ή ορισμένο από εμάς, μεγέθους $N_{pop} \times n$.
2. Υπολογίζει την τιμή προσαρμοστικότητας $f(x)$ για κάθε χρωμόσωμα x του πληθυσμού.
3. Επαναλαμβάνει τα παρακάτω μέχρι να δημιουργηθούν N_{pop} απογόνους.
 - α'. Επιλέγει ένα ζευγάρι χρωμοσωμάτων - γονέων από τον τρέχοντα πληθυσμό, η πιθανότητα επιλογής ενός χρωμοσώματος είναι ανάλογη της τιμής προσαρμοστικότητας. Με πιθανότητα διασταύρωσης p_c διασταυρώνει το ζεύγος σε ένα τυχαία επιλεγμένο σημείο για να δημιουργήσει δύο απογόνους. Αν η διασταύρωση δεν πραγματοποιηθεί, οι απόγονοι είναι ακριβή αντίγραφα των γονέων τους.
 - β'. Μεταλλάσσει τους δύο απογόνους σε κάθε σημείο με πιθανότητα μετάλλαξης p_m και έπειτα τους τοποθετεί στον νέο πληθυσμό. Αν το N_{pop} είναι περιττος αριθμός, τότε ένα μέλος του νέου πληθυσμού μπορεί να αφαιρεθεί τυχαία.
4. Επιλέγει τα ελίτ άτομα από τον τρέχοντα πληθυσμό.
5. Αντικαθιστά τον τρέχοντα πληθυσμό με τον νέο πληθυσμό.
6. Επιστρέφει στο βήμα 3 μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού.

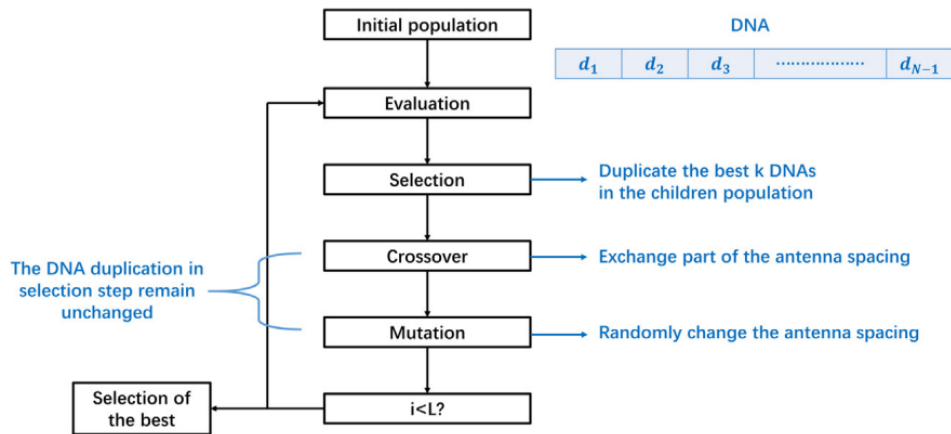


Fig. 5. The flowchart of GA.

Σχήμα 4.6: Διάγραμμα ροής γενετικού αλγορίθμου [30].

4.4.3 Παράμετροι του Γενετικού Αλγορίθμου

Σε ένα δεδομένο πρόβλημα βελτιστοποίησης η απόδοση ενός ΓΑ εξαρτάται σημαντικά από τον ορισμό των παραμέτρων του. Βασικές παράμετροι ενός γενετικού αλγορίθμου είναι το μέγεθος του πληθυσμού, η πιθανότητα διασταύρωσης p_c , η πιθανότητα μετάλλαξης p_m και τα κριτήρια

σύγκλισης που ορίζουμε. Οι παράμετροι αυτές αλληλεπιδρούν μεταξύ τους με μη γραμμικό τρόπο, επομένως η βελτιστοποίηση τους πρέπει να γίνει συνολικά. Έχουν πραγματοποιηθεί μελέτες που χρησιμοποιούν γενετικούς αλγόριθμους για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων του γενετικού αλγόριθμου, καθώς συνιστά ένα πρόβλημα αυξημένης πολυπλοκότητας. [24] Παρακάτω θα αναφέρουμε ορισμένα πειραματικά ευρήματα σχετικά με την ευνοϊκότερη παραμετροποίηση του ΓΑ.

Μέγεθος Πληθυσμού

Το μέγεθος του πληθυσμού (N_{pop}) αποτελεί μία από τις πιο κρίσιμες παραμέτρους σε έναν γενετικό αλγόριθμο, καθώς επηρεάζει τόσο την ποιότητα της λύσης όσο και τον χρόνο υπολογισμού. Ένας συνηθισμένος εμπειρικός κανόνας είναι ότι το μέγεθος του πληθυσμού πρέπει να είναι ανάλογο με τον αριθμό των μεταβλητών βελτιστοποίησης. Συγκεκριμένα, προτείνεται [11]:

$$N_{pop} \approx 5n \text{ έως } 10n$$

όπου n είναι ο αριθμός των μεταβλητών. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται ότι ο αλγόριθμος καλύπτει ικανοποιητικά τον χώρο αναζήτησης.

Για δυαδική κωδικοποίηση, έχει προταθεί ότι το μέγεθος πληθυσμού πρέπει να είναι τουλάχιστον διπλάσιο από τον αριθμό των μεταβλητών, ώστε να αντιπροσωπεύονται επαρκώς οι διαφορετικοί πιθανοί συνδυασμοί [11]. Σε πρακτικές εφαρμογές βελτιστοποίησης, χρησιμοποιούνται συχνά πληθυσμοί μεγέθους 50 έως 200 ατόμων, ανεξάρτητα από τον αριθμό των μεταβλητών, ώστε να επιτευχθεί μία ισορροπία μεταξύ εξερεύνησης και υπολογιστικού κόστους [2].

Τέλος, σε προβλήματα μεγάλης διάστασης, όπου ο αριθμός των μεταβλητών είναι ιδιαίτερα υψηλός, χρησιμοποιούνται προσαρμοστικές τεχνικές που μεταβάλλουν δυναμικά το μέγεθος του πληθυσμού ανάλογα με τη σύγκλιση του αλγόριθμου [12].

Πιθανότητα Διασταύρωσης (Crossover Rate)

Το ποσοστό διασταύρωσης καθορίζει την πιθανότητα εφαρμογής της διασταύρωσης ενός ζευγαριού γονέων σε ένα τυχαία επιλεγμένο σημείο και αποτελεί μια από τις σημαντικότερες παραμέτρους σε έναν γενετικό αλγόριθμο. Η διασταύρωση είναι ο κύριος μηχανισμός με τον οποίο ο αλγόριθμος συνδυάζει γενετική πληροφορία από διαφορετικά μέλη του πληθυσμού για να παράξει νέους απογόνους, και ως εκ τούτου η τιμή του ποσοστού επηρεάζει άμεσα τη διαφοροποίηση και την εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης [23, 24].

Συνήθως συνιστάται υψηλό ποσοστό διασταύρωσης, π.χ. 0,8 έως 0,95, ώστε να προαχθεί η ανταλλαγή γενετικής πληροφορίας και η δημιουργία νέων, πιθανά καλύτερων λύσεων [20]. Εάν το ποσοστό διασταύρωσης είναι πολύ χαμηλό, ο αλγόριθμος μπορεί να βασίζεται υπερβολικά στη μετάλλαξη για τη δημιουργία νέων λύσεων, κάτι που συχνά οδηγεί σε πιο αργή σύγκλιση και περιορισμένη εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης.

Επιπλέον, η επιλογή του ποσοστού διασταύρωσης πρέπει να λαμβάνει υπόψη τη δομή του προβλήματος και το μέγεθος του πληθυσμού. [24, 23].

Τέλος, οι πρακτικές υλοποιήσεις σε λογισμικά όπως το MATLAB συνιστούν τη ρύθμιση του crossover rate σε υψηλές τιμές για τη μεγιστοποίηση της εξερεύνησης, ενώ η ακριβής τιμή μπορεί να βελτιστοποιηθεί εμπειρικά ανάλογα με το συγκεκριμένο πρόβλημα [20].

Πιθανότητα Μετάλλαξης

Ο ρόλος της πιθανότητας μετάλλαξης είναι η εισαγωγή γενετικής ποικιλότητας στον πληθυσμό, ώστε να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση σε τοπικά βέλτιστα και να ενισχυθεί η εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης [24, 23].

Ο τελεστής μετάλλαξης εφαρμόζεται σε ένα άτομο του πληθυσμού, μεταβάλλοντας τυχαία μία ή περισσότερες τιμές αλληλομόρφων (alleles). Στην περίπτωση των χρωμοσωμάτων που αναπαρίστανται με δυαδικές συμβολοσειρές (bit-strings), η συνηθέστερη μορφή μετάλλαξης είναι η αντιστροφή (bit-flip mutation), όπου κάθε θέση του χρωμοσώματος έχει πιθανότητα p_m να αλλάξει τιμή, δηλαδή από 0 σε 1 ή αντίστροφα [11].

Η επιλογή της πιθανότητας μετάλλαξης είναι κρίσιμη: πολύ χαμηλή τιμή μπορεί να οδηγήσει σε περιορισμένη ποικιλία και παγίδευση σε τοπικά βέλτιστα, ενώ πολύ υψηλή τιμή μπορεί να προκαλέσει τυχαία αναζήτηση χωρίς ουσιαστική σύγκλιση. Τυπικά, η πιθανότητα μετάλλαξης κυμαίνεται σε μικρές τιμές, όπως 0.001 έως 0.05, ανάλογα με το μέγεθος του πληθυσμού και το πρόβλημα βελτιστοποίησης [8, 20].

Κριτήρια Τερματισμού

Ο τερματισμός ενός Γενετικού Αλγορίθμου μπορεί να βασιστεί σε διάφορα κριτήρια, τα οποία εξαρτώνται από τη φύση του προβλήματος και τον διαθέσιμο υπολογιστικό χρόνο. Στη βιβλιογραφία [24, 8, 23] συναντώνται συνήθως τα ακόλουθα:

1. **Μέγιστος αριθμός γενεών (Maximum number of generations)**

Ο αλγόριθμος τερματίζει όταν φτάσει σε ένα προκαθορισμένο πλήθος γενεών. Μια συνήθης τιμή που χρησιμοποιείται είναι $100 \times n$, όπου n είναι ο αριθμός των αλληλόμορφων του κάθε γονιδίου.

2. **Όριο υπολογιστικού χρόνου (Computation time limit)**

Ο αλγόριθμος σταματάει αν ξεπεράσει ένα προκαθορισμένο χρονικό όριο.

3. **Στασιμότητα πληθυσμού (Stalling Tolerance)**

Αν η καλύτερη τιμή προσαρμοστικότητας δεν βελτιωθεί μετά από έναν αριθμό διαδοχικών γενεών, θεωρείται ότι ο πληθυσμός έχει συγκλίνει.

4. **Κατώφλι ποιότητας λύσης (Fitness Limit)**

Ο τερματισμός γίνεται όταν βρεθεί λύση που ξεπερνάει ένα προκαθορισμένο επίπεδο ποιότητας. Αν η τιμή προσαρμοστικότητας είναι μικρότερη ίση του ορίου που θέτουμε, ο αλγόριθμος σταματάει [20].

Η επιλογή του κατάλληλου κριτηρίου τερματισμού εξαρτάται από τις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος. Για παράδειγμα, σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου προτιμάται το κριτήριο χρόνου, ενώ σε προβλήματα βελτιστοποίησης με υψηλή ακρίβεια προτιμάται το κατώφλι ποιότητας.

4.4.4 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα του Γενετικού Αλγορίθμου

Ο Γενετικός Αλγόριθμος (GA) αποτελεί μια μέθοδο εξελικτικής βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορα προβλήματα, αλλά παρουσιάζει τόσο πλεονεκτήματα όσο και περιορισμούς.

Πλεονεκτήματα

- **Ευελιξία:** Μπορεί να εφαρμοστεί σε πολύπλοκα, μη γραμμικά και πολυδιάστατα προβλήματα χωρίς απαίτηση για παραγώγους ή μαθηματικά μοντέλα [11, 24].
- **Παγκόσμια αναζήτηση:** Έχει μεγαλύτερη πιθανότητα να αποφύγει τοπικά ελάχιστα/μέγιστα σε σχέση με κλασικές μεθόδους βελτιστοποίησης [15, 8].
- **Παράλληλη φύση:** Η χρήση πληθυσμού λύσεων επιτρέπει παράλληλη επεξεργασία, επιταχύνοντας την αναζήτηση [8].
- **Προσαρμοστικότητα:** Μπορεί να τροποποιηθεί εύκολα με υβριδικές μεθόδους ή τοπική αναζήτηση [23].
- **Αντοχή σε θόρυβο:** Λειτουργεί καλά ακόμα και σε προβλήματα με αβεβαιότητα ή ατελή δεδομένα.

Μειονεκτήματα

- **Υπολογιστικό κόστος:** Απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους, ειδικά σε μεγάλα προβλήματα [23].
- **Χρονοβόρα σύγκλιση:** Συχνά χρειάζονται πολλές γενιές για να φτάσει σε ικανοποιητική λύση.
- **Απουσία εγγύησης βέλτιστης λύσης:** Δεν εξασφαλίζει πάντα την εύρεση του πραγματικού παγκόσμιου βέλτιστου [12].
- **Εξάρτηση από παραμέτρους:** Η απόδοση επηρεάζεται από την επιλογή παραμέτρων όπως πληθυσμός, πιθανότητα διασταύρωσης και μετάλλαξης [2].
- **Πιθανότητα πρόωρης σύγκλισης:** Ο πληθυσμός μπορεί να κολλήσει σε ένα τοπικό ελάχιστο αν μειωθεί πολύ η ποικιλία.

4.4.5 Εφαρμογές του Γενετικού Αλγορίθμου

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (GA) έχουν βρει ευρεία εφαρμογή σε πολλούς τομείς, αξιοποιώντας την ικανότητά τους να βρίσκουν λύσεις σε πολύπλοκα και πολυδιάστατα προβλήματα. Στη βιοϊατρική και βιοπληροφορική, χρησιμοποιούνται για την ανάλυση γονιδιωμάτων και την εύρεση προτύπων DNA, καθώς και για τη σχεδίαση φαρμάκων και βιολογικών μορίων [23].

Στη μηχανική και τη βιομηχανία, οι GA εφαρμόζονται στη βελτιστοποίηση σχεδιασμού δομικών στοιχείων και μηχανών [24], καθώς και στη χρονοπρογραμματισμό και διαχείριση πόρων σε βιομηχανικές διαδικασίες. Στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης και της τεχνητής νοημοσύνης, οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, την επιλογή χαρακτηριστικών, καθώς και για τη βελτιστοποίηση συστημάτων ελέγχου και ρομποτικής [11].

Στα οικονομικά και τα χρηματοοικονομικά, οι GA βοηθούν στη βελτιστοποίηση χαρτοφυλακίου και στρατηγικών επένδυσης, καθώς και στην ανάλυση μεγάλων δεδομένων για υποστήριξη λήψης αποφάσεων. Επιπλέον, βρίσκουν εφαρμογή στην ανάλυση σημάτων και επεξεργασία εικόνας [6], καθώς και στη βελτιστοποίηση δικτύων τηλεπικοινωνιών και συστημάτων μεταφορών.

Συνολικά, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο σε ποικίλα πεδία, εκμεταλλευόμενοι τη δυνατότητά τους να προσαρμόζονται σε διαφορετικά είδη προβλημάτων.

4.5 Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων

4.5.1 Εισαγωγή

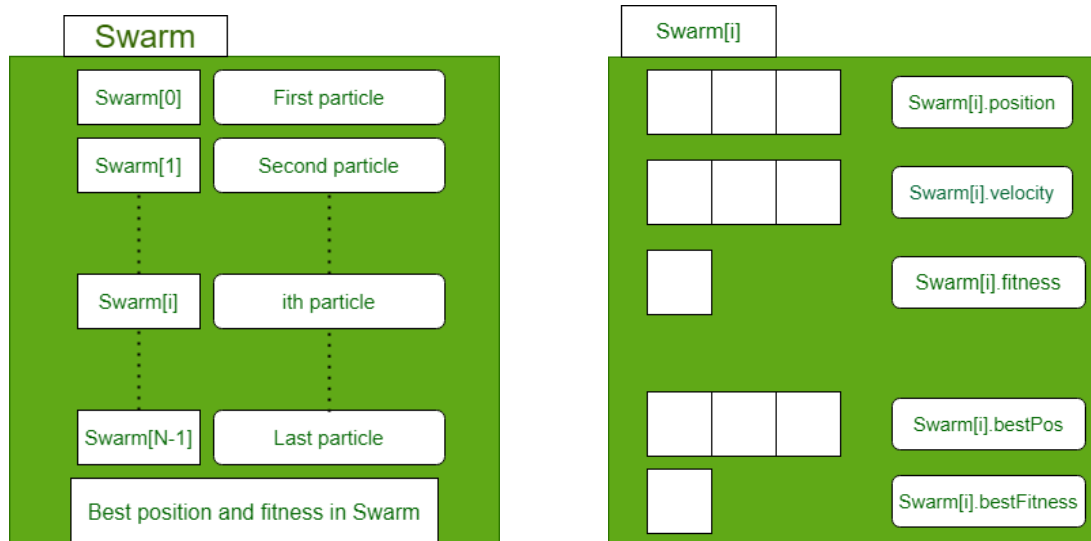
Ο Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization) είναι εμπνευσμένος από την συμπεριφορά των σμήνων πτηνών, κοπαδιών ψαριών αλλά και από την κοινωνική συμπεριφορά των ανθρώπων. Προτάθηκε αρχικά από τους Kennedy και Eberhart το 1995[16]. Βασίζεται στην ιδέα ότι εντός ενός συνόλου από άτομα, ή ενός σμήνους από σωματίδια στην προκειμένη, η αξιοποίηση της γνώσης κάθε ατόμου ωφελεί και το σύνολο της ομάδας. Αρχικός στόχος κατά την ανάπτυξη του αλγορίθμου αυτού ήταν από την μία η κοινωνιολογική μελέτη της συμπεριφοράς σμήνων και κοπαδιών και από την άλλη η μελέτη προβλημάτων βελτιστοποίησης. Όπως και στην περίπτωση του γενετικού αλγορίθμου, το θεωρητικό υπόβαθρο του αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων είναι διεπιστημονικό.

Τα σωματίδια είναι ανάλογα των χρωμοσωμάτων στον Γενετικό Αλγόριθμο, αποτελούν δηλαδή την αναπαράσταση μιας πιθανής λύσης του προς επίλυση προβλήματος βελτιστοποίησης με μια τιμή καταλληλότητας (fitness value). Ενώ τα χρωμοσώματα αποτελούνται από αλληλόμορφα, τα σωματίδια αποτελούνται από χωρικές συντεταγμένες n διαστάσεων, ανάλογα με τις απαιτήσεις του προβλήματος. Στον γενετικό αλγόριθμο τα χρωμοσώματα μέσω της μετάλλαξης και της διασταύρωσης συνθέταν σε κάθε γενιά έναν νέο πληθυσμό πιθανών λύσεων, από την άλλη στον



Σχήμα 4.7: Τρόπος κίνησης σμήνους πτηνών [19]

αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων ο πληθυσμός μετακινείται στον χώρο αναζήτησης. Η μετακίνηση αυτή πραγματοποιείται αξιοποιώντας την γνώση του κάθε σωματιδίου για την έως τότε πορεία του και την καλύτερη θέση όλου του σμήνους συγκρίνοντας την τρέχουσα θέση του κάθε σωματιδίου με την βέλτιστη του θέση και την ολική βέλτιστη θέση.



Σχήμα 4.8: Πληθυσμός Σμήνους Σωματιδίων [10]

4.5.2 Δομή

Όπως αναφέραμε προηγουμένως, ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων αποτελείται από έναν πληθυσμό σωματιδίων τον οποίο μετακινεί στον χώρο του προβλήματος μέχρι να συγκλίνει στο ολικό βέλτιστο. Κάθε σωματίδιο είναι ένας αυτόνομος πράκτορας που θυμάται την βέλτιστη θέση στην οποία έχει βρεθεί και την βέλτιστη θέση στην οποία έχει βρεθεί οποιοσδήποτε πράκτορας του σμήνους, όπως βλέπουμε και στο Σχήμα 3.6. Επομένως, αντί για την χρήση γενετικών τελεστών, οι πράκτορες εξελίσσονται μέσω της συνεργασίας αλλά και του ανταγωνισμού με όλα τα άτομα του σμήνους. Σε κάθε επανάληψη, οι θέσεις των σωματιδίων μεταβάλλονται σύμφωνα με τις δύο παρακάτω εξισώσεις.

$$v(x) = w \times v(x) + c_1 \times rand() \times (posBest - posPresent) + c_2 \times rand() \times (posBest_g - posPresent) \quad (4.2)$$

$$posPresent = posPresent + v(x) \quad (4.3)$$

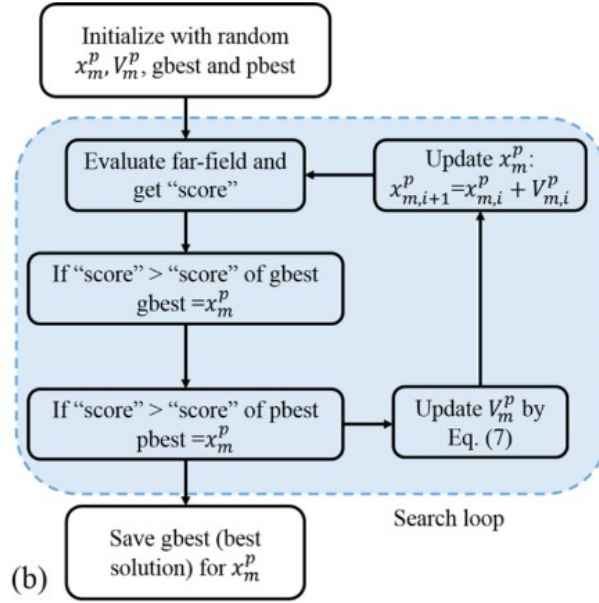
Η θέση του κάθε σωματιδίου αναπαριστά το πού βρίσκεται στον χώρο αναζήτησης και η ταχύτητα αποτελεί τον ρυθμό μεταβολής της θέσης του σε κάθε επανάληψη. Η παράμετρος w ονομάζεται αδράνεια και εκφράζει τη μνήμη της προηγούμενης τιμής της ταχύτητας του σωματιδίου, δηλαδή το ποσοστό της προηγούμενης τιμής της ταχύτητας που συγκρατεί σε κάθε επανάληψη. Το c_1 χαρακτηρίζει την συνείδηση του σωματιδίου, δηλαδή τον βαθμό επιρροής της βέλτιστης θέσης του σωματιδίου στην ταχύτητα του. Το c_2 ονομάζεται κοινωνική επιρροή του σωματιδίου και εκφράζει το πόσο η βέλτιστη θέση όλου του σμήνους μεταβάλλει την ταχύτητα του κάθε σωματιδίου.

Η παράμετρος της αδράνειας δεν υπήρχε στην αρχική μορφή του αλγορίθμου [16]. Ο πρόγονος της εξίσωσης 3.1 εμφανίζεται παρακάτω. Οι μεταβλητές c_1 και c_2 ήταν ίσες με 2, ώστε οι στοχαστικές μεταβλητές $rand()$ να έχουν μέσο όσο ίσο με 1. Η αρχική μορφή του PSO ονομάζεται Standard PSO (SPSO).

$$v(x) = v(x) + 2 \times rand() \times (posBest - posPresent) + 2 \times rand() \times (posBest_g - posPresent) \quad (4.4)$$

Ακολουθούν συνοπτικά τα βήματα της λειτουργίας ενός αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων.

-
1. Ξεκινάει με έναν αρχικό πληθυσμό, τυχαίο ή ορισμένο από εμάς, $N_{particles} \times d$.
 2. Ορίζουμε τις τιμές των παραμέτρων w , c_1 , c_2
 3. Επαναλαμβάνει τα παρακάτω για κάθε σωματίδιο.
 - α'. Υπολογίζει την ταχύτητα τού σύμφωνα με την σχέση [3.2]
 - β'. Μεταβάλλει την θέση του σωματιδίου σύμφωνα με την ταχύτητα που υπολόγισε στο προηγούμενο βήμα, σύμφωνα με την σχέση [3.3].
 - γ'. Ελέγχει αν οι νέες συντεταγμένες του σωματιδίου είναι αντός των επιτρεπτών ορίων.
 Αν $swarm[i].position < min$ τότε $swarm[i].position = min$
 Αν $swarm[i].position > max$ τότε $swarm[i].position = max$
 - δ'. Ενημερώνει την βέλτιστη τιμή του σωματιδίου και του σμήνους.
 Αν $swarm[i].fitness < swarm[i].bestFitness$ τότε
 $swarm[i].bestFitness = swarm[i].fitness$
 $swarm[i].bestPos = swarm[i].position$
 Αν $bestFitnessSwarm < swarm[i].bestFitness$ τότε
 $bestFitnessSwarm = swarm[i].fitness$
 $bestPosSwarm = swarm[i].position$
 4. Επαναλαμβάνει το βήμα 3 μέχρι να φτάσει τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων που έχουμε ορίσει ή μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού.
 5. Επιστρέφει το καλύτερο σωματίδιο του σμήνους.
-



Σχήμα 4.9: Διάγραμμα ροής αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων [35].

4.5.3 Παράμετροι

Η επίδοση ενός αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων εξαρτάται σημαντικά από τον ορισμό των παραμέτρων του. Βασικές παράμετροι ενός PSO είναι το μέγεθος του πληθυσμού, η οριοθέτηση της ταχύτητας, το βάρος της αδράνειας, οι συντελεστές επιτάχυνσης, ο παράγοντας περιορισμού και τα κριτήρια σύγκλισης που ορίζουμε. Αξίζει να σημειωθεί ότι κάποιοι από τους προαναφερθέντες παράγοντες είναι αλληλένδετοι, όπως το βάρος της αδράνειας με το όριο ταχύτητας και τον παράγοντα περιορισμού, που αποτελούν διαφορετικούς τρόπους ελέγχου της ταχύτητας. Σε πρακτικό επίπεδο για να ελέγξουμε την ταχύτητα χρειάζεται να προσαρμόσουμε μόνο το βάρος της αδράνειας.

Μέγεθος Πληθυσμού

Το μέγεθος του πληθυσμού N_{pop} αποτελεί τον αριθμό των σωματιδίων εντός του σμήνους. Όπως και στην περίπτωση του γενετικού αλγορίθμου, η επιλογή του κατάλληλου μεγέθους πληθυσμού είναι σύνθετη διαδικασία κατά την οποία πρέπει να εξισορροπηθεί η ικανότητα εξερεύνησης με το υπολογιστικό κόστος. Ο βέλτιστος αριθμός σωματιδίων εξαρτάται από το προς επίλυση πρόβλημα. Αρχικά οι Eberhart και Shi είχαν προτείνει πως ένας πληθυσμός 20 – 50 σωματιδίων ήταν επαρκής [7]. Όμως σε σύγχρονες εφαρμογές του PSO η επιλογή του μεγέθους του πληθυσμού πραγματοποιείται σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση, όπου η μεταβλητή d αντιστοιχεί στις διαστάσεις του χώρου αναζήτησης [22].

$$N_{particles} = \min[100, 10 \times d] \quad (4.5)$$

Οριοθέτηση Ταχύτητας

Η έννοια της οριοθέτησης της ταχύτητας (Velocity clamping) εισήχθη από τους Eberhart και Shi (1998, 2001). Αν το άθροισμα των επιταχύνσεων, δηλαδή το δεξί τμήμα της εξίσωσης (3.2) υπερβαίνει την μέγιστη τιμή της ταχύτητας V_{max} , τότε η νέα τιμή της ταχύτητας τίθεται ίση με V_{max} .

Η ενημερωμένη ταχύτητα περιορίζεται ως εξής:

$$v_i(t+1) = \min(v_i(t+1), V_{\max}), \quad (4.6)$$

Η τεχνική αυτή λειτουργεί ως όριο ταχύτητας, διασφαλίζοντας ότι τα σωματίδια δεν κινούνται υπερβολικά γρήγορα (overshooting), ενώ ταυτόχρονα διατηρείται η δυνατότητα εξερεύνησης. Η επιλογή του ορίου που επιβάλλουμε στην ταχύτητα των σωματιδίων αποτελεί καθοριστικό παράγοντα όσον αφορά την επίδοση του αλγορίθμου, καθώς μικρές τιμές του $V_{\max}$ οδηγούν σε ελλιπή εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης. Για μεγάλες τιμές του $V_{\max}$ τα σωματίδια κινούνται με τυχαίο τρόπο προσπερνώντας συχνά τον στόχο στην προσπάθειά τους να τον προσεγγίσουν. Αρχικά η τιμή του $V_{\max}$ είχε προταθεί να είναι περίπου 10% – 20% του εύρους των μεταβλητών του προβλήματος. Όμως, μετά την προσθήκη του βάρους αδράνειας στον αλγόριθμο, στο οποίο θα αναφερθούμε παρακάτω, αποδείχθηκε ότι το όριο ταχύτητας αρκεί να ισούται με το εύρος της κάθε μεταβλητής στον χώρο αναζήτησης [7, 27].

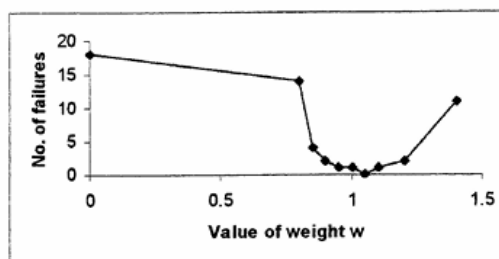
Βάρος της αδράνειας

Ο τελεστής της αδράνειας w εντάχθηκε στον αλγόριθμο το 1998, σαν μέθοδος ελέγχου του ποσοστού της ολικής εξερεύνησης και της τοπικής αναζήτησης. Αναπτύχθηκε έτσι ώστε με την εφαρμογή της αδράνειας σαν πολλαπλασιαστικό παράγοντα της ταχύτητας στην εξίσωση [3.1] να υποκατασταθεί η οριοθέτηση της ταχύτητας $V_{\max}$. Η ένταξη του τελεστή της αδράνειας οδήγησε σε σημαντική βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου [7]. Ακολουθούν οι τρεις βασικές μέθοδοι ορισμού της αδράνειας στις οποίες θα αναφερθούμε παρακάτω.

- Στατική αδράνεια
- Χρονικά μεταβαλλόμενη αδράνεια
- Προσαρμοστική αδράνεια

Στατική αδράνεια

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως, η τιμή του w καθορίζει την μέθοδο αναζήτησης του PSO. Όταν τιμή του w είναι μικρή (<0.8), τότε ο αλγόριθμος συγκλίνει γρήγορα στη λύση, αν αυτή βρίσκεται στον αρχικό χώρο αναζήτησης, αλλιώς αποτυγχάνει να βρει το ολικό βέλτιστο. Δηλαδή, σε αυτή την περίπτωση ο PSO συμπεριφέρεται σαν αλγόριθμος τοπικής αναζήτησης. Αντίθετα, μεγάλες τιμές αδράνειας (>1.2) οδηγούν σε συμπεριφορά μεθόδου καθολικής αναζήτησης (global search method). Έτσι, ο PSO χρειάζεται περισσότερο χρόνο για να εντοπίσει την βέλτιστη λύση και αυξάνονται οι πιθανότητες αποτυχίας εύρεσής της. Καταλήγουμε ότι ενδιάμεσες τιμές της αδράνειας $0.8 < w < 1.2$ επιφέρουν καλύτερα αποτελέσματα [29]. Παρακάτω βλέπουμε την γραφική παράσταση που προέκυψε πειραματικά από τους Shi και Eberhart (1998) η οποία αναδεικνύει τα συμπεράσματα που αναφέραμε παραπάνω.



Σχήμα 4.10: Αριθμός αποτυχιών εύρεσης λύσης σε συνάρτηση με το βάρος της αδράνειας [29]

Για να αναδείξουν την επιρροή του βάρους της αδράνειας στην επίδοση του PSO, επέλεξαν να βελτιστοποιήσουν την συνάρτηση Schaffer f6, εφαρμόζοντας μέγεθος πληθυσμού 20, μέγιστη

ταχύτητα ίση με 2, εύρος $(-100, 100)$ για κάθε σωματίδιο και μέγιστο αριθμό επαναλήψεων ίσο με 4000. Για κάθε διαφορετική τιμή της αδράνειας, πραγματοποιήθηκαν 30 δοκιμές και καταγράφηκε η απόδοση του αλγορίθμου σε κάθε περίπτωση. Η συνάρτηση Schaffer F6 χρησιμοποιείται συχνά ως *benchmark* στη βελτιστοποίηση. Ορίζεται ως:

$$f(x, y) = 0.5 + \frac{\sin^2(\sqrt{x^2 + y^2}) - 0.5}{(1 + 0.001(x^2 + y^2))^2}$$

με πεδίο ορισμού $x, y \in [-100, 100]$. Το **global minimum** βρίσκεται στο $(0, 0)$ με τιμή $f(0, 0) = 0$. Παρατηρούμε ότι πρόκειται για συνάρτηση δύο μεταβλητών, οπότε τα σωματίδια θα κινούνται σε έναν χώρο δύο διαστάσεων προσπαθώντας να εντοπίσουν το ολικό ελάχιστο της συνάρτησης. Η επιφάνεια της συνάρτησης είναι συμμετρική και παρουσιάζει πολλά τοπικά ελάχιστα.

Χρονικά μεταβαλλόμενη αδράνεια

Πειραματικά έχει παρατηρηθεί ότι με μεγαλύτερες τιμές αδράνειας, ο PSO εξαρτάται λιγότερο από τον αρχικό πληθυσμό, επειδή έχει τη δυνατότητα να εξερευνήσει νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης. Ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης είναι καλό να εξερευνά στην αρχή περισσότερο, ώστε να βρει σε μεγάλο ποσοστό του χώρου αναζήτησης τα καλύτερα σημεία, και σε επόμενο στάδιο να επικεντρώνεται σε τοπική αναζήτηση γύρω από τα σημεία αυτά. Επομένως, η αδράνεια μπορεί να μην είναι μια σταθερή τιμή, αλλά μια φθίνουσα συνάρτηση των επαναλήψεων [29, 7].

Οι Shi και Eberhart (1998) εκτέλεσαν το ίδιο πείραμα που περιγράψαμε παραπάνω, με την διαφορά τώρα ότι στην αρχή του PSO η τιμή της αδράνειας ήταν 1.4 και μέχρι την 4000^η έφθινε στο 0. Ο αλγόριθμος με φθίνουσα αδράνεια παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα, αφού δεν απέτυχε σε καμία από τις 30 δοκιμές να βρει την λύση του προβλήματος και κατά μέσο όρο χρειάστηκε μικρότερο αριθμό επαναλήψεων σε σύγκριση με την στατικά ορισμένη αδράνεια [29]. Ακολουθεί η μαθηματική αναπαράσταση της παραπάνω μεθόδου.

$$w(t) = (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{(-t)}{T} + w_{\min} \quad (4.7)$$

Προσαρμοστική αδράνεια

Σε αυτή τη μέθοδο, το βάρος της αδράνειας προσαρμόζεται βάσει τουλάχιστον μιας παραμέτρου ανάδρασης, όπως το ποσοστό των σωματιδίων που κατάφεραν να βελτιώσουν την τιμή προσαρμοστικότητάς τους σε κάθε επανάληψη. Ακολουθεί η μαθηματική αναπαράσταση της μεθόδου αυτής, όπου $w_{\min}$ και $w_{\max}$ βρίσκονται εντός του εύρους $[0, 1]$ και $P_s(t)$ αντιστοιχεί στο ποσοστό των σωματιδίων που κατάφεραν να βελτιωθούν σε κάθε επανάληψη [27].

$$w(t) = (w_{\max} - w_{\min}) \times P_s(t) + w_{\min} \quad (4.8)$$

Παράγοντας περιορισμού

Ο παράγοντας περιορισμού (constriction factor, χ) εισήχθη από τους Clerc και Kennedy [5] με στόχο τη διασφάλιση της σταθερότητας και της σύγκλισης του PSO. Αποτελεί την πρώτη προσπάθεια μαθηματικής μοντελοποίησης του αλγορίθμου. Η βασική ιδέα είναι ότι ο συντελεστής αυτός εφαρμόζεται ως πολλαπλασιαστής στην εξίσωση ενημέρωσης ταχύτητας, αποτρέποντας την «έκρηξη» των σωματιδίων και επιτρέποντας μια πιο ελεγχόμενη εξερεύνηση του χώρου λύσεων. Ο χ ορίζεται ως:

$$\chi = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad \varphi = c_1 + c_2, \quad \varphi > 4. \quad (4.9)$$

Η χρήση του χ αντικαθιστά την ανάγκη τεχνητού περιορισμού των ταχυτήτων και οδηγεί σε θεωρητικά εγγυημένη σύγκλιση. Οι Shi και Eberhart [7] τόνισαν ότι στην πράξη ο παράγοντας

περιορισμού συχνά συνδυάζεται με το βάρος αδράνειας, ώστε να επιτυγχάνεται καλύτερη ισορροπία ανάμεσα στην εξερεύνηση και την εκμετάλλευση του χώρου αναζήτησης. Συνήθως, για την επίλυση της παραπάνω παραβολικής εξίσωσης, θέτουμε $\chi = 4.1$ και βρίσκουμε $c_1 = c_2 = 1.49445$. Επομένως, ο παράγοντας περιορισμού αποτελεί ένα εργαλείο επίλυσης του προβλήματος βελτιστοποίησης των c_1, c_2 και w . Βάση των παραπάνω ευρημάτων, προτάθηκε να ορίζουμε $w = 0.5 + \frac{rand()}{2}$, ώστε να προκύπτει ένας αριθμός που να ανήκει στο $[0.5, 1]$ με μέσο όρο 0.75, αφού μέσω της εξίσωσης (3.9) προέκυψε $\chi = 0.729$ και $c_1 = c_2 = 1.49445$.

Συντελεστές Επιτάχυνσης

Στην εξίσωση ενημέρωσης ταχύτητας του PSO (3.2), οι παράμετροι c_1 και c_2 αποτελούν τους συντελεστές επιτάχυνσης. Η παράμετρος c_1 (cognitive component) εκφράζει την ατομική τάση του σωματιδίου να επιστρέψει στη δική του καλύτερη θέση p_i , ενώ η c_2 (social component) εκφράζει την κοινωνική τάση να κινηθεί προς την καλύτερη θέση του σμήνους g . Οι συντελεστές επιτάχυνσης c_1 και c_2 καθοδηγούν την αναζήτηση του PSO προς τη βέλτιστη λύση. Σύμφωνα με τους Eberhart και Kennedy [16], μια σχετικά υψηλή τιμή του c_1 σε σχέση με το c_2 προκαλεί έντονη περιπλάνηση των σωματιδίων στον χώρο αναζήτησης, ενώ αντίθετα, μια σχετικά υψηλή τιμή του c_2 μπορεί να οδηγήσει σε πρόωρη σύγκλιση. Οι συγγραφείς πρότειναν οι τιμές των c_1 και c_2 να ορίζονται στατικά σε 2.0, στρατηγική που ακολουθήθηκε ευρέως σε πολλές μελέτες PSO.citekennedy1995ps. Στην συνέχεια αναθεωρήθηκε η πρόταση αυτή και μέσω της επίλυσης της εξίσωσης (3.9) του συντελεστή περιορισμού, προτάθηκε σαν βέλτιστη τιμή $c_1 = c_2 = 1.49445$. Αν και αυτός ο καθορισμός παραμένει ο πιο συνηθισμένος, υπάρχουν και άλλες προσεγγίσεις, όπως η ιεραρχική εκδοχή με μεταβαλλόμενους συντελεστές (HPSO-TVAC) [26]. Στην αρχή της διαδικασίας αναζήτησης προτείνεται υψηλή τιμή για το c_1 και χαμηλή για το c_2 ώστε τα σωματίδια να διερευνήσουν εκτενώς τον χώρο λύσεων, ενώ στο τέλος της αναζήτησης χαμηλή τιμή του c_1 και υψηλή τιμή του c_2 ενισχύουν την εκμετάλλευση γύρω από τις βέλτιστες περιοχές.

Οι μεταβολές αυτές μοντελοποιούνται με τις ακόλουθες σχέσεις:

$$c_1(t) = (c_{1f} - c_{1i}) \cdot \frac{t}{t_{\max}} + c_{1i} \quad (4.10)$$

$$c_2(t) = (c_{2f} - c_{2i}) \cdot \frac{t}{t_{\max}} + c_{2i} \quad (4.11)$$

όπου c_{1i}, c_{2i} οι αρχικές τιμές, c_{1f}, c_{2f} οι τελικές τιμές, t ο τρέχων αριθμός επαναλήψεων και $t_{\max}$ το μέγιστο πλήθος επαναλήψεων [27].

Κριτήρια Τερματισμού

Ο τερματισμός ενός αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων μπορεί να βασιστεί σε διάφορα κριτήρια, τα οποία, όπως και τον γενετικό αλγόριθμο, εξαρτώνται από τη φύση του προβλήματος και τον διαθέσιμο υπολογιστικό χρόνο.

1. Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων (Maximum number of iterations)

Ο αλγόριθμος τερματίζει όταν φτάσει σε ένα προκαθορισμένο πλήθος επαναλήψεων. Μια συνήθης τιμή που χρησιμοποιείται είναι $200 \times d$, όπου d είναι ο αριθμός των διαστάσεων του χώρου αναζήτησης.

2. Όριο υπολογιστικού χρόνου (Computation time limit)

Ο αλγόριθμος σταματάει αν ξεπεράσει ένα προκαθορισμένο χρονικό όριο.

3. Στασιμότητα πληθυσμού (Stalling Tolerance)

Αν η καλύτερη τιμή προσαρμοστικότητας δεν βελτιωθεί μετά από έναν αριθμό διαδοχικών γενεών, θεωρείται ότι ο πληθυσμός έχει συγκλίνει.

4. Κατώφλι ποιότητας λύσης (Fitness Limit)

Ο τερματισμός γίνεται όταν βρεθεί λύση που ξεπερνάει ένα προκαθορισμένο επίπεδο ποιότητας. Αν η τιμή προσαρμοστικότητας είναι μικρότερη ίση του ορίου που θέτουμε, ο αλγόριθμος σταματάει [22, 27].

Η επιλογή του κατάλληλου κριτηρίου τερματισμού εξαρτάται από τις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος. Για παράδειγμα, σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου προτιμάται το κριτήριο χρόνου, ενώ σε προβλήματα βελτιστοποίησης με υψηλή ακρίβεια προτιμάται το κατώφλι ποιότητας.

4.5.4 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα του PSO

Ο αλγόριθμος Particle Swarm Optimization (PSO) παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης, αλλά και ορισμένους περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη.

Πλεονεκτήματα

- **Απλότητα και ευκολία υλοποίησης:** Ο αλγόριθμος διαθέτει απλή δομή και μικρό αριθμό παραμέτρων, γεγονός που τον καθιστά ιδιαίτερα εύχρηστο [16, 29].
- **Γρήγορη σύγκλιση:** Το PSO μπορεί να βρει καλές λύσεις σε λίγες επαναλήψεις, ιδίως σε προβλήματα συνεχούς βελτιστοποίησης [7].
- **Ευελιξία:** Εφαρμόζεται σε ποικιλία προβλημάτων (συνεχή, διακριτά, πολυδιάστατα, μη γραμμικά) χωρίς να απαιτεί παραγώγους [27].
- **Δυνατότητα παραλληλοποίησης:** Η αξιολόγηση των σωματιδίων μπορεί να εκτελείται ανεξάρτητα, διευκολύνοντας την υλοποίηση σε παράλληλα και καταναεμημένα συστήματα [27].
- **Βελτιώσεις μέσω παραλλαγών:** Εκδόσεις όπως ο HPSO-TVAC [26] και το μοντέλο με *παράγοντα περιορισμού* [5] βελτιώνουν τη σταθερότητα και την ισορροπία μεταξύ εξερεύνησης και εκμετάλλευσης.

Μειονεκτήματα

- **Πρόωρη σύγκλιση:** Τα σωματίδια ενδέχεται να συγκλίνουν σε τοπικά ελάχιστα, οδηγώντας σε μη βέλτιστες λύσεις [5, 27].
- **Ευαισθησία στις παραμέτρους:** Η απόδοση του PSO εξαρτάται έντονα από τις τιμές των παραμέτρων (c_1 , c_2 , w , μέγεθος πληθυσμού) [29, 26].
- **Περιορισμένη απόδοση σε υψηλές διαστάσεις:** Σε προβλήματα μεγάλης διάστασης η αποτελεσματικότητα μπορεί να μειωθεί λόγω της *κατάρας της διαστατικότητας* [27, 36].
- **Απουσία εγγυημένης βέλτιστης λύσης:** Όπως όλοι οι στοχαστικοί αλγόριθμοι, το PSO δεν εγγυάται την εύρεση της παγκόσμιας βέλτιστης λύσης [16].

4.5.5 Εφαρμογές

Το Particle Swarm Optimization έχει χρησιμοποιηθεί σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, λόγω της απλότητας και της αποδοτικότητάς του σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Αρχικά, οι Kennedy και Eberhart (1995) το εφάρμοσαν σε προβλήματα συνεχούς βελτιστοποίησης [16]. Στη συνέχεια, αξιοποιήθηκε σε προβλήματα μηχανικής μάθησης (π.χ. εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων), σε προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης όπως το scheduling, αλλά και σε πραγματικές εφαρμογές μηχανικής όπως ο έλεγχος συστημάτων και η βελτιστοποίηση παραμέτρων [7]. Το survey των Shami et al. (2022) καταγράφει πλήθος χρήσεων του PSO, από επεξεργασία εικόνας και αναγνώριση προτύπων έως τηλεπικοινωνίες και βιοπληροφορική. Επίσης προτείνεται ο PSO για μη γραμμικά προβλήματα βελτιστοποίησης χωρίς περιορισμούς παραγώγων, καθιστώντας το χρήσιμο για βιομηχανικές εφαρμογές. Παρόλο που η απόδοση του PSO επιδεινώνεται σε υψηλά διαστατικά προβλήματα λόγω της curse of dimensionality [36], η βιβλιογραφία έχει προτείνει βελτιωμένες εκδόσεις όπως ο HPSO-TVAC του Ratnaweera (2004) ή οι ελίτ εκδοχές του Yang et al. (2022), οι οποίες επεκτείνουν την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου και σε πιο απαιτητικά περιβάλλοντα.

4.6 Global Optimization Toolbox

Το **Global Optimization Toolbox** του MATLAB είναι ένα εξειδικευμένο πακέτο εργαλείων που παρέχει αλγορίθμους και συναρτήσεις για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης που δεν μπορούν εύκολα να λυθούν με κλασικές μεθόδους. Επικεντρώνεται κυρίως σε προβλήματα που παρουσιάζουν μη γραμμικότητα, πολλαπλά τοπικά ελάχιστα/μέγιστα και περιορισμούς που κάνουν την εύρεση της βέλτιστης λύσης πιο περίπλοκη. Σε αντίθεση με τις κλασικές μεθόδους όπως το *gradient descent*, που μπορεί να παγιδευτούν σε τοπικά ελάχιστα, οι μέθοδοι που περιλαμβάνονται στο Toolbox είναι στοχαστικές και στοχεύουν στην εύρεση της παγκόσμιας βέλτιστης λύσης.

Μερικοί από τους βασικούς αλγορίθμους που περιλαμβάνονται είναι:

- **Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms - GA):** εμπνευσμένοι από τη φυσική επιλογή και την εξελικτική διαδικασία, χρησιμοποιούν πληθυσμούς πιθανών λύσεων που εξελίσσονται μέσω τελεστών όπως διασταύρωση και μετάλλαξη.
- **Αλγόριθμοι Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - PSO):** εμπνευσμένοι από τη συλλογική συμπεριφορά σε σμήνη πουλιών ή κοπαδιών ψαριών, αξιοποιούν την επικοινωνία μεταξύ σωματιδίων για να κατευθυνθούν προς υποσχόμενες περιοχές αναζήτησης.
- **Simulated Annealing (SA):** βασισμένος σε θερμοδυναμικές αρχές, όπου η λύση εξελίσσεται με ελεγχόμενη τυχαιότητα ώστε να αποφευχθεί ο εγκλωβισμός σε τοπικά ελάχιστα.
- **Pattern Search** και άλλες μεθόδους που δεν απαιτούν παραγώγους και μπορούν να εφαρμοστούν σε δύσκολες συναρτήσεις-στόχους.

Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα του Toolbox είναι η **ευκολία παραμετροποίησης**. Ο χρήστης μπορεί να καθορίσει μεγέθη πληθυσμού, αριθμό επαναλήψεων, όρια τιμών, συναρτήσεις μετάλλαξης ή υβριδικές προσεγγίσεις (όπως συνδυασμός GA ή PSO με *fmincon* για τοπική βελτιστοποίηση). Επιπλέον, παρέχονται γραφικές παραστάσεις προόδου (π.χ. της καλύτερης τιμής συναρτήσεως ανά γενιά), καθώς και μηχανισμοί παρακολούθησης μέσω συναρτήσεων εξόδου (**OutputFcn**), που επιτρέπουν στον ερευνητή να αναλύσει τη διαδικασία σε βάθος.

Συνολικά, το **Global Optimization Toolbox** αποτελεί ένα ισχυρό εργαλείο για προβλήματα όπου η αναζήτηση της βέλτιστης λύσης με κλασικές μεθόδους είναι δύσκολη ή αδύνατη. Δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να δοκιμάσει διαφορετικούς αλγορίθμους, να προσαρμόσει τις παραμέτρους τους και να εκμεταλλευτεί στοχαστικές προσεγγίσεις για την αντιμετώπιση πολύπλοκων συναρτήσεων στόχου [21].

Κεφάλαιο 5

Αποτελέσματα Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα βελτιστοποίησης μη περιοδικών στοιχειοκεραιών με τη χρήση του γενετικού αλγορίθμου και του αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων. Πρώτα όμως θα παρουσιάσουμε την πλατφόρμα που χρησιμοποιήσαμε για να μοντελοποιήσουμε τα OPAs και τα μεγέθη που αξιοποιήσαμε ως *metrics* στη διαδικασία της βελτιστοποίησης.

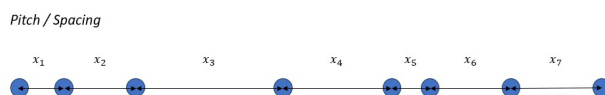
5.1 Πλατφόρμα Προσομοιώσεων Matlab

5.1.1 Αναπαράσταση στοιχειοκεραιών

Το πρώτο βήμα της βελτιστοποίησης της διάταξης μιας γραμμικής χωρικά ανομοιόμορφης στοιχειοκεραίας αποτελεί η αναπαράστασή της στον χώρο αναζήτησης του προβλήματος. Για να πραγματοποιήσουμε την παραπάνω αναπαράσταση, δύο βασικά ζητήματα χρειάζεται να διευκρινιστούν :

1. Η μεταβλητή βελτιστοποίησης
2. Το κριτήριο βελτιστοποίησης

Από τη στιγμή που θέλουμε να βρούμε βέλτιστες *γεωμετρικές διατάξεις* μη περιοδικών στοιχειοκεραιών, επόμενο είναι η μεταβλητή βελτιστοποίησης να αποτελεί μεταβλητή χωρικών συντεταγμένων. Παρακάτω θα δούμε ότι χρησιμοποιούμε την απόσταση μεταξύ των διαδοχικών ακτινοβολητών (*pitch* ή *spacing*), όπως εμφανίζεται στο Σχήμα 4.2, ως μεταβλητή προς βελτιστοποίηση.



Σχήμα 5.1: Μεταβλητή βελτιστοποίησης

Γεωμετρική Αναπαράσταση

Πρώτο βήμα αποτελεί η δημιουργία ενός αρχικού πληθυσμού στοιχειοκεραίων προς βελτιστοποίηση. Θα βασιστούμε σε ένα πλέγμα (grid) αποτελούμενου από ομοιόμορφες στοιχειοκεραίες. Παρακάτω εμφανίζεται ο τρόπος ορισμού μιας ομοιόμορφης στοιχειοκεραίας. Παρατηρούμε ότι βασικές παράμετροι για την αναπαράσταση της διάταξης αποτελούν το μήκος κύματος λ , το πλήθος των ακτινοβολητών της κεραίας στον οριζόντιο άξονα και στον κατακόρυφο άξονα, όπου $N = 1$, καθώς πρόκειται για γραμμική στοιχειοκεραία. Ακόμα είναι απαραίτητος ο ορισμός της απόστασης (pitch ή spacing) μεταξύ των ακτινοβολητών, όπου στον παρακάτω κώδικα εμφανίζεται ως dx και $dy = 0$, αφού όπως είπαμε πριν, η κεραία δεν εκτείνεται στον κατακόρυφο άξονα.

```
1 lambda = 1.55e-6;      % Wavelength in meters
2
3 M = 16;                % Number of samples in x-direction
4 N = 1;                 % Number of samples in y-direction
5
6 dx = 0.775e-6;         % Initial grid spacing in x axis
7 dy = 0;                % Initial grid spacing in y axis
8
9 [px, py] = uniform([N M], [dy dx]); % Generate uniform grid
```

Listing 5.1: MATLAB code for parameter initialization

Η συνάρτηση `uniform([NM], [dydx])` επιστρέφει τις συντεταγμένες στον οριζόντιο και τον κατακόρυφο άξονα p_x, p_y . Στην προκειμένη έχουμε μια κεραία σε μήκος κύματος $\lambda = 1550nm$, $M = 16$ στοιχείων, με pitch $dx = 775nm$.

Στην συνέχεια για να δημιουργήσουμε τον αρχικό πληθυσμό, φτιάχνουμε έναν πίνακα με πλήθος στηλών $nVars = M - 1$ και πλήθος γραμμών ίσο με το μέγεθος του αρχικού μας πληθυσμού $numRows$. Σε κάθε μέλος του πληθυσμού, δηλαδή σε κάθε γραμμή του `memberMatrix`, εισάγουμε μια τυχαία απόκλιση από την χωρικά ομοιόμορφη κεραία, με μέγιστη τιμή ίση με `deviation`. Κάνουμε scale την τιμή της απόκλισης, ώστε να είναι ποσοστό του pitch μεταξύ των στοιχείων.

```
1 deviation = 0.2;
2
3 sx = diff(px);
4 deviationScale = deviation * dx;
5 vx = sx.';
6 variations = (rand(numRows, numel(vx)) - 0.5) * 2 * deviationScale;
7 memberMatrix = repmat(vx, numRows, 1) + variations;
```

Listing 5.2: MATLAB code for uniform grid with deviations from the original positions

Στο παραπάνω τμήμα κώδικα ορίζουμε ως μέγιστη απόκλιση $deviation = 0.2$ και $deviationScale = 0.2 \times 0.775 \times 10^{-6} = 0.155 \times 10^{-6}$. Φτιάχνουμε έναν πίνακα $numRows \times nVars$ με τιμές $(-deviationScale, deviationScale)$, τον οποίο και προσθέτουμε στον `uniform` πίνακα που δημιουργήσαμε στην αρχή. Τον `memberMatrix` θα τον χρησιμοποιήσουμε στην συνέχεια ως σημείο εκκίνησης του αλγορίθμου βελτιστοποίησης. Πρωτού προχωρήσουμε, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αφού κατασκευάσουμε έναν πίνακα αρχικού πληθυσμού, ορίζουμε τα όρια των μελών του και ελέγχουμε ότι αυτά τηρούνται. Η μεταβλητή `MINpitch` αντιστοιχεί στην ελάχιστη απόσταση μεταξύ των ακτινοβολητών και εξαρτάται από τους περιορισμούς και τους στόχους της εκάστοτε εφαρμογής. Το άνω όριο των αποστάσεων ισούται με την τιμή του pitch της χωρικά ομοιόμορφης στοιχειοκεραίας που χρησιμοποιούμε για να φτιάξουμε τον `memberMatrix`.

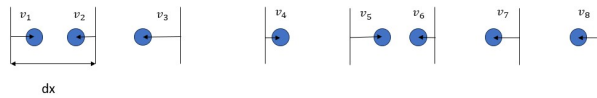
```

1 %Set Bounds for Initial Population
2     lowerBound_inPop = MINpitch ;
3     upperBound_inPop = dx ;
4
5 % Clip to bounds
6     memberMatrix = max(lowerBound_inPop, min(upperBound_inPop, memberMatrix));

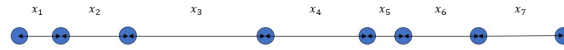
```

Listing 5.3: MATLAB code for setting bounds for the Initial Population

Offset from uniform grid



Member of the initial population

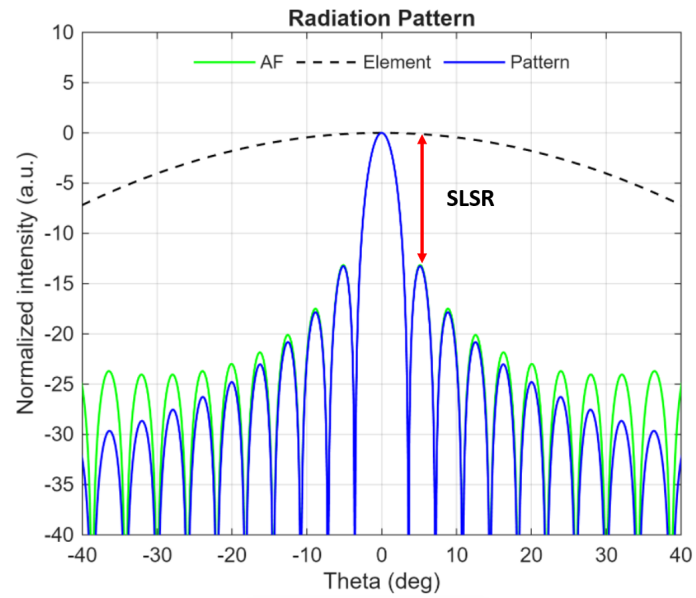


Σχήμα 5.2: Αναπαράσταση δημιουργίας μέλους του αρχικού πληθυσμού

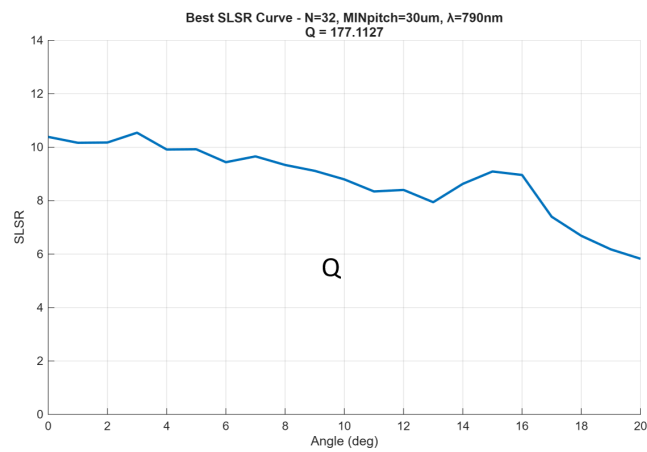
Αντικειμενική Συνάρτηση

Όπως αναφέραμε προηγουμένως, το δεύτερο βασικό κριτήριο που χρειάζεται να διασαφηνιστεί είναι το κριτήριο βελτιστοποίησης. Στις προσομοιώσεις που ακολουθούν δοκιμάζουμε δύο αντικειμενικές συναρτήσεις :

1. Side Lobe Supression Ratio (SLSR)
2. Integral of SLSR (Q)

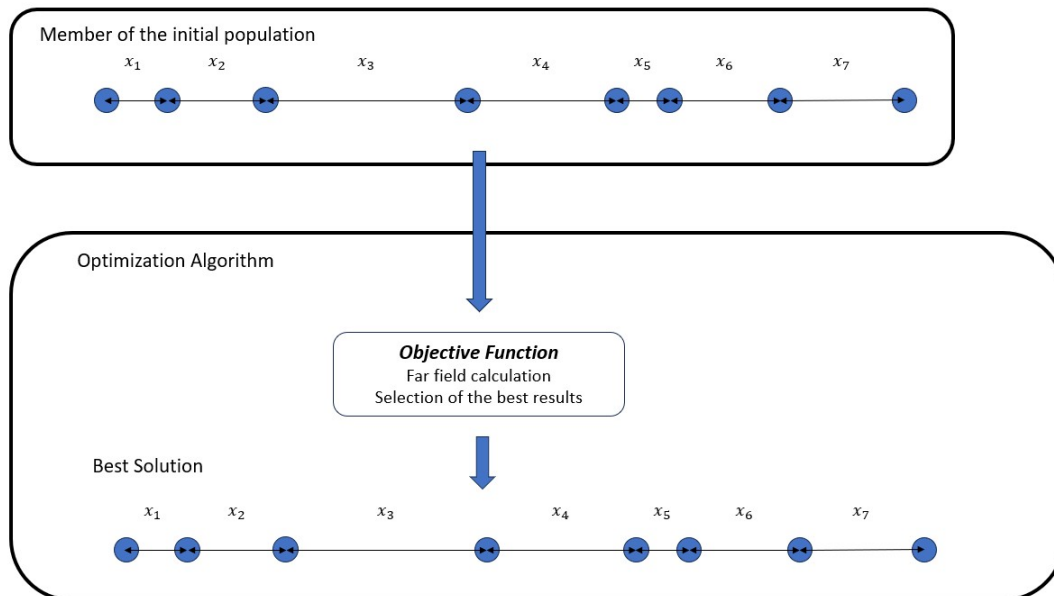


Σχήμα 5.3: Απεικόνιση του SLSR



Σχήμα 5.4: Απεικόνιση του Q

Όπως βλέπουμε στην παρακάτω εικόνα, η αντικειμενική συνάρτηση είναι η συνάρτηση της οποίας την τιμή θέλουμε να ελαχιστοποιήσουμε, ή να μεγιστοποιήσουμε. Μεταβάλλοντας με στοχαστικό τρόπο τις αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων, αποκοπούμε στην βελτιστοποίηση της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης.



Σχήμα 5.5: Διαδικασία βελτιστοποίησης

Αντικειμενική Συνάρτηση : SLSR

Παρακάτω βλέπουμε την αντικειμενική συνάρτηση, όταν αυτή ισούται με τον βαθμό καταπίεσης των πλευρικών λοβών (SLSR). Στο **Κεφάλαιο 2** είδαμε ότι για να υπολογίσουμε το SLSR πρέπει πρώτα να βρούμε το διάγραμμα ακτινοβολίας $U(\theta, \phi)$, το οποίο σύμφωνα με την Σχέση (2.1), ισούται με το γινόμενο του διαγράμματος ακτινοβολίας του μοναδιαίου ακτινοβολητή με το τετράγωνο του παράγοντα διάταξης. Αξίζει να σημειωθεί πως επειδή δουλεύουμε με στοιχειοκεραίες μιας διάστασης, ο παράγοντας διάταξης και το διάγραμμα ακτινοβολίας θα εξαρτώνται από την γωνία ανύψωσης θ και όχι από την αζιμουθιακή γωνία ϕ . Στην γραμμή 8 του παρακάτω κώδικα, φορτώνουμε το διάγραμμα ακτινοβολίας του μοναδιαίου ακτινοβολητή, το οποίο ακολουθεί γκαουσιανή κατανομή με γωνιακό εύρος στα 3 dB ίσο με 25.9° . Ακολούθως, στην γραμμή 17 υπολογίζουμε τον παράγοντα διάταξης στο εύρος $(-90^\circ, 90^\circ)$.

```

1 function result = ObjectiveFunction1(x)
2
3 theta = -90:0.1:90;
4 theta0 = 0; % Optimize at theta0 degrees (SLSR)
5 posx = [0 cumsum(x)];
6
7 % Import linear element pattern (Theta)
8 variables = load('GaussPattern3_3dB_25c9deg');
9 Uelem = variables.Uel;
10 zero = round(length(Uelem)/2);
11 w = fix(length(theta)/2);
12 Uelem = Uelem((zero-w):(zero+w));
13

```



```

14 thresh_dB = 25;
15 pksThreshold = 10^(-thresh_dB/10);
16
17 UAF = calculateAF1(lambda, posx, theta, theta0); % Calculate Array Factor (1D)
18 U = Uelem.*UAF;
19 result = -1*calculateSLSR1(theta,U,theta0,Uelem,pksThreshold,0);

```

Listing 5.4: MATLAB code for Objective Function based on the value of SLSR

Ο υπολογισμός του παράγοντα διάταξης αποτελεί ενδιάμεσο βήμα στην διαδικασία υπολογισμού του SLSR. Παρακάτω εμφανίζεται η συνάρτηση *calculateAF1*, η οποία βάσει των θέσεων των στοιχείων της κεραίας στον *x*-άξονα, υπολογίζει τον παράγοντα διάταξης σύμφωνα με την παρακάτω σχέση.

$$AF(\theta) = \sum_{n=1}^N b_n e^{jk_0 \text{posx}(n) (\sin \theta - \sin \theta_0)} \quad (5.1)$$

Όπου k_0 είναι ο κυματάρθμος στον ελεύθερο χώρο, $\text{posx}(n)$ είναι οι συντεταγμένες στον οριζόντιο άξονα του κάθε στοιχείου και θ_0 η γωνία στην οποία στοχεύουμε την κύρια δέσμη. Εδώ b_n αποτελεί ένα διάνυσμα με N στοιχεία που αντιστοιχεί στο πλάτος της διέγερσης του κάθε ακτινοβολητή. Στην προκειμένη θεωρούμε ότι κάθε ακτινοβολητής έχει μοναδιαία διέγερση. Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι η τιμή που επιστρέφει η συνάρτηση *calculateAF1* ισούται με το τετράγωνο του μέτρου του παράγοντα διάταξης, κανονικοποιημένο ως προς την μέγιστη τιμή του. Για αυτό και στην συνάρτηση που βλέπουμε παραπάνω, στο Listing 4.3, στην γραμμή 28 πολλαπλασιάζουμε απευθείας το *UAF* με το διάγραμμα ακτινοβολίας του μοναδιαίου ακτινοβολητή.

```

1 function I_AF = calculateAF1(lamda, posx, theta, theta0)
2
3 N = length(posx); % Number of elements (1D)
4 b = ones(1,N); % Amplitude of excitation coefficients
5
6 % Physical parameters
7 n0 = 1; % Refractive index of air
8 k0 = 2*pi*n0/lamda; % Wavenumber
9
10 % Calculation using for loop
11 AF = zeros(1,length(theta)); % Initialization of array factor
12 for n = 1:N
13 AF = AF + b(n)*exp(1i*k0*posx(n)*(sind(theta)-sind(theta0)));
14 end
15
16 U_AF = abs(AF.*conj(AF));
17 I_AF = U_AF/max(max(U_AF));

```

Listing 5.5: MATLAB code for the calculation of the Array Factor of a linear array

Το SLSR είναι ο λόγος του κύριου και του υψηλότερου πλευρικού λοβού ακτινοβολίας, επομένως χρειάζεται να υπολογίζουμε που βρίσκονται αυτές οι δύο παράμετροι και ποιες είναι οι τιμές τους. Η συνάρτηση *calculateSLSR1* παίρνει ως όρισμα το διάγραμμα ακτινοβολίας της στοιχειοκεραίας που υπολογίσαμε προηγουμένως ως $U(\theta) = AF(\theta) \times U_{elem}$. Χρησιμοποιώντας το *pksThreshold* ως κατώφλι, δημιουργεί δύο διανύσματα με τις τιμές και τις θέσεις των τοπικών μεγίστων του διαγράμματος ακτινοβολίας αντίστοιχα. Στην συνέχεια ορίζει την θέση *ind1* του *pval_thr* και του *pind_thr* τον δείκτη και την τιμή του λοβού πλησιέστερου στο θ_0 . Για να βρει την τιμή του υψηλότερου πλευρικού λοβού, αναζητά το μέγιστο στο διάνυσμα *pval_thr_copy*, το οποίο είναι αντίγραφο του *pval_thr*, χωρίς την τιμή του κύριου λοβού.

Αφού έχει συλλέξει τις απαραίτητες πληροφορίες, η συνάρτηση επιστρέφει το SLSR σε dB.

$$SLSR = 10\log_{10}\left(\frac{\text{mainlobe}}{\text{sidelobe}}\right) \quad (5.2)$$

Στην αντικειμενική συνάρτηση, επιστρέφει την τιμή αυτή με αρνητικό πρόσημο επειδή το Global Optimization Toolbox της Matlab, το οποίο περιέχει τον γενετικό αλγόριθμο και τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων, αποτελείται από επιλυτές ελαχιστοποίησης.

```

1 function SLSR = calculateSLSR1(theta,u,theta0,uelem,pksThreshold,SHOW_FIGURE)
2
3
4 %% Calculation of SMSR
5
6 % Find all peaks above threshold
7 [pval,pind] = myfindpeaks(u); % Find all local maxima [peak
8                               value, peak index]
9 pval_thr = pval(pval > pksThreshold); % Keep only the local maxima
10                                     above the threshold
11 pind_thr = pind(pval > pksThreshold); % Index of threshed peaks
12
13 % Find main lobe (peak closest to the argument 'theta0')
14 [~, ind1] = min(abs(theta(pind_thr)-theta0)); % Find the index of the peak
15                                               closest to theta0
16
17 % Find highest side lobe
18 pval_thr_copy = pval_thr; % Get a copy of the vector
19                                     containing the peaks' values
20 pval_thr_copy(ind1) = 0; % Make null the value of the
21                                     peak corresponding to the
22                                     mainlobe
23 [sidelobe_val, ind2] = max(pval_thr_copy); % Find the index of the second
24                                     highest peak
25
26 mainlobe_val = pval_thr(ind1); % The value of the main lobe
27                                     peak
28 mainlobe_index = pind_thr(ind1); % Translate index to the
29                                     vector theta
30 sidelobe_index = pind_thr(ind2); % Translate index to the
31                                     vector theta
32
33 SLSR = 10*log10(mainlobe_val/sidelobe_val);

```

Listing 5.6: MATLAB code for the calculation of SLSR

Αντικειμενική Συνάρτηση : Q

Για να υπολογίσουμε το Quality Factor (Q), χρειάζεται να υπολογίσουμε την καμπύλη του SLSR σε ένα εύρος γωνιών και να βρούμε το εμβαδόν της καμπύλης. Όπως βλέπουμε και στην παρακάτω συνάρτηση, το εύρος γωνιών για το οποίο θα υπολογίσουμε το SLSR είναι $[0^\circ, 20^\circ]$. Χρησιμοποιούμε το ίδιο διάγραμμα ακτινοβολίας για τον μοναδιαίο ακτινοβολητή με γωνιακό εύρος στα 3 dB ίσο με 25.9° . Εδώ δεν είναι απαραίτητο να υπολογίσουμε χωριστά τον παράγοντα διάταξης, όπως κάναμε πριν με την συνάρτηση *calculateAF1*. Ο υπολογισμός του Array Factor θα γίνει εντός της συνάρτησης *calculateSLSR1_Integral_ObjF*.

```

1 function result = ObjectiveFunction1(x)
2
3     lambda = 1.55e-6;
4     theta = -90:0.1:90;
5     target = 0:1:20; % Optimize for this span (Q)
6

```

```

7 % Import linear element pattern (Theta)
8 variables = load('GaussPattern3_3dB_25c9deg.mat');
9 Uelem = variables.Uel;
10 zero = round(length(Uelem)/2);
11 w = fix(length(theta)/2);
12 Uelem = Uelem((zero-w):(zero+w));
13
14 thresh_dB = 25;
15 pksThreshold = 10^(-thresh_dB/10);
16
17
18 % Calculate Q
19 result = -1*calculateSLSR1_Integral_ObjF(lambda, [0 cumsum(x)], theta, target, Uelem,
20 pksThreshold);
end

```

Listing 5.7: MATLAB code for uniform grid with deviations from the original positions

Παρακάτω βλέπουμε τη συνάρτηση *calculateSLSR1_Integral_ObjF*. Παρατηρούμε ότι υπολογίζει ανά 1° τον παράγοντα δάταξης, το διάγραμμα ακτινοβολίας και το SLSR. Με αυτόν τον τρόπο κατασκευάζει το διάνυσμα *SLSRx*, το οποίο περιέχει τις τιμές SLSR για κάθε γωνία στόχευσης της κύριας δέσμης.

Για τον υπολογισμό του Q χρησιμοποιείται αριθμητική ολοκλήρωσης με την μέθοδο τραπεζίων, ώστε να προσεγγιστεί η συνολική "επιφάνεια" κάτω από την καμπύλη των θετικών τιμών της SLSR:

$$Q \approx \int_{\theta_0(1)}^{\theta_0(\text{end})} \text{SLSR}(\theta_0) d\theta_0$$

Η τιμή αυτή αντιπροσωπεύει την συνολική ποιότητα καταστολής των πλευρικών λοβών για όλες τις γωνίες κύριας δέσμης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του Q , τόσο καλύτερη είναι η συνολική καταστολή των πλευρικών λοβών της διάταξης.

```

1 function Q = calculateSLSR1_Integral_ObjF(lambda, position_x, theta, theta0, uelem,
2 pksThreshold)
3
4 SLSRx = zeros(1,length(theta0));
5 for ii = 1:length(theta0)
6
7 % Array factor (Normalized) 1-D
8 uAF = calculateAF1(lambda,position_x,theta,theta0(ii));
9
10 % Radiation pattern (Normalized) 1-D
11 u = uelem.*uAF;
12
13 % Calculate side lobe suppression ratio
14 SLSRx(ii) = calculateSLSR1(theta,u,theta0(ii),uelem,pksThreshold);
15 end
16
17 % Calculate the area under the SLSR curve
18 interpoints = 10; % interpolation samples
19 xq = theta0(1):1/interpoints:theta0(end);
20 vq = interp1(theta0,SLSRx,xq,'linear');
21 ddx = (theta0(end)-theta0(1))/(length(xq)-1);
22
23 vq_pos = vq(vq>0);
24
25 Q = (sum(vq_pos(1:end)*ddx) + sum(vq_pos(2:end)*ddx))/2;

```

Listing 5.8: MATLAB code for Objective Function based on the value of Q

5.2 Παραμετροποίηση Αλγορίθμων

Σε αυτή την ενότητα θα εξηγήσουμε πως παραμετροποιήσαμε τον γενετικό αλγόριθμο και τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων. Για την υλοποίηση των αλγορίθμων αυτών χρησιμοποιήσαμε το **Global Optimization Toolbox** του Matlab.

5.2.1 Γενετικός Αλγόριθμος (GA)

Στο πρώτο απόσπασμα κώδικα παρουσιάζεται η παραμετροποίηση του γενετικού αλγορίθμου με τη χρήση της συνάρτησης `optimoptions('ga', ...)`. Συγκεκριμένα:

- **PopulationSize**: Ορίζει το μέγεθος του πληθυσμού, δηλαδή τον αριθμό των πιθανών λύσεων που εξετάζονται σε κάθε γενιά. Στην υλοποίηση ισούται με `numRows=200`.
- **EliteCount**: Καθορίζει πόσες από τις καλύτερες λύσεις (elite individuals) περνούν απευθείας στην επόμενη γενιά χωρίς μεταβολή. Η τιμή της πρέπει να είναι θετικός ακέραιος αριθμός μικρότερος ή ίσος με το μέγεθος του πληθυσμού. Εμείς επιλέξαμε 4 elite individuals σε κάθε γενιά.
- **InitialPopulationMatrix**: Αρχικοποιεί τον πληθυσμό με βάση έναν πίνακα `memberMatrix`, ώστε η διαδικασία να ξεκινά από συγκεκριμένες λύσεις. Στην δημιουργία του `memberMatrix` αναφερθήκαμε προηγουμένως.
- **MaxGenerations**: Μέγιστος αριθμός γενεών (επαναλήψεων) του αλγορίθμου, εδώ ορίστηκε 100, 200 και 1000 και παρατηρήθηκε ότι δεν επηρέαζε το αποτέλεσμα, καθώς ο αλγόριθμος συνέκλινε πριν φτάσει τις 100 γενιές.
- **CrossoverFraction**: Το ποσοστό της επόμενης γενιάς, εκτός από τα elite individuals, που παράγονται μέσω διασταύρωσης. Η τιμή της πρέπει να είναι μεταξύ 0 και 1. Η προεπιλεγμένη τιμή είναι 0.8 και αυτή είναι η τιμή που επιλέξαμε, όπως βλέπουμε στο παρακάτω απόσπασμα κώδικα.
- **MutationFcn**: Αναφέρεται στην συνάρτηση μετάλλαξης. Χρησιμοποιείται η `mutationadaptfeasible` σε συνδυασμό με προσαρμοσμένη `mutationfcn` για έλεγχο των περιορισμών. Η συνάρτηση αυτή, η οποία είναι η προεπιλεγμένη συνάρτηση μετάλλαξης όταν υπάρχουν μη γραμμικοί περιορισμοί, επιλέγει μια κατεύθυνση και ένα μήκος βήματος που ικανοποιούν τα όρια και τους γραμμικούς περιορισμούς.
- **Display**: Εμφανίζει την πρόοδο του αλγορίθμου σε κάθε γενιά.
- **FunctionTolerance**: Ο αλγόριθμος σταματά εάν η μέση σχετική μεταβολή της καλύτερης τιμής της συνάρτησης καταλληλότητας κατά τη διάρκεια των `MaxStallGenerations` είναι μικρότερη ή ίση από την τιμή της παραμέτρου `FunctionTolerance`. Θέσαμε την παράμετρο αυτή ίση με 10^{-6} , ώστε να μην είναι πολύ αυστηρό το κριτήριο τερματισμού.
- **ConstraintTolerance**: Η παράμετρος αυτή καθορίζει πόσο «αυστηρά» ή «χαλαρά» αντιμετωπίζονται οι περιορισμοί για να κριθεί αν μια λύση είναι εφικτή, αλλά δεν ελέγχει τότε ο αλγόριθμος θα σταματήσει.
- **FitnessLimit**: Θέτει ένα κατώφλι για την τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας. Εδώ, ο αλγόριθμος τερματίζει αν βρεθεί λύση καλύτερη από -20 για την αντικειμενική συνάρτηση `SLSR` και -350 για την αντικειμενική συνάρτηση `Q`.
- **PlotFcn**: Ορίζει συνάρτηση γραφικής απεικόνισης (`gaplotbestf`), ώστε να φαίνεται η καλύτερη τιμή ανά γενιά.
- **OutputFcn**: Εδώ χρησιμοποιείται η `myGATracker`, μια συνάρτηση που καταγράφει την πρόοδο και επιτρέπει περαιτέρω ανάλυση.

```

1 % === Options for GA ===
2
3 crossoverfraction = 0.8;
4 mutationfcn = 0.3;
5     options = optimoptions('ga', ...
6         'PopulationSize', numRows, ...
7         'EliteCount', 4, ...
8         'InitialPopulationMatrix', memberMatrix, ...
9         'MaxGenerations', 1000, ...
10        'CrossoverFraction', crossoverfraction, ...
11        'MutationFcn', {@mutationadaptfeasible, mutationfcn}, ...
12        'Display', 'iter', ...
13        'FunctionTolerance', 1e-6, ...
14        'ConstraintTolerance', 1e-6, ...
15        'FitnessLimit', -20, ...
16        'PlotFcn', {@gaplotbestf}, ...
17        'OutputFcn', @myGATracker); % Use output function for tracking

```

Listing 5.9: MATLAB code for options of the Genetic Algorithm

5.2.2 Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων (PSO)

Στο δεύτερο απόσπασμα παρουσιάζεται η παραμετροποίηση του PSO με τη χρήση της συνάρτησης `optimoptions('particleswarm', ...)`. Συγκεκριμένα:

- **SwarmSize**: Καθορίζει το μέγεθος του σμήνους, δηλαδή τον αριθμό των σωματιδίων που κινούνται στο χώρο λύσεων. Ορίστηκε ίσο με `numRows=200`.
- **MaxIterations**: Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου, εδώ 500.
- **Display**: Εμφανίζει την πρόοδο κατά την εκτέλεση.
- **HybridFcn**: Ενεργοποιεί έναν τοπικό βελτιστοποιητή (εδώ `fmincon`) μετά το τέλος του PSO, ώστε να «βελτιώσει» τη λύση περαιτέρω.
- **InitialSwarmMatrix**: Αρχικοποιεί τη θέση των σωματιδίων με βάση τον πίνακα `memberMatrix`.
- **OutputFcn**: Χρησιμοποιείται η συνάρτηση `myPSOTracker`, η οποία παρακολουθεί την πορεία της βελτιστοποίησης.
- **PlotFcn**: Ορίζει γραφική απεικόνιση της καλύτερης τιμής συναρτήσεως (`pswplotbestf`).

```

1 % === PSO options ===
2     options = optimoptions('particleswarm', ...
3         'SwarmSize', numRows, ...
4         'MaxIterations', 500, ...
5         'Display', 'iter', ...
6         'HybridFcn', @fmincon, ...
7         'InitialSwarmMatrix', memberMatrix, ...
8         'OutputFcn', @myPSOTracker, ...
9         'PlotFcn', {'pswplotbestf'});

```

Listing 5.10: MATLAB code for Objective Function based on the value of Q

5.2.3 Οριοθέτηση Αλγορίθμων

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων μας πρέπει να είναι σύμφωνα με τους περιορισμούς που ορίζουμε. Για τον λόγο αυτό, θέτουμε κάποιους περιορισμούς στις τιμές που μπορούν να πάρουν οι αποστάσεις μεταξύ των ακτινοβολητών.

```

1 lowerBound = MINpitch;
2 upperBound = dx ;
3
4 lb = lowerBound * ones(1, nVars);
5 ub = upperBound * ones(1, nVars);
6

```

Listing 5.11: MATLAB code for setting bounds for both algorithms

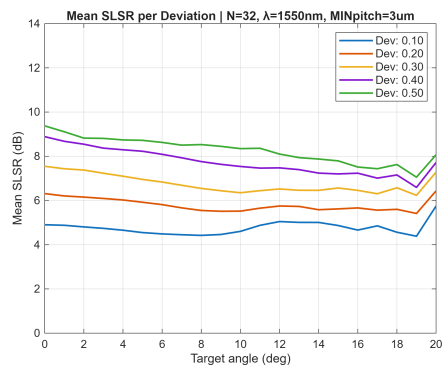
5.3 Study 1550nm

Το πρώτο σύνολο μελετών που πραγματοποιήθηκε ήταν σε $\lambda = 1550nm$. Με τις παρακάτω προσομοιώσεις θέλαμε να μελετήσουμε την επίδραση του deviation και του pitch της ομοιόμορφης στοιχειοκεραίας που χρησιμοποιήσαμε για την κατασκευή του πίνακα αρχικού πληθυσμού. Σημειώνεται ότι το dx , δηλαδή το pitch, χρησιμοποιείται και ως άνω όριο των αποστάσεων των ακτινοβολητών που προκύπτουν ως λύσεις της διαδικασίας βελτιστοποίησης. Σε αυτή τη φάση δηλαδή, επικεντρωθήκαμε στην επίδραση του σημείου εκκίνησης και της οριοθέτησης του αλγορίθμου. Παρακάτω απαριθμούνται τα Studies που πραγματοποιήθηκαν στο συγκεκριμένο μήκος κύματος.

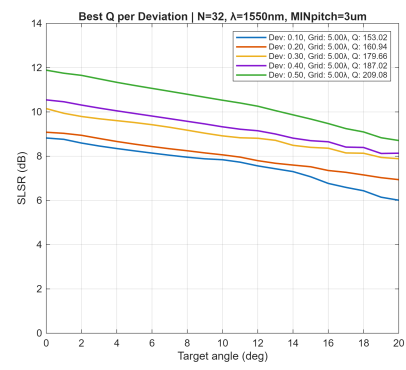
Study	Elements	Algorithm	Fitness (ObjF)	Average pitch (λ)	Deviation	Min pitch	Upper Bound
1	32	GA	SLSR_20	5,10,20,50	0.1,0.2,0.3,0.4,0.5	3	dx
2	32	GA	Q	5,10,20,50	0.1,0.2,0.3,0.4,0.5	3	dx
3	32	PSO	SLSR_20	5,10,20,50	0.1,0.2,0.3,0.4,0.5	3	dx
4	32	PSO	Q	5,10,20,50	0.1,0.2,0.3,0.4,0.5	3	dx

Πίνακας 5.1: Μελέτες βελτιστοποίησης για διάφορες διατάξεις στοιχείων και παραμέτρους $\lambda = 1550nm$.

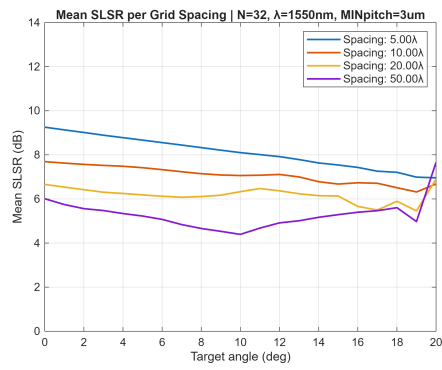
Αρχικά θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα από όλα τα Studies. Σε κάθε Study τρέξαμε τον αλγόριθμο για πέντε διαφορετικά *deviations* = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5] και τέσσερα *Grid Spacings* = [5, 10, 20, 50] λ .



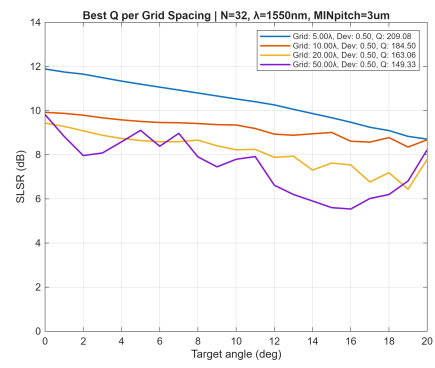
i: Study 1: Mean values of SLSR per deviation



ii: Study 1: Best values of SLSR per deviation

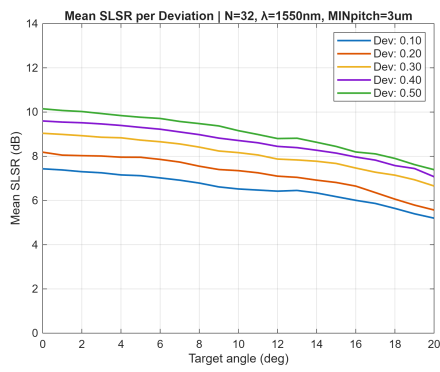


iii: Study 1: Mean values of SLSR per pitch

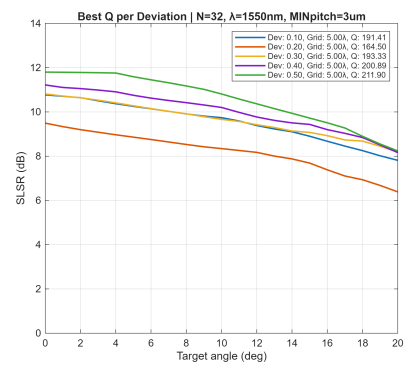


iv: Study 1: Best values of SLSR per pitch

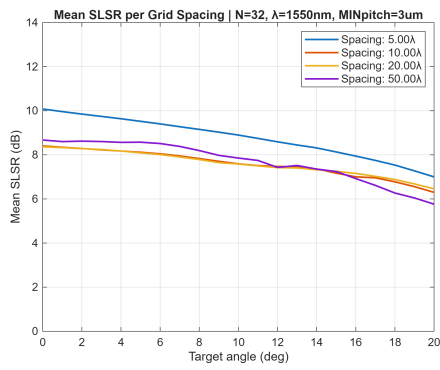
Σχήμα 5.6: Study 1: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.



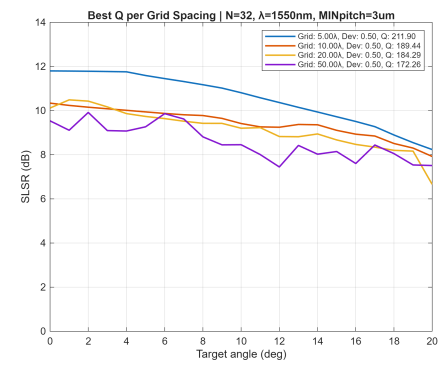
i: Study 2: Mean values of SLSR per deviation



ii: Study 2: Best values of SLSR per deviation

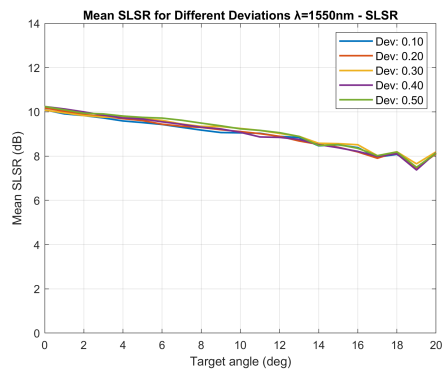


iii: Study 2: Mean values of SLSR per pitch

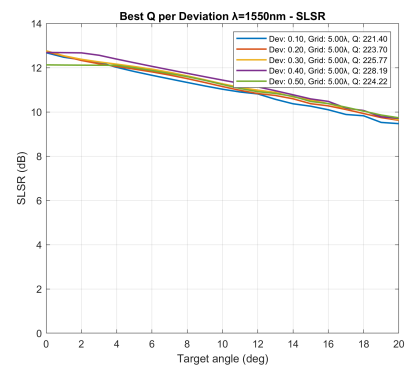


iv: Study 2: Best values of SLSR per pitch

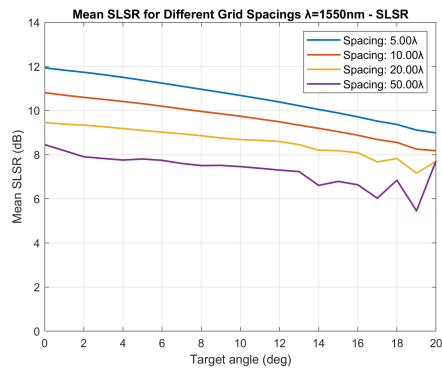
Σχήμα 5.7: Study 2: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.



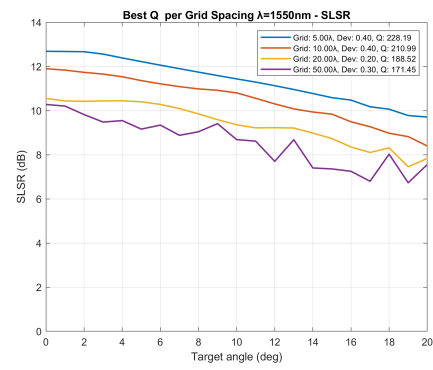
i: Study 3: Mean values of SLSR per deviation



ii: Study 3: Best values of SLSR per deviation

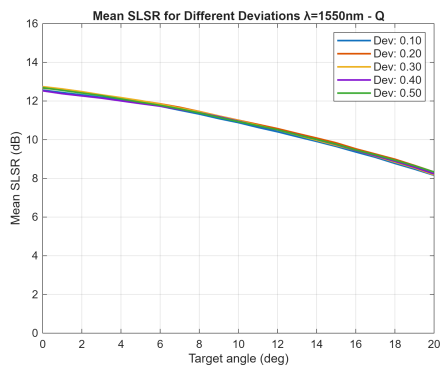


iii: Study 3: Mean values of SLSR per pitch

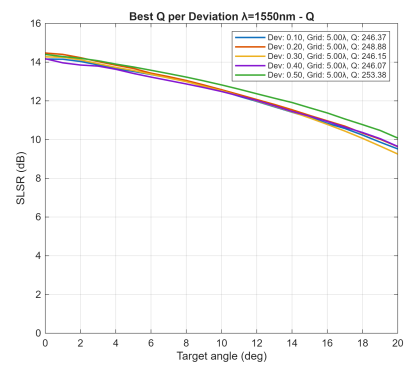


iv: Study 3: Best values of SLSR per pitch

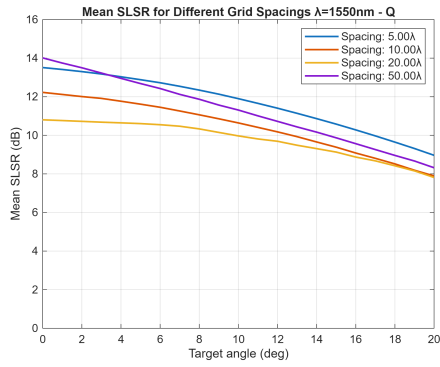
Σχήμα 5.8: Study 3: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.



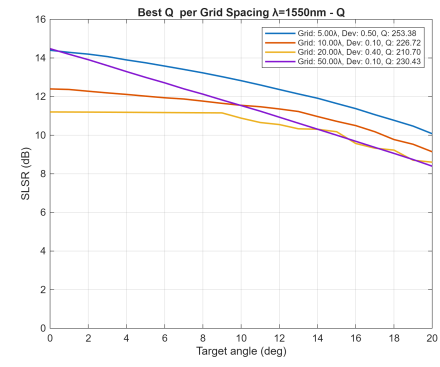
i: Study 4: Mean values of SLSR per deviation



ii: Study 4: Best values of SLSR per deviation



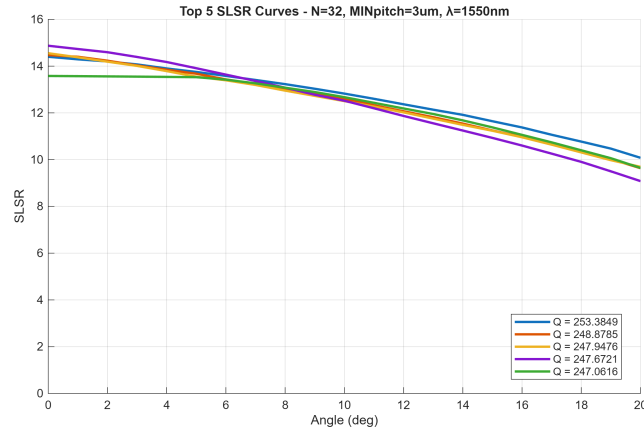
iii: Study 4: Mean values of SLSR per pitch



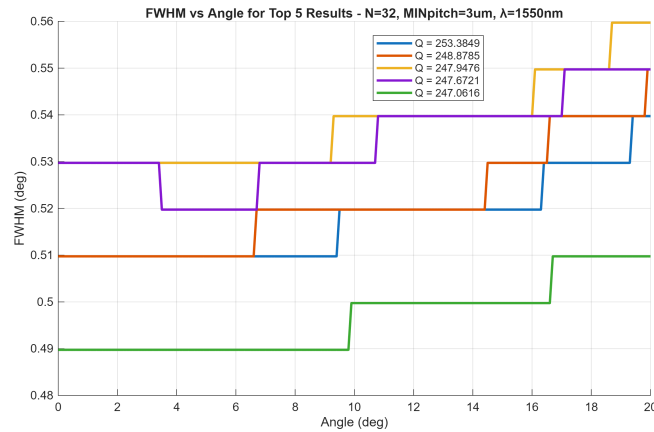
iv: Study 4: Best values of SLSR per pitch

Σχήμα 5.9: Study 4: Mean and Best values of SLSR per deviation and pitch.

Ακολουθούν τα διαγράμματα του SLSR, του εύρους ημίσειας ισχύος (FWHM) και του παράγοντα ισχύος του κύριου λοβού (MLPF) για τα καλύτερα πέντε αποτελέσματα βελτιστοποιημένων οπτικών στοιχειοκεραιών 32 στοιχείων, για $\lambda = 1550nm$ και ελάχιστη απόσταση μεταξύ των στοιχείων $MINpitch = 3\mu m$.

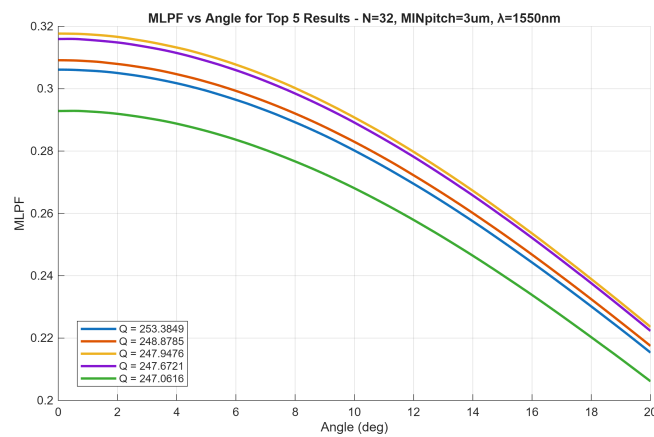


Σχήμα 5.10: SLSR values for top 5 results of Study 1,2,3,4



Σχήμα 5.11: FWHM values for top 5 results of Study 1,2,3,4

Ενώ οι τιμές του SLSR και του Q είναι καλές, οι τιμές του MLPF είναι χαμηλές, 30% της ισχύος βρίσκεται στον κύριο λοβό για στροφή δέσμης στις 0° , καθώς η ισχύς που βρισκόταν αρχικά στους grating lobes πριν την καταπίεσή τους, δεν μπορεί να διοχετευθεί ξανά στον κεντρικό λοβό ακτινοβολίας και διαχέεται στον χώρο.



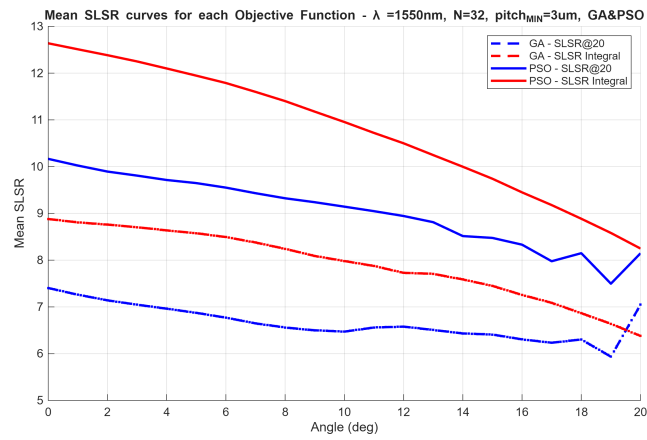
Σχήμα 5.12: MLPF values for top 5 results of Study 1,2,3,4

5.3.1 Σύγκριση Παραμέτρων

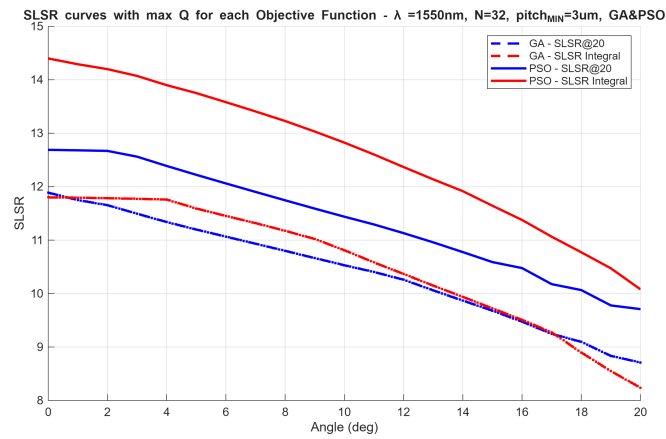
Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα, θα απαντήσουμε στα παρακάτω ερωτήματα.

1. Ποια αντικειμενική συνάρτηση οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα ;
2. Ποιος από τους δύο αλγορίθμους βελτιστοποίησης οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα ;
3. Ποια η επίδραση του *deviation* στα αποτελέσματα ;
4. Ποια η επίδραση του *pitch* στα αποτελέσματα ;

Αντικειμενική Συνάρτηση

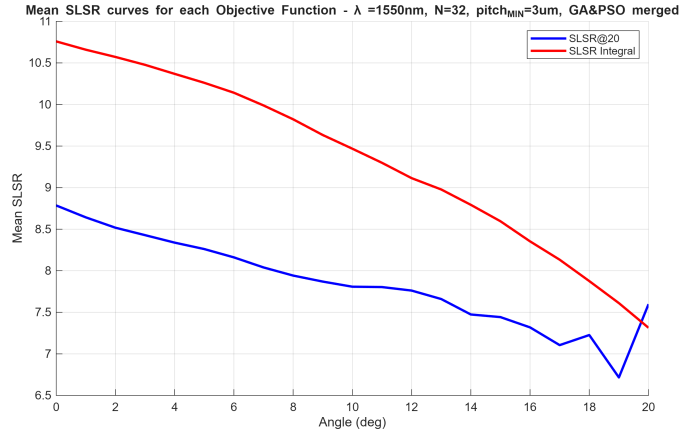


i: Μέση τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function Q και SLSR για GA και PSO

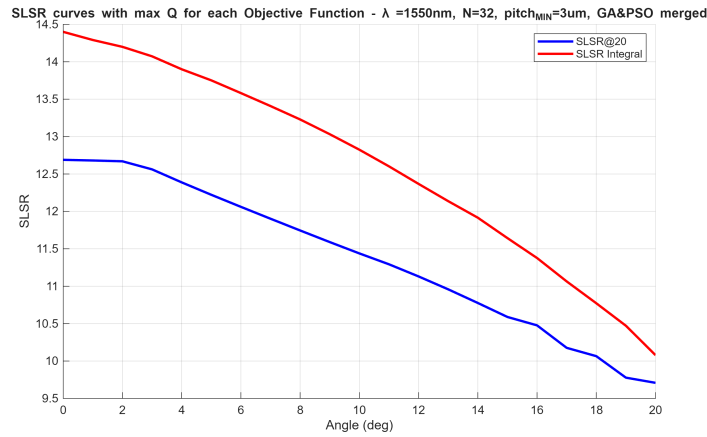


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function Q και SLSR για GA και PSO

Σχήμα 5.13: Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO.



i: Μέση τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function Q και SLSR ενοποιημένα για GA και PSO



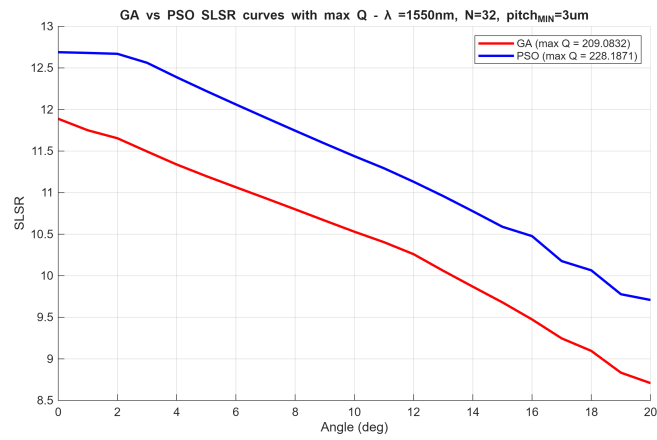
ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function Q και SLSR ενοποιημένα για GA και PSO

Σχήμα 5.14: Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO $\lambda = 1550\text{nm}$.

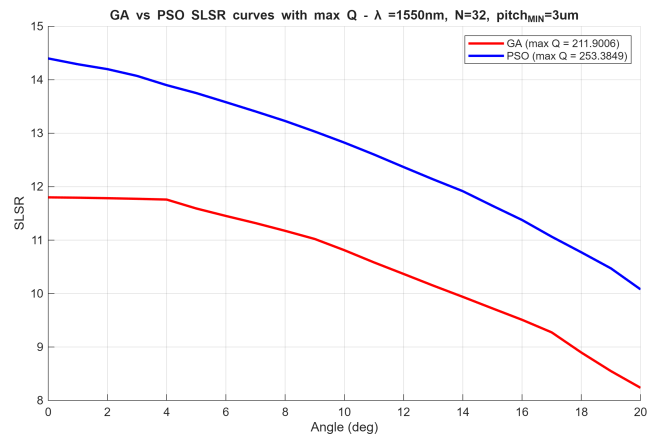
Από τα παραπάνω διαγράμματα είναι εμφανές ότι όταν χρησιμοποιούμε ως αντικειμενική συνάρτηση το εμβαδόν της καμπύλης του SLSR σε όλο το εύρος γωνιών $[0^\circ, 20^\circ]$, οδηγούμαστε σε πολύ καλύτερα αποτελέσματα. Παρατηρούμε στο Σχήμα 5.8-(i) ότι στον γενετικό αλγόριθμο (διακεκομμένες καμπύλες) το SLSR που προκύπτει σε κάθε γωνία με την αντικειμενική συνάρτηση Q είναι κατά 2dB καλύτερο αυτού που προκύπτει με το SLSR στις 20° . Αντίστοιχα, για τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων το SLSR που προκύπτει σε κάθε γωνία με την αντικειμενική συνάρτηση Q είναι κατά $1\text{dB} - 3\text{dB}$ καλύτερο αυτού που προκύπτει με το SLSR στις 20° . Στο Σχήμα 5.9-(i) και Σχήμα 5.9-(ii) παρατηρούμε ότι εξετάζοντας συνολικά τα αποτελέσματα, αγνοώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήσαμε, τόσο η μέση όσο και η βέλτιστη τιμή του SLSR είναι κατά 2dB καλύτερη με την χρήση του Q ως αντικειμενική συνάρτηση.

Συνεπώς, μπορούμε να αποφανθούμε με ασφάλεια ότι **το Q λειτουργεί καλύτερα ως αντικειμενική συνάρτηση.**

Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης

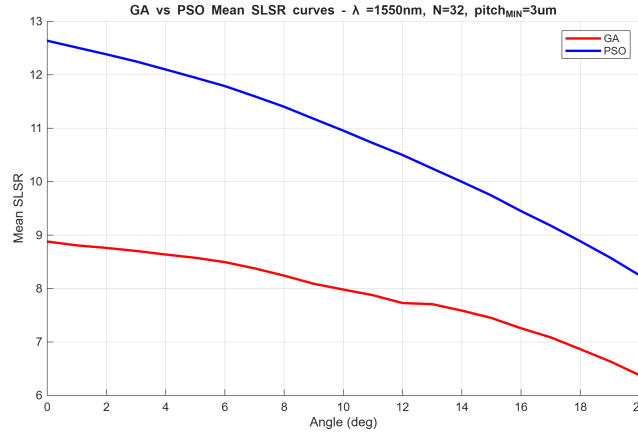


i: Μέση τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function SLSR για GA και PSO

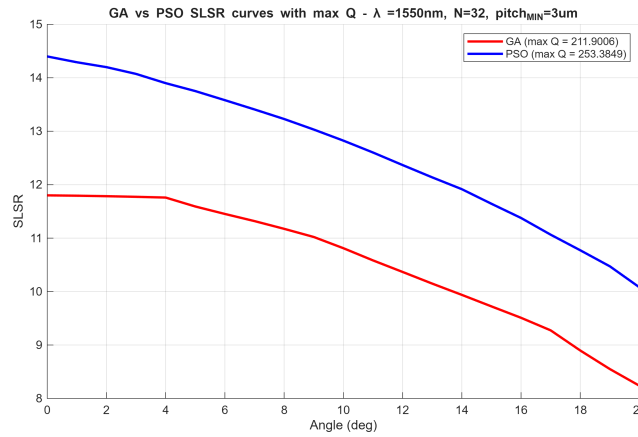


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function SLSR για GA και PSO

Σχήμα 5.15: Επίδραση αλγορίθμου βελτιστοποίησης για αντικειμενική συνάρτηση SLSR στα $\lambda = 1550\text{nm}$.



i: Μέση τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function Q για GA και PSO



ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 3\mu\text{m}$, Objective Function Q για GA και PSO

Σχήμα 5.16: Επίδραση αλγορίθμου βελτιστοποίησης για αντικειμενική συνάρτηση Q στα $\lambda = 1550\text{nm}$.

Στο Σχήμα 5.10 απεικονίζεται η μέση και η βέλτιστη τιμή του SLSR για τον γενετικό αλγόριθμο και τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων με αντικειμενική συνάρτηση $SLSR$. Αντίστοιχα, στο Σχήμα 5.11 απεικονίζεται η μέση και η βέλτιστη τιμή του SLSR για τον γενετικό αλγόριθμο και τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων με αντικειμενική συνάρτηση Q . Παρατηρώντας Σχήμα 5.10 βλέπουμε ότι με αντικειμενική συνάρτηση $SLSR$ η μέση τιμή του SLSR είναι κατά 0.5dB καλύτερη με την χρήση PSO έναντι GA, ενώ η βέλτιστη τιμή του SLSR είναι κατά 2dB καλύτερη με την χρήση PSO. Στο Σχήμα 5.11 βλέπουμε ότι με αντικειμενική συνάρτηση Q η μέση τιμή του SLSR είναι κατά $2\text{dB} - 4\text{dB}$ καλύτερη με την χρήση PSO έναντι GA, ενώ η βέλτιστη τιμή του SLSR είναι κατά 2dB καλύτερη με την χρήση PSO. Άρα, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι **με την χρήση του PSO οδηγούμαστε σε καλύτερα αποτελέσματα.**

Απόκλιση και Grid Spacing

Μένει να απαντήσουμε στα τελευταία δύο ερωτήματα που θέσαμε στην αρχή αυτής της ενότητας. Θα δούμε πώς επηρεάζει η απόκλιση από την χωρικά ομοιόμορφη στοιχειοκεραία που αποτελεί την βάση της δημιουργίας του *memberMatrix* και το *pitch* ή *Grid Spacing* αυτής τα αποτελέσματα του γενετικού αλγορίθμου και του αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων χωριστά. Αρχικά θα επικεντρωθούμε στον γενετικό αλγόριθμο στρέφοντας την προσοχή μας στο Σχήμα 5.4 και Σχήμα 5.5. Θα εξετάσουμε πρώτα το Σχήμα 5.4, το οποίο αντιστοιχεί σε αντικειμενική συνάρτηση $SLSR$.

Βλέπουμε πως όσο μεγαλύτερη η τιμή της απόκλισης, τόσο καλύτερα τα αποτελέσματα του SLSR. Αντίθετα, η σχέση του *pitch* με την καταπίεση των πλευρικών λοβών είναι αντιστρόφως ανάλογη, καθώς μικρότερες τιμές του *pitch* οδηγούν σε καλύτερα αποτελέσματα SLSR. Αναφορικά, η μέση τιμή του SLSR για *pitch* = 5λ είναι 4dB πάνω από αυτή που αντιστοιχεί σε *pitch* = 50λ (Σχήμα 5.4-(iii)), ενώ η βέλτιστη τιμή είναι 2dB πάνω Σχήμα 5.4-(iv). Αντίστοιχα, η μέση τιμή του SLSR για *dev* = 0.5 είναι 4dB πάνω από αυτή που αντιστοιχεί σε *dev* = 0.1 (Σχήμα 5.4-(i), ενώ η βέλτιστη τιμή είναι 3dB πάνω Σχήμα 5.4-(ii). Σε παρόμοια συμπεράσματα καταλήγουμε για την χρήση αντικειμενικής συνάρτησης *Q* στο Σχήμα 5.5. Συνεπώς, **για τον GA καλύτερα αποτελέσματα επιφέρει μεγαλύτερη τιμή deviation και μικρότερη τιμή pitch**. Όσον αφορά τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων, καταλήγουμε σε μια ενδιαφέρουσα παρατήρηση όσον αφορά την επίδραση της τιμής της απόκλισης που εφαρμόζεται στο *memberMatrix*. Κοιτάζοντας το Σχήμα 5.6-(i) και Σχήμα 5.6-(ii) όπως και τα Σχήμα 5.7-(i) και Σχήμα 5.7-(ii) συμπεραίνουμε ότι η τιμή της απόκλισης δεν έχει σημαντική επίδραση στα αποτελέσματα. Η επίδραση του *pitch* στον PSO είναι αντίστοιχη με αυτή στον GA. Συνεπώς, **για τον PSO καλύτερα αποτελέσματα επιφέρουν μικρότερες τιμές του pitch**.

5.4 Study 790nm

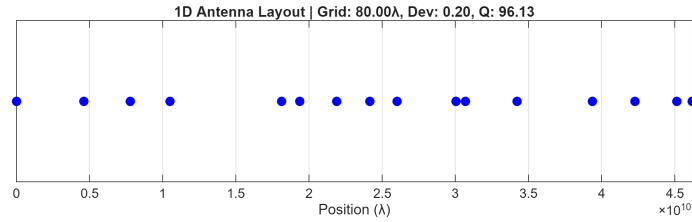
Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται όλες οι προσομοιώσεις που πραγματοποιήθηκαν για $\lambda = 790nm$. Στην πρώτη στήλη βλέπουμε τον αύξοντα αριθμό της μελέτης, ακολουθούμενου από το πλήθος των στοιχείων, τον αλγόριθμο και την αντικειμενική συνάρτηση που αξιοποιήσαμε. Στις τρεις τελευταίες στήλες αναγράφονται ορισμένες πληροφορίες σχετικά με την εκάστοτε μελέτη, πιο συγκεκριμένα τα *spacings* και η απόκλιση που χρησιμοποιήσαμε για την κατασκευή του αρχικού πληθυσμού και την οριοθέτηση του αλγορίθμου. Στην όγδοη στήλη αναγράφεται ποιο άνω όριο εφαρμόσαμε στον αλγόριθμο. Σημειώνουμε ότι στα *Study 1* και *Study 2* δοκιμάσαμε να τρέξουμε τον αλγόριθμο PSO χωρίς να χρησιμοποιήσουμε ως σημείο εκκίνησης τον πίνακα αρχικού πληθυσμού *memberMatrix*, εφαρμόζοντας όμως τα όρια για το μέγιστο και το ελάχιστο *Pitch* εντός του αλγορίθμου.

Study	Elements	Algorithm	Fitness (ObjF)	Average pitch (λ)	Deviation	Min pitch	Upper Bound
1 – Rand Pop	16	PSO	SLSR_20	90,100,125,150	-	50	dx
2 – Rand Pop	32	PSO	SLSR_20	76,101,24,126,58	-	50	dx
3	16	GA	SLSR_20	50,70,90	0.2,0.4	30	dx
4	16	GA	Q	50,70,90	0.2,0.4	30	dx
5	16	PSO	SLSR_20	50,70,90	0.2,0.4	30	dx
6	16	PSO	Q	50,70,90	0.2,0.4	30	dx
7	16	PSO	SLSR_20	50,70,90	0.2,0.4	30	No
8	16	PSO	Q	50,70,90	0.2,0.4	30	No
9	32	GA	Q	50,70,90	0.2,0.4	30	dx
10	32	PSO	Q	50,70,90	0.2,0.4	30	dx
11	16	GA	Q	50,70,90	0.2,0.4	50	dx
12	16	PSO	Q	50,70,90	0.2,0.4	50	dx
13	16	GA	Q	80,200	0.2,0.4	50	No
14	16	PSO	Q	80,200	0.2,0.4	50	No
15	32	GA	Q	80,100	0.2,0.4	50	No
16	32	PSO	Q	80,100	0.2,0.4	50	No
17	64	GA	Q	80,100	0.2,0.4	50	No
18	64	PSO	Q	80,100	0.2,0.4	50	No
19	32	GA	Q	80,100	0.2,0.4	50	dx
20	32	PSO	Q	80,100	0.2,0.4	50	dx
21	64	GA	Q	80,100	0.2,0.4	50	dx
22	64	PSO	Q	80,100	0.2,0.4	50	dx

Πίνακας 5.2: Μελέτες βελτιστοποίησης για διάφορες διατάξεις στοιχείων και παραμέτρους $\lambda = 790nm$.

Θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα από όλα τα *Studies*, με εξαίρεση τα *Study 7-8* και *Study 13-18*, καθώς σε αυτά δοκιμάσαμε να τρέξουμε τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης χωρίς να εφαρ-

μόσουμε άνω όριο στις αποστάσεις μεταξύ των ακτινοβολητών, για να εξετάσουμε αν η παρουσία του ορίου περιόριζε σημαντικά τον χώρο αναζήτησης του προβλήματος. Αντιθέτως, καταλήξαμε ότι χωρίς το άνω όριο, οι λύσεις εκτοχιάζονται και οδηγούνται σε στοιχειοκεραίες μήκους μερικών μέτρων έως και μερικών χιλιομέτρων. Ενδεικτικά, παρουσιάζεται μια λύση του *Study 14*. Παρατηρούμε ότι η στοιχειοκεραία έχει μήκος $4.5 \times 10^{10} \times 790 \times 10^{-9} m = 35.550 km$, το οποίο απέχει αρκετά από την τάξη μεγέθους στην οποία εργαζόμαστε. Παρότι οι λύσεις των παραπάνω Studies δεν έχουν νόημα, μας οδήγησαν σε ένα πολύ σημαντικό συμπέρασμα, το οποίο μπορούμε να το επαληθεύσουμε και θεωρητικά. Βάσει των Studies που πραγματοποιήσαμε χωρίς άνω όριο, καταλήξαμε ότι είναι απαραίτητο να οριοθετήσουμε τις λύσεις του αλγορίθμου με βάση το pitch της χωρικά ομοιόμορφης στοιχειοκεραίας. Η οριοθέτηση αυτή οδηγεί τον αλγόριθμο σε υλοποιήσιμες λύσεις. Ο λόγος για τον οποίο δεν περιορίζει την αναζήτηση της βέλτιστης λύσης είναι ότι το άνω όριο ισούται με $AverageSpacing = 10 - 10^2 \times \lambda$. Για να αναιρέσουμε τους grating lobes απαιτούνται μετατοπίσεις της τάξης του $\lambda/2$. Η επιλεγμένη οριοθέτηση δεν περιορίζει τις απαραίτητες μετατοπίσεις τάξης $\lambda/2$, ώστε να επιτευχθεί βελτιστοποίηση του διαγράμματος, ενώ ταυτόχρονα αποκλείει λύσεις μη υλοποιήσιμες στην κλίμακα της πλατφόρμας σχεδίασης.

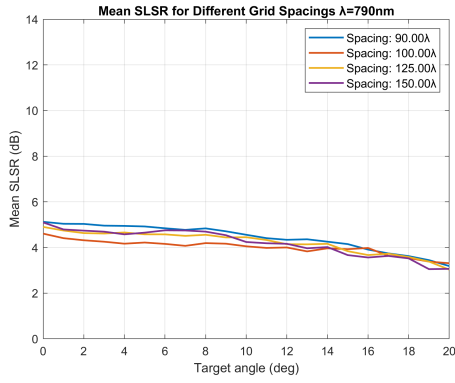


Σχήμα 5.17: Ενδεικτική στοιχειοκεραία μετά από βελτιστοποίηση χωρίς άνω όριο

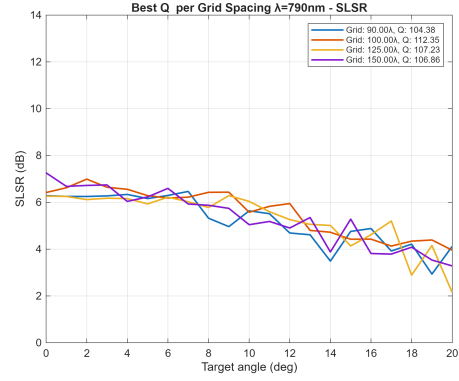
Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζεται μια σύνοψη των αποτελεσμάτων όλων των Studies και στις ακόλουθες σελίδες παρουσιάζονται τα διαγράμματα με το μέσο και το βέλτιστο SLSR στο εύρος $[0^\circ, 20^\circ]$.

Study	Mean SLSR [dB]	Best SLSR[dB]	Best Q
1	4-5	7-4	112.35
2	6-7	8	154.72
3	3-4	4-6	98.37
4	4-6	4-7	113.31
5	4-5	5-6	102.2
6	5-6	5-7	124.34
9	6-9	8-9	166.92
10	7-9	8-10	177.11
11	4-6	4-6	110.96
12	4-6	4-6	118.58
19	7-9	7-9	162.21
20	7-9	8-9	175.19
21	8-11	10-12	218.57
22	10-12	10-12	207.51

Πίνακας 5.3: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων (χωρίς τα studies χωρίς άνω όριο).

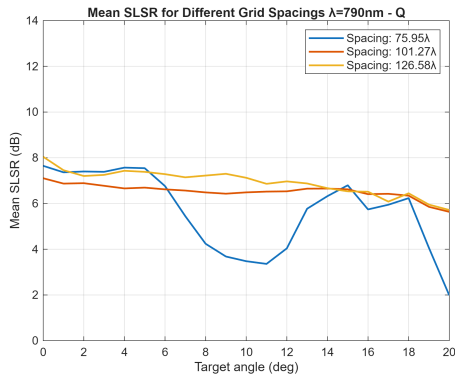


i: Study 1: Mean values of SLSR

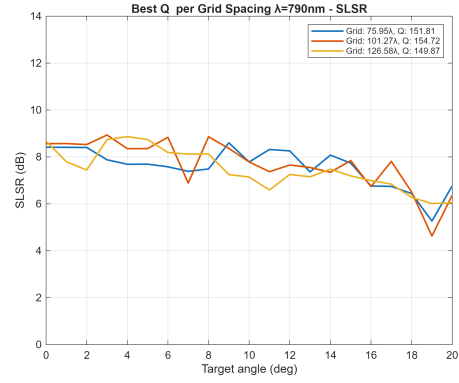


ii: Study 1: Best values of SLSR

Σχήμα 5.19: Study 1: Mean and Best values of SLSR

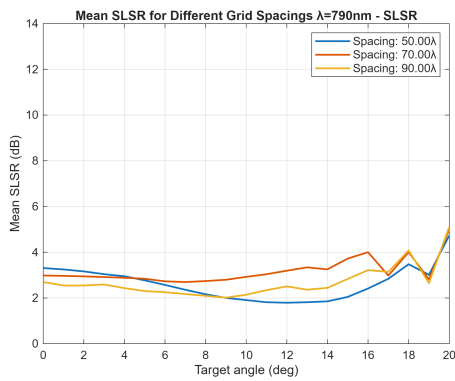


i: Study 2: Mean values of SLSR

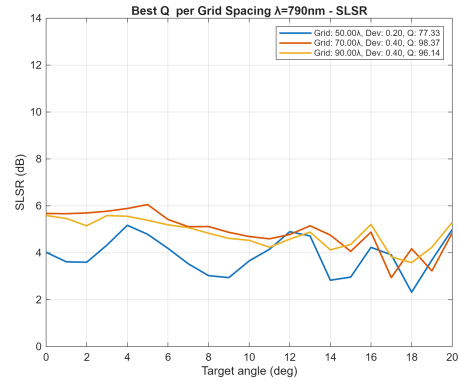


ii: Study 2: Best values of SLSR

Σχήμα 5.20: Study 2: Mean and Best values of SLSR

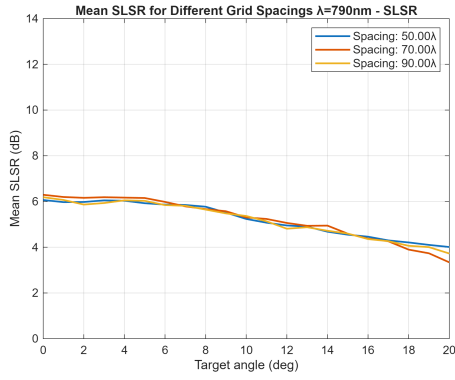


i: Study 3: Mean values of SLSR

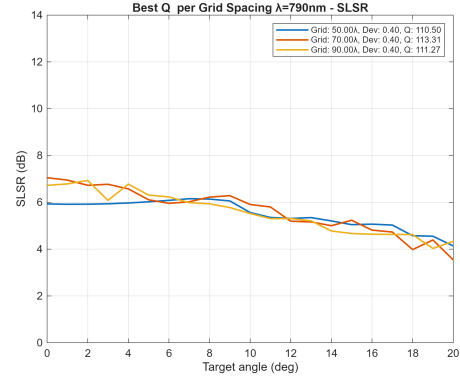


ii: Study 3: Best values of SLSR

Σχήμα 5.21: Study 3: Mean and Best values of SLSR

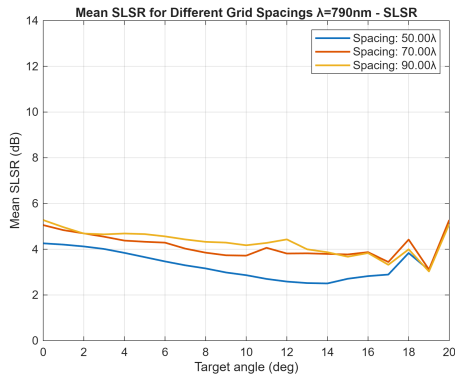


i: Study 4: Mean values of SLSR

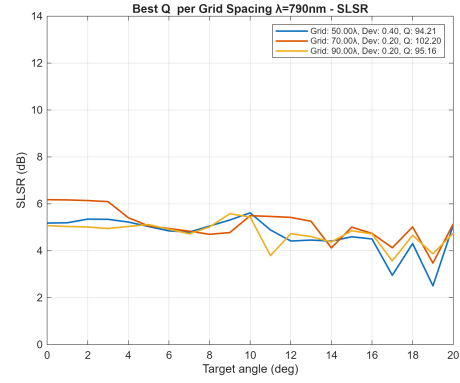


ii: Study 4: Best values of SLSR

Σχήμα 5.23: Study 4: Mean and Best values of SLSR

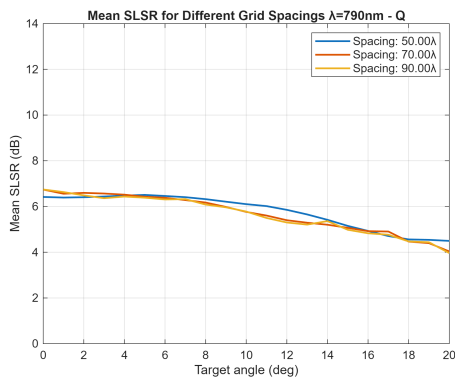


i: Study 5: Mean values of SLSR

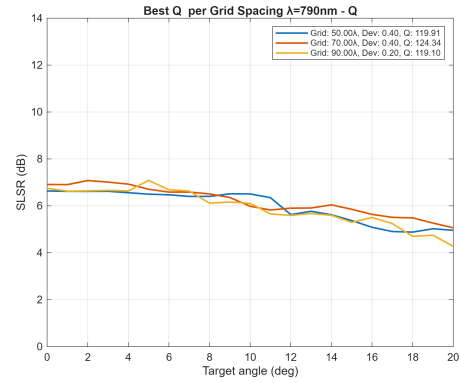


ii: Study 5: Best values of SLSR

Σχήμα 5.24: Study 5: Mean and Best values of SLSR

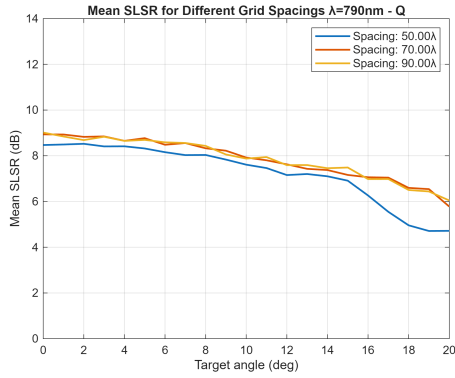


i: Study 6: Mean values of SLSR

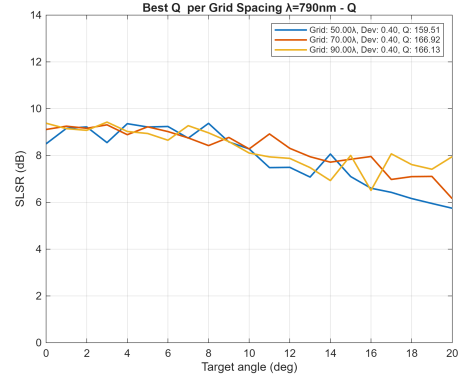


ii: Study 6: Best values of SLSR

Σχήμα 5.25: Study 6: Mean and Best values of SLSR

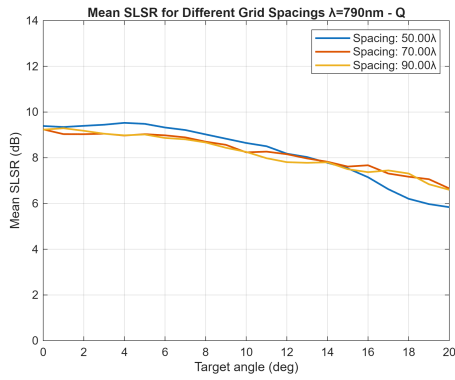


i: Study 9: Mean values of SLSR

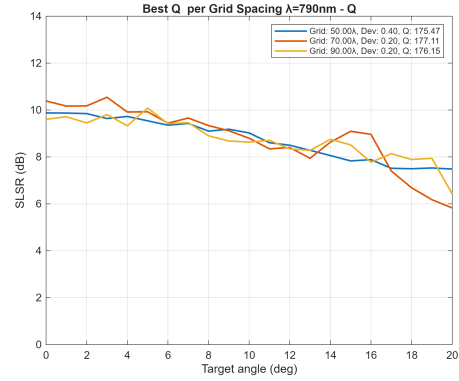


ii: Study 9: Best values of SLSR

Σχήμα 5.27: Study 9: Mean and Best values of SLSR

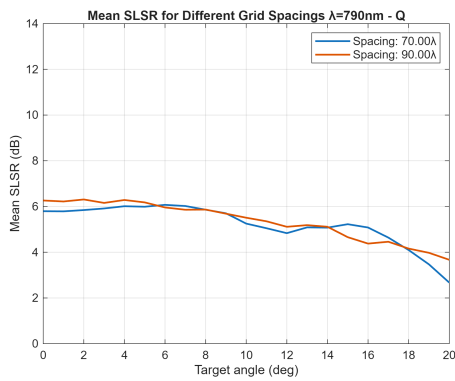


i: Study 10: Mean values of SLSR

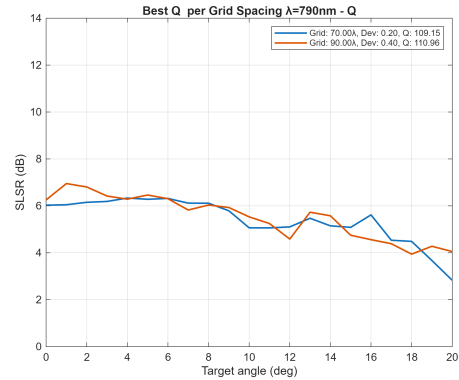


ii: Study 10: Best values of SLSR

Σχήμα 5.28: Study 10: Mean and Best values of SLSR

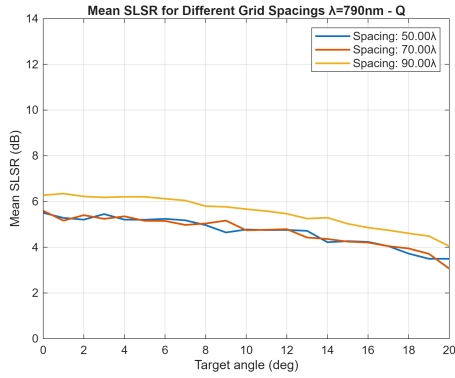


i: Study 11: Mean values of SLSR

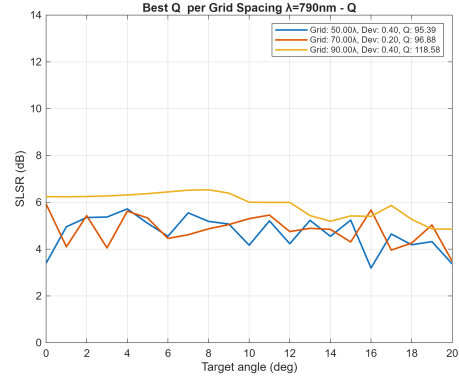


ii: Study 11: Best values of SLSR

Σχήμα 5.29: Study 11: Mean and Best values of SLSR

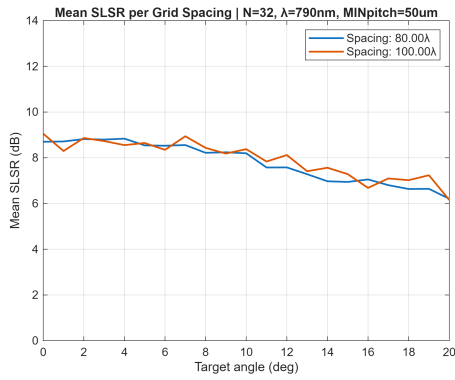


i: Study 12: Mean values of SLSR

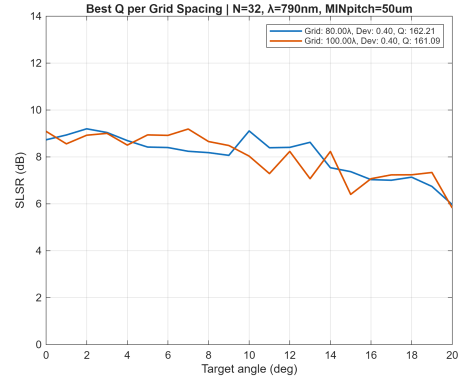


ii: Study 12: Best values of SLSR

Σχήμα 5.31: Study 12: Mean and Best values of SLSR

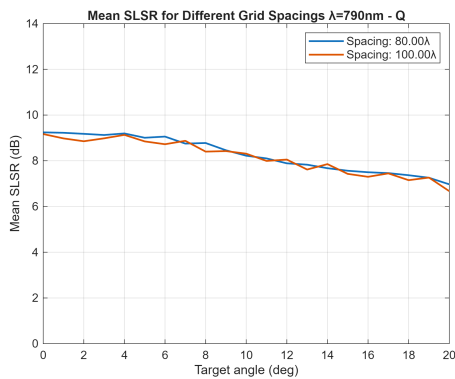


i: Study 19: Mean values of SLSR

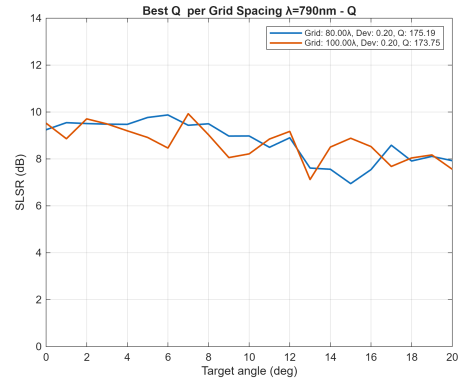


ii: Study 19: Best values of SLSR

Σχήμα 5.32: Study 19: Mean and Best values of SLSR

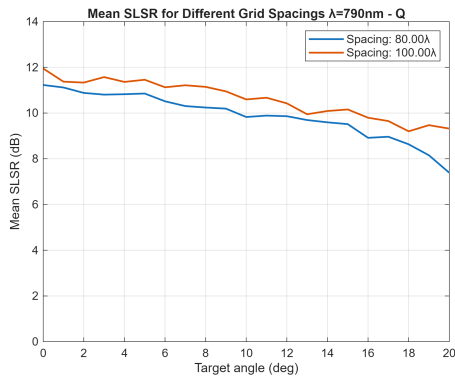


i: Study 20: Mean values of SLSR

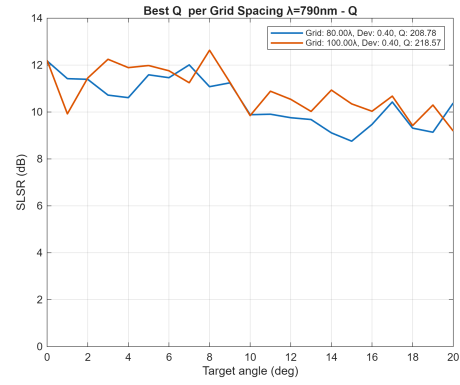


ii: Study 20: Best values of SLSR

Σχήμα 5.33: Study 20: Mean and Best values of SLSR

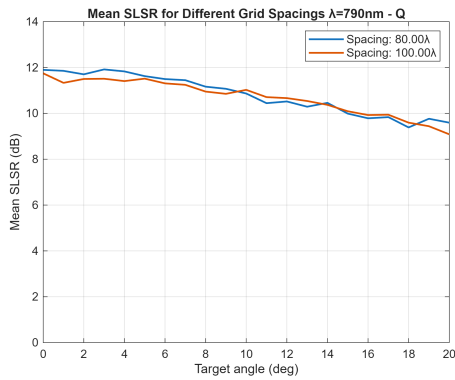


i: Study 21: Mean values of SLSR

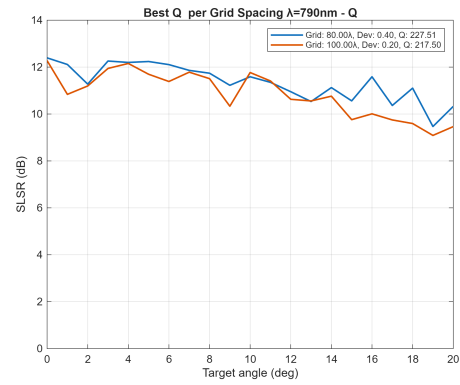


ii: Study 21: Best values of SLSR

Σχήμα 5.35: Study 21: Mean and Best values of SLSR



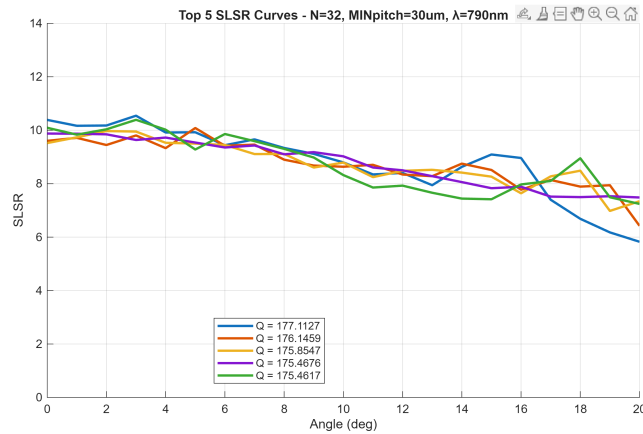
i: Study 22: Mean values of SLSR



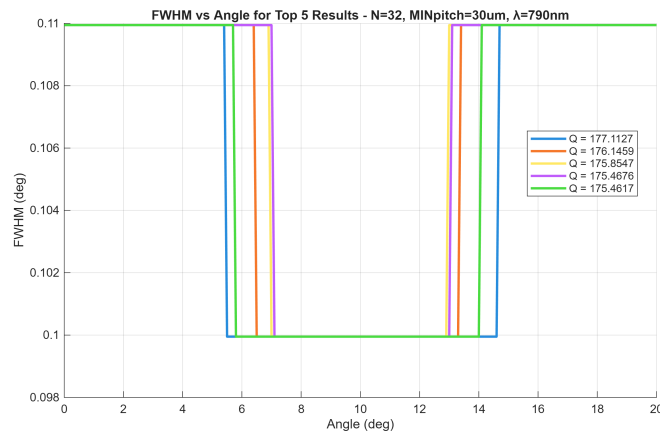
ii: Study 22: Best values of SLSR

Σχήμα 5.36: Study 22: Mean and Best values of SLSR

Ακολουθούν τα διαγράμματα του SLSR, του εύρους ημίσειας ισχύος (FWHM) και του παράγοντα ισχύος του κύριου λοβού (MLPF) για τα καλύτερα πέντε αποτελέσματα βελτιστοποιημένων οπτικών στοιχειοκεραιών 32 στοιχείων, για $\lambda = 790nm$ και ελάχιστη απόσταση μεταξύ των στοιχείων $MINpitch = 30um$.

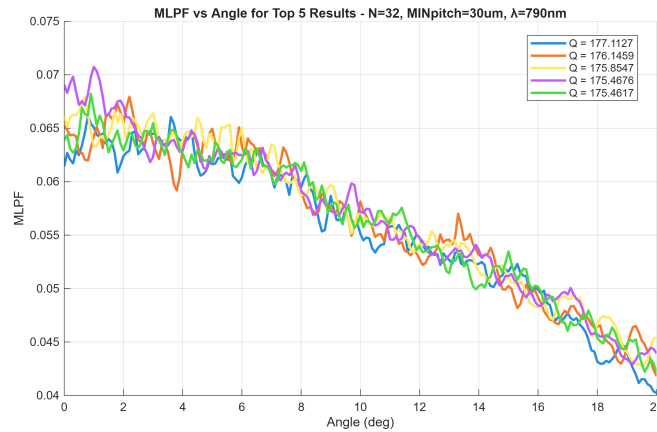


Σχήμα 5.37: SLSR values for top 5 results of Study 9, 10



Σχήμα 5.38: FWHM values for top 5 results of Study 9, 10

Αξίζει να σημειωθεί ότι ενώ οι τιμές του SLSR και του Q είναι καλές, οι τιμές του MLPF είναι αρκετά χαμηλές, καθώς η ισχύς που βρισκόταν αρχικά στους grating lobes πριν την καταπίεσή τους, δεν μπορεί να διοχετευθεί ξανά στον κεντρικό λοβό ακτινοβολίας και διαχέεται στον χώρο. Συνεπώς, έχουμε σημαντική απώλεια ισχύος, επειδή το άνω όριο που θέτουμε στον αλγόριθμο είναι 50λ, 70λ, 90λ και ως αποτέλεσμα χάνεται μεγάλο ποσοστό της ισχύος που βρισκόταν πριν την βελτιστοποίηση στους grating lobes.



Σχήμα 5.39: MLPF values for top 5 results of Study 9, 10

5.4.1 Σύγκριση Παραμέτρων

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα, θα απαντήσουμε στα παρακάτω ερωτήματα.

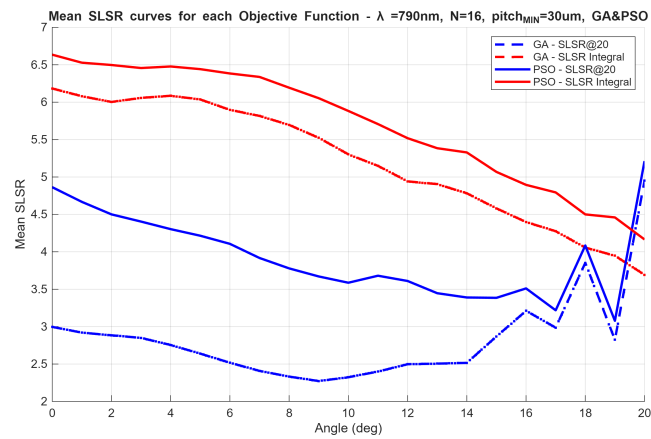
1. Ποια αντικειμενική συνάρτηση οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα ;
2. Ποιος από τους δύο αλγορίθμους βελτιστοποίησης οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα ;
3. Ποια η επίδραση του αριθμού N των ακτινοβολητών στα αποτελέσματα ;
4. Μικρότερες τιμές του $MINpitch$ οδηγούν σε καλύτερα αποτελέσματα ;

Για να δούμε ποιος αλγόριθμος οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα, θα συγκρίνουμε την απόδοση για στοιχειοκεραία $N = 16$ στοιχείων και αντικειμενική συνάρτηση το Q .

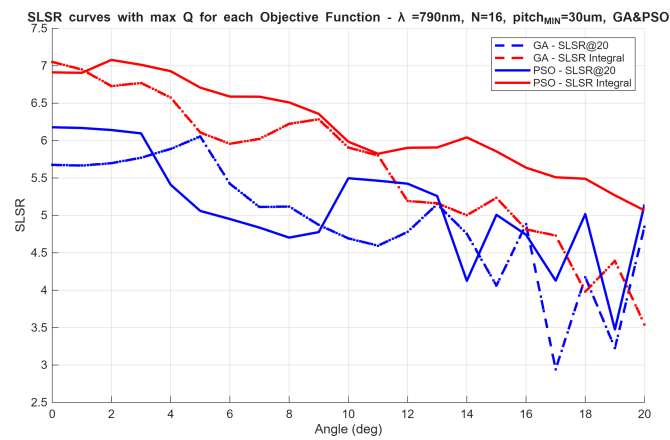
Αντικειμενική Συνάρτηση

Για να μελετήσουμε την επίδραση που έχει η αντικειμενική συνάρτηση στα αποτελέσματα, θα συγκρίνουμε τα *Study 3*, *Study 4*, *Study 5*, *Study 6*, τα οποία προέκυψαν με χρήση του GA και του PSO με αντικειμενικές συναρτήσεις το SLSR και το Q . Τα παραπάνω Studies αφορούν στοιχειοκεραία $N = 16$ ακτινοβολητών, με ελάχιστη απόσταση μεταξύ τους $MINpitch = 30um$ και άνω όριο 50λ, 70λ και 90λ.

Από τα παραπάνω διαγράμματα παρατηρούμε ότι η αντικειμενική συνάρτηση Q (SLSR Integral), που εμφανίζεται με κόκκινο χρώμα και στα τέσσερα διαγράμματα, οδηγεί σε σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα και στους δύο αλγορίθμους βελτιστοποίησης.

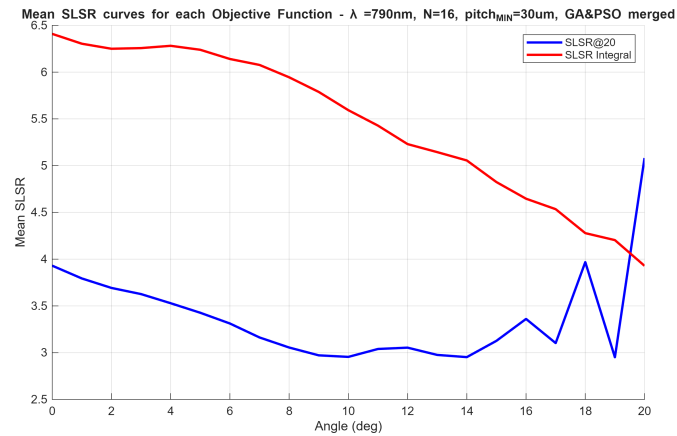


i: Μέση τιμή SLSR για N=16, MINpitch = 30um, Objective Function Q και SLSR για GA και PSO

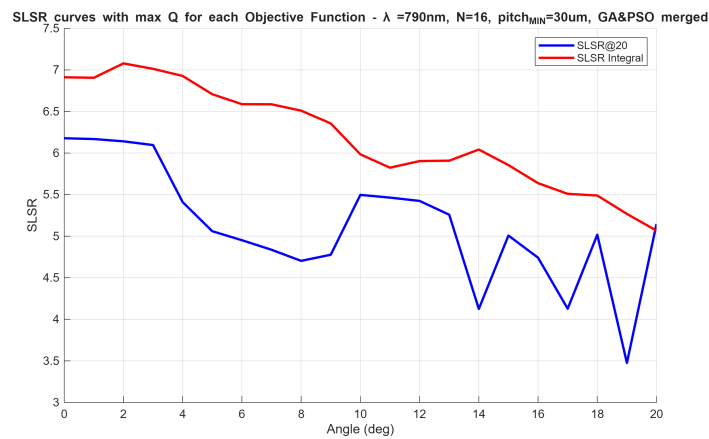


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16, MINpitch = 30um, Objective Function Q και SLSR για GA και PSO

Σχήμα 5.40: Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO.



i: Μέση τιμή SLSR για $N=16$, $\text{MINpitch} = 30\mu\text{m}$, Objective Function Q και SLSR ενοποιημένα για GA και PSO



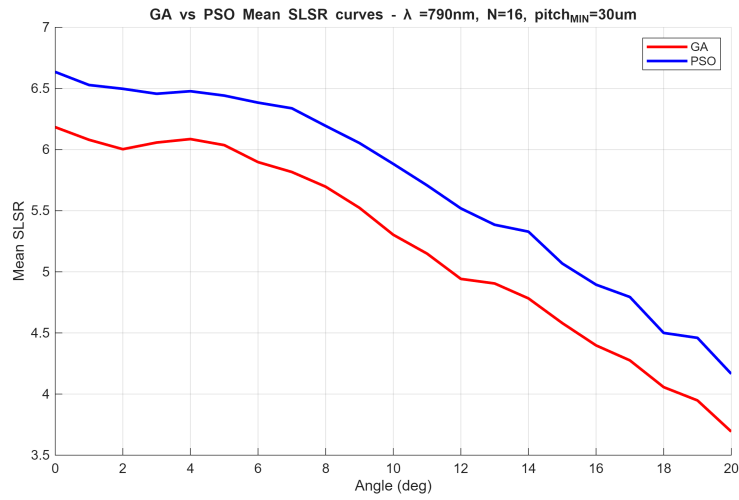
ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=16$, $\text{MINpitch} = 30\mu\text{m}$, Objective Function Q και SLSR ενοποιημένα για GA και PSO

Σχήμα 5.41: Επίδραση αντικειμενικής συνάρτησης στον GA και στον PSO.

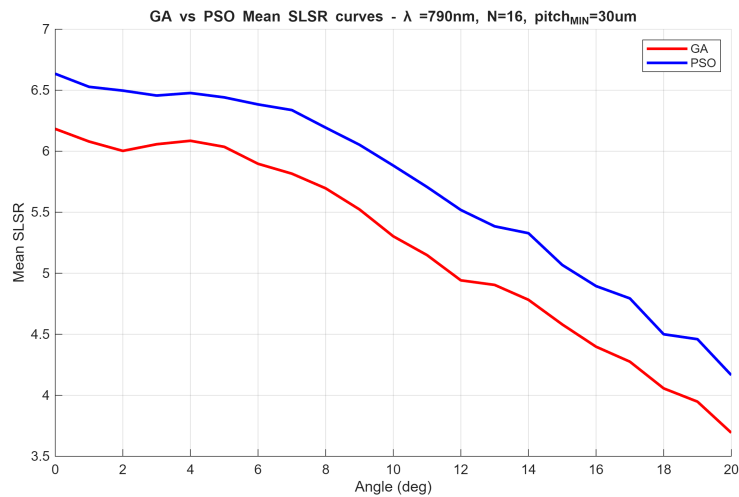
Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης

Για να εξετάσουμε την επίδραση στην βελτιστοποίηση που επιφέρει η χρήση γενετικού αλγορίθμου και του αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων, θα πραγματοποιήσουμε πέντε διαδοχικές συγκρίσεις.

1. **Study 4 & Study 6:** $N = 16$, $MINpitch = 30\mu m$, *Objective Function Q*
2. **Study 9 & Study 10:** $N = 32$, $MINpitch = 30\mu m$, *Objective Function Q*
3. **Study 11 & Study 12:** $N = 16$, $MINpitch = 50\mu m$, *Objective Function Q*
4. **Study 19 & Study 20:** $N = 32$, $MINpitch = 50\mu m$, *Objective Function Q*
5. **Study 21 & Study 22:** $N = 64$, $MINpitch = 50\mu m$, *Objective Function Q*

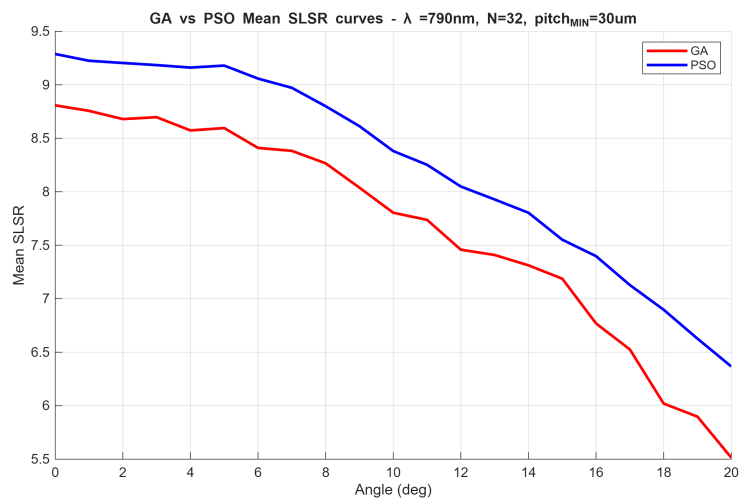


i: Μέση τιμή SLSR για $N=16$, $MINpitch = 30\mu m$, *Objective Function Q* για GA και PSO

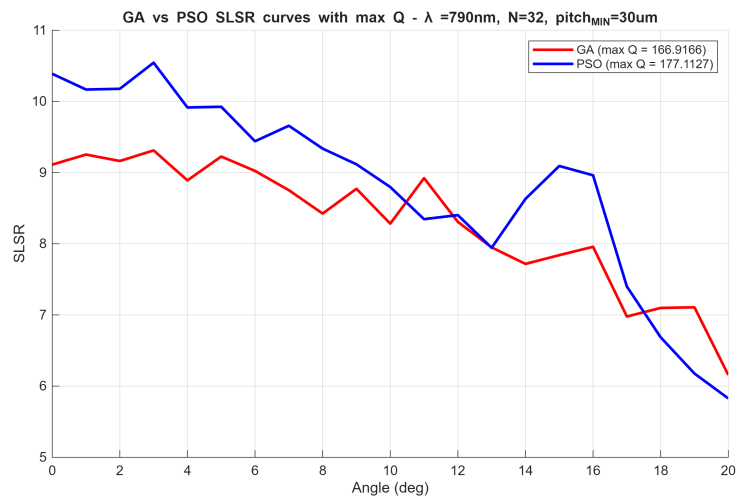


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=16$, $MINpitch = 30\mu m$, *Objective Function Q* για GA και PSO

Σχήμα 5.42: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με *Objective Function Q*, για στοιχειο-κεραία με $N=16$, $MINpitch = 30\mu m$

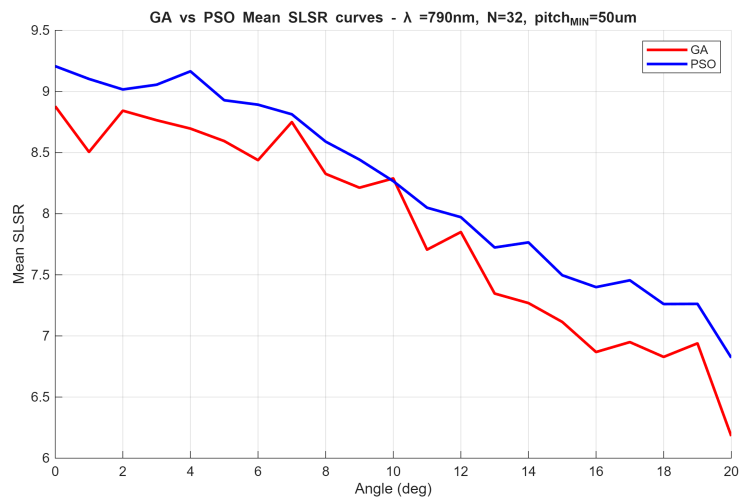


i: Μέση τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 30\mu\text{m}$, Objective Function Q για GA και PSO

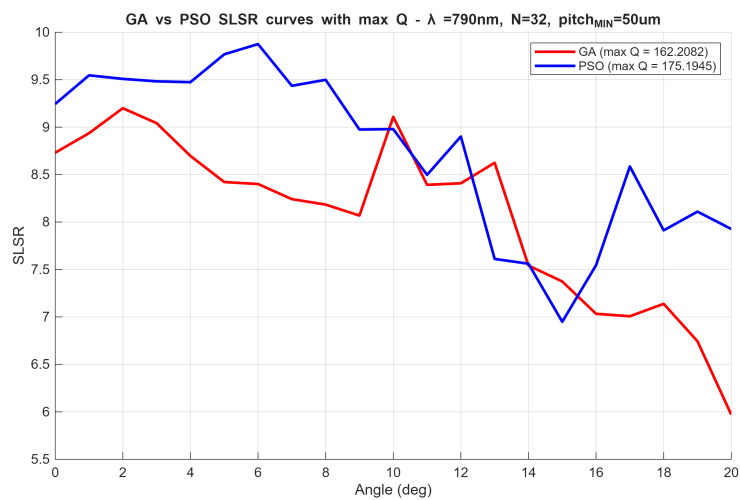


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=32$, $\text{MINpitch} = 30\mu\text{m}$, Objective Function Q για GA και PSO

Σχήμα 5.43: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειο-κεραία με $N=32$, $\text{MINpitch} = 30\mu\text{m}$

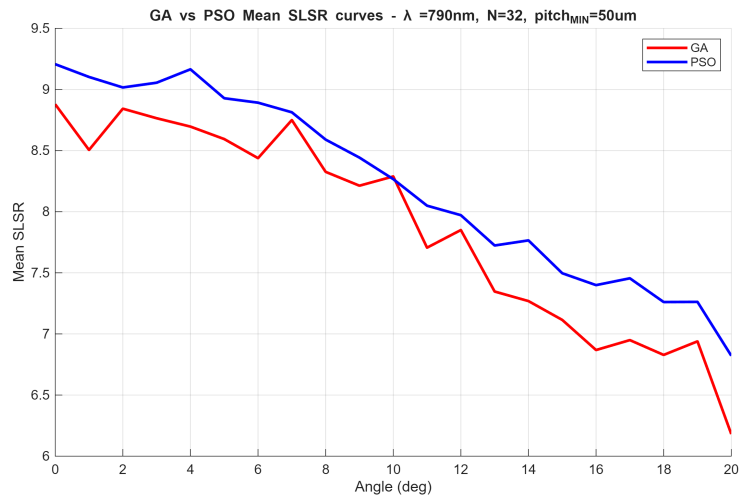


i: Μέση τιμή SLSR για N=16, MINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

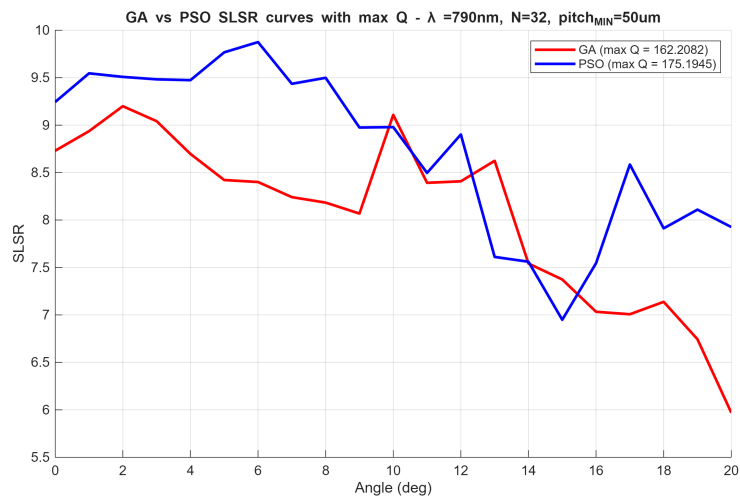


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16, MINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

Σχήμα 5.44: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειο-κεραία με N=16, MINpitch = 50um

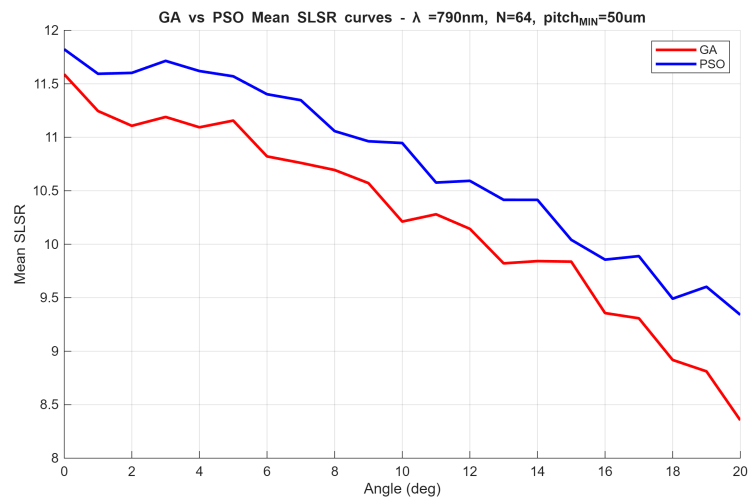


i: Μέση τιμή SLSR για N=32, MINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

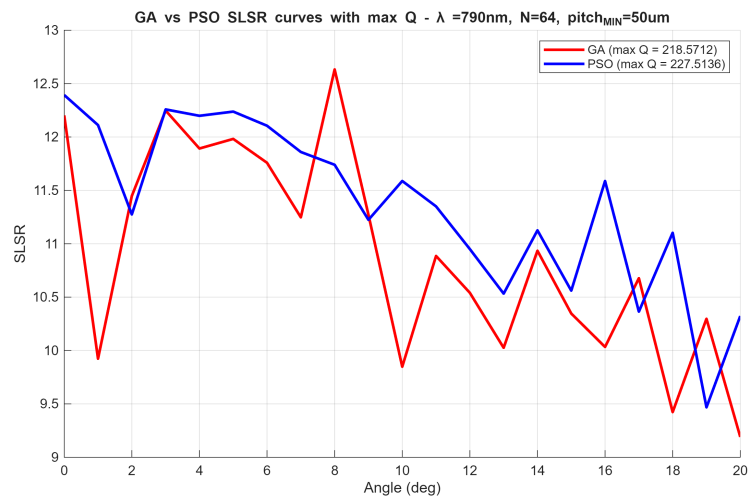


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=32, MINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

Σχήμα 5.45: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειο-κεραία με N=32, MINpitch = 50um



i: Μέση τιμή SLSR για N=64, MINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO



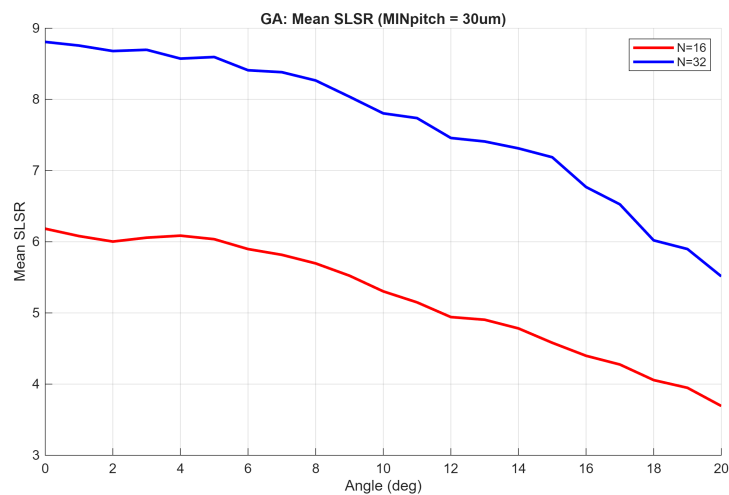
ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=64, MINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

Σχήμα 5.46: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για GA και PSO με Objective Function Q, για στοιχειο-κεραία με N=64, MINpitch = 0um

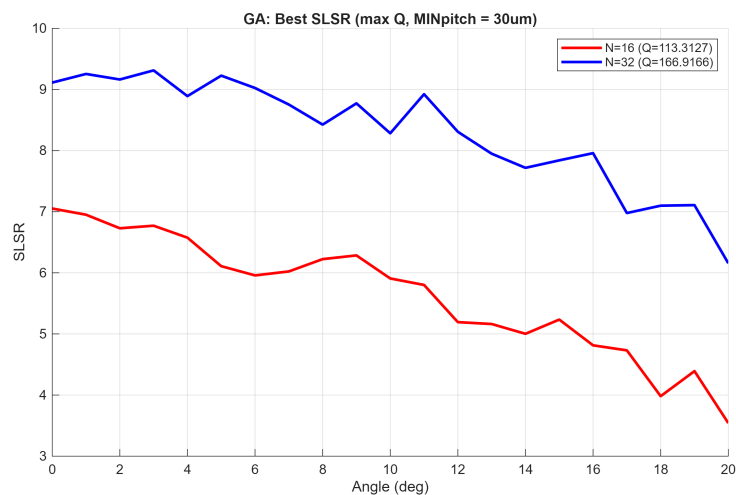
Από τα παραπάνω διαγράμματα συμπεραίνουμε ότι ο PSO κατά κανόνα οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα.

Πλήθος Ακτινοβολητών

Παρακάτω θα εξετάσουμε την επίδραση του πλήθους των ακτινοβολητών στην βελτιστοποίηση του SLSR. Όσον αφορά τις χωρικά ομοιόμορφες στοιχειοκεραίες, είδαμε στο *Κεφάλαιο 3* ότι με την αύξηση του πλήθους των ακτινοβολητών, το SLSR αυξάνεται, επειδή η ένταση του κύριου λοβού αυξάνει λόγω μεγαλύτερης ολικής ισχύος που συνεισφέρουν περισσότερα στοιχεία. Θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα του *Study 4* και *Study 9* και του *Study 6* και *Study 10*.



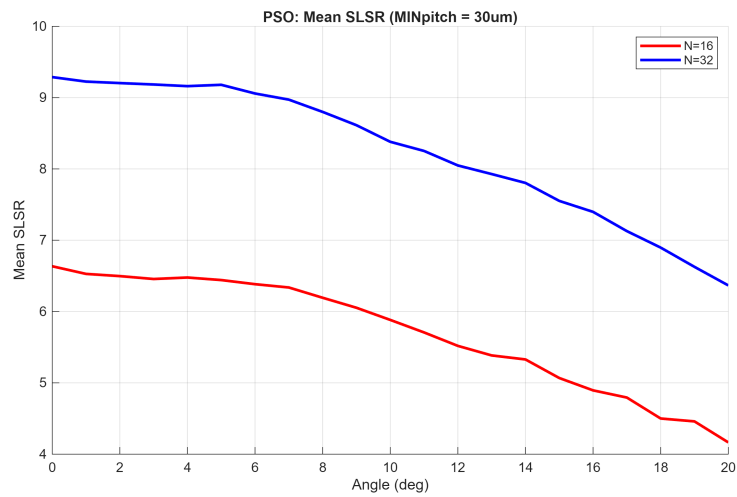
i: Μέση τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με GA



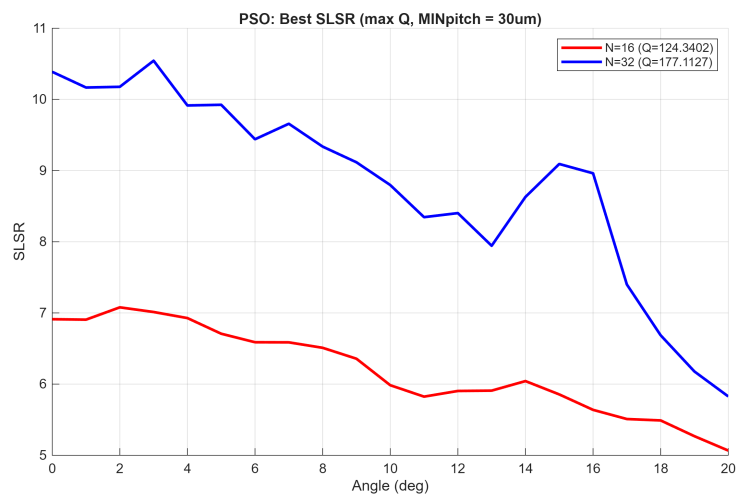
ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με GA

Σχήμα 5.47: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με GA

Ακολουθούν δύο ακόμα διαγράμματα που παρουσιάζουν το μέσο και το βέλτιστο SLSR για διαφορετικά πλήθη ακτινοβολητών.

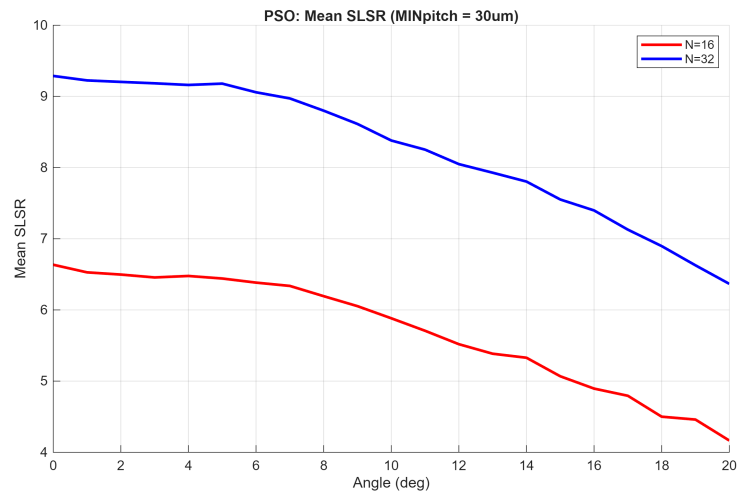


i: Μέση τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με PSO

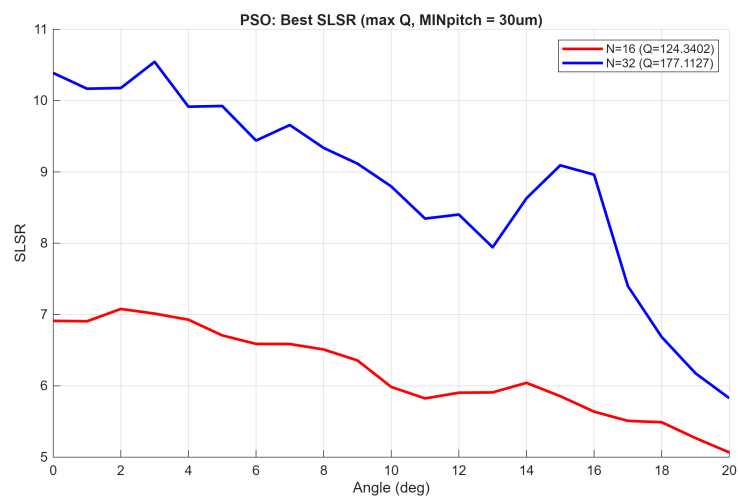


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με PSO

Σχήμα 5.48: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q με PSO

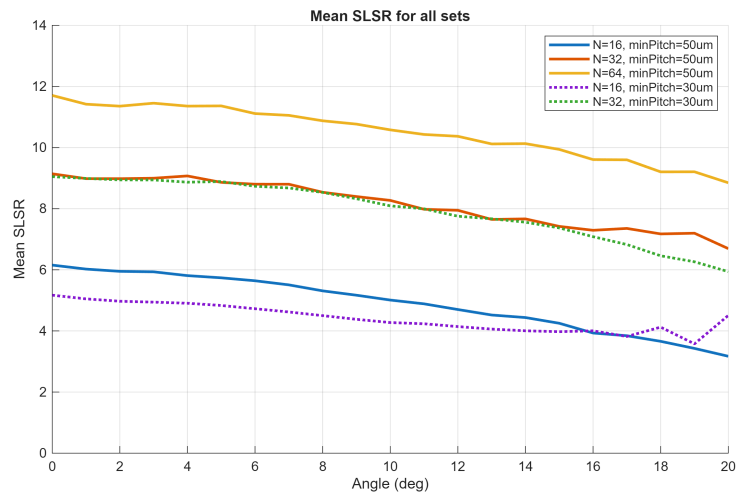


i: Μέση τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO

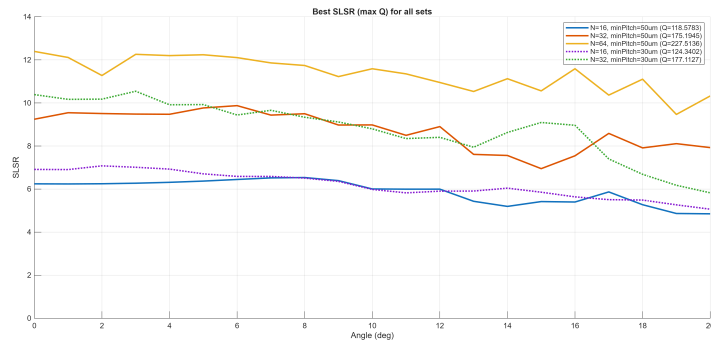


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO

Σχήμα 5.49: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 και N=32 MINpitch = 30um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO



i: Μέση τιμή SLSR για διαφορετικά πλήθη ακτινοβολητών.

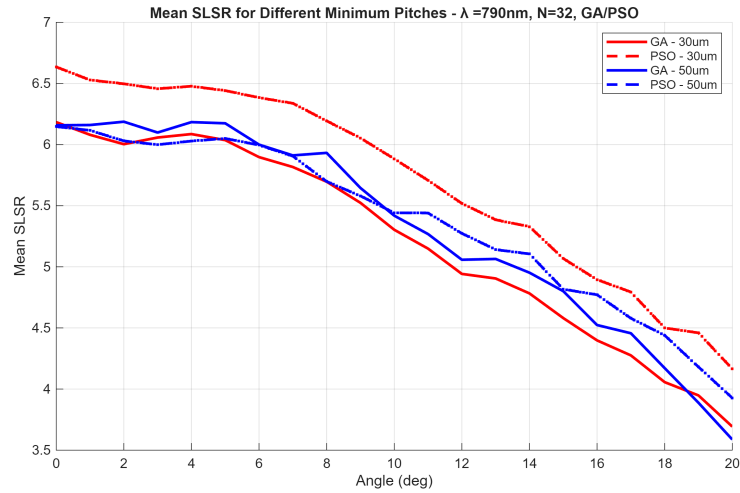


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για διαφορετικά πλήθη ακτινοβολητών.

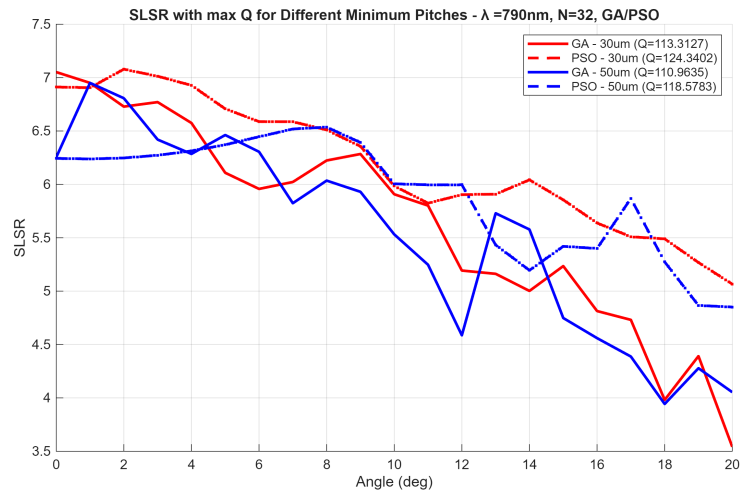
Σχήμα 5.50: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για διαφορετικά πλήθη ακτινοβολητών.

Ελάχιστη Απόσταση Ακτινοβολητών

Το τελευταίο ερώτημα που αξίζει να ερευνήσουμε αποτελεί η επίδραση της ελάχιστης απόστασης μεταξύ των ακτινοβολητών που ορίζουμε στα αποτελέσματα της βελτιστοποίησης. Θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα του *Study 4* και *Study 11* και του *Study 6* και *Study 12*.

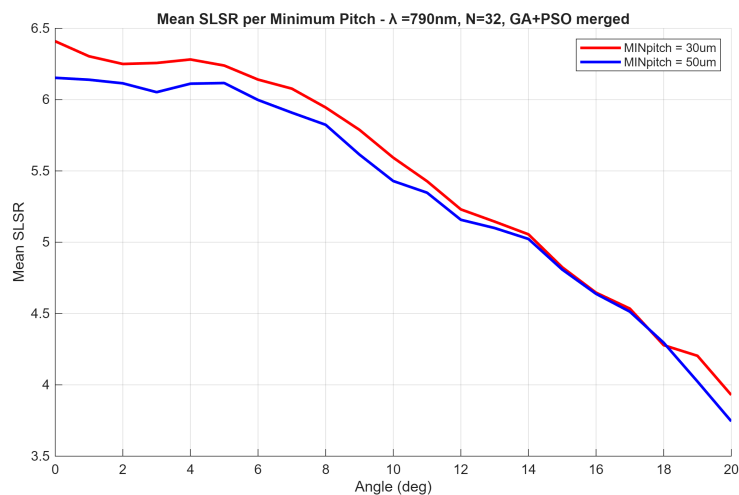


i: Μέση τιμή SLSR για $N=16$ MINpitch = 30um και iMINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

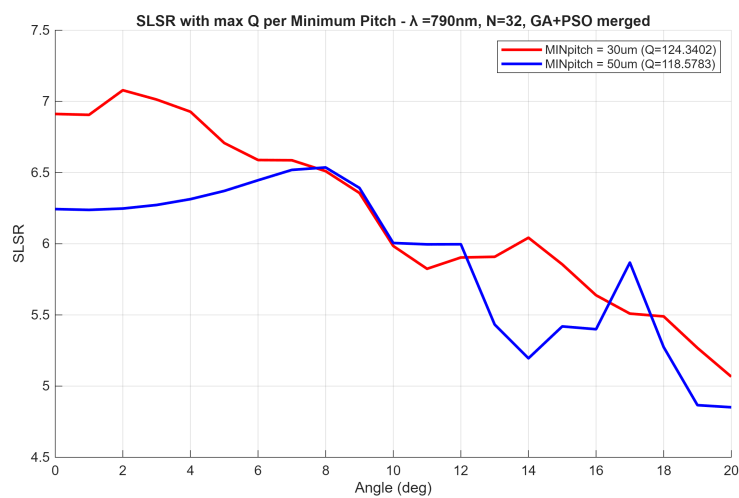


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=16$ MINpitch = 30um και iMINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO

Σχήμα 5.51: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για $N=16$ MINpitch = 30um και iMINpitch = 50um, Objective Function Q για GA και PSO



i: Μέση τιμή SLSR για N=16 MINpitch = 30um και MINpitch = 50um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO

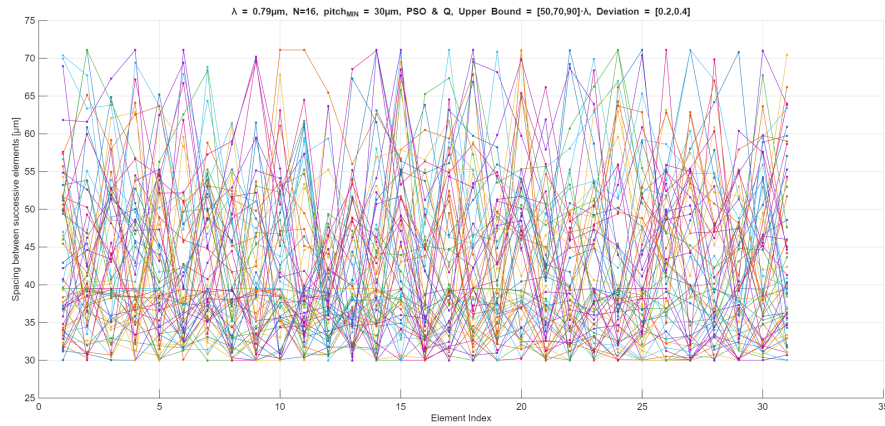


ii: Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 MINpitch = 30um και MINpitch = 50um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO

Σχήμα 5.52: Μέση και Βέλτιστη τιμή SLSR για N=16 MINpitch = 30um και MINpitch = 50um, Objective Function Q ενοποιημένα για GA και PSO

5.4.2 Οριοθέτηση Αποτελεσμάτων

Στην παράγραφο 5.2.3 αναφέραμε ότι στις παραμέτρους των αλγορίθμων βελτιστοποίησης περιλαμβάνεται και ο ορισμός άνω και κάτω ορίου της απόστασης μεταξύ των ακτινοβολητών. Παρακάτω εμφανίζονται οι αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων του *Study 6*. Είναι εμφανές ότι κανένα pitch δεν είναι μεγαλύτερο του $0.79 \times 90m = 71.1m$.



Σχήμα 5.53: Αποστάσεις μεταξύ ακτινοβολητών όλων των αποτελεσμάτων του Study 6

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα και Προεκτάσεις

Στο παρόν κεφάλαιο συνοψίζονται τα κύρια συμπεράσματα που προέκυψαν από τα αποτελέσματα του προηγούμενου κεφαλαίου, καθώς και οι πιθανές προεκτάσεις της μελέτης. Προτού αναφερθούμε στα συμπεράσματα, θα κάνουμε μια σύντομη σύνοψη της εργασίας.

Στο Κεφάλαιο 1 κάναμε μια εισαγωγή στη φωτονική, στα οπτικά ολοκληρωμένα κυκλώματα και στα ταχέως αναπτυσσόμενα πεδία εφαρμογής των οπτικών στοιχειοκεραιών, όπως και στην πρόκληση τοποθέτησης των στοιχείων σε επαρκώς ηλεκτρικά κοντινές αποστάσεις. Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται αναφορά στη θεωρία των κεραιών και στα βασικά είδη κεραιών που συναντάμε. Στο Κεφάλαιο 3 επικεντρωθήκαμε στη θεωρία των οπτικών στοιχειοκεραιών, με στόχο τη δημιουργία του απαραίτητου θεωρητικού υποβάθρου για την κατανόηση των βασικών εννοιών που χαρακτηρίζουν μια οπτική στοιχειοκεραία και της μεταξύ τους συσχέτισης. Πιο συγκεκριμένα, αναφερθήκαμε στη δημιουργία grating lobes ως αποτέλεσμα της τοποθέτησης των ακτινοβολητών σε αποστάσεις $dx > \lambda/2$. Το Κεφάλαιο 4 ασχολείται με τη θεωρία των αλγορίθμων βελτιστοποίησης, αναλύοντας τη λειτουργία, τα διαφορετικά γνωρίσματα και τις παραμέτρους των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν. Στη συνέχεια, στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται η πλατφόρμα προσομοιώσεων που αναπτύχθηκε στο *Matlab*, μέσω της οποίας υλοποιήθηκε η διαδικασία βελτιστοποίησης. Στο πρώτο μέρος του κεφαλαίου αναφερθήκαμε στον τρόπο αναπαράστασης των στοιχειοκεραιών στον χώρο του προβλήματος και στον υπολογισμό βασικών μεγεθών, όπως ο παράγοντας διάταξης, το διάγραμμα ακτινοβολίας και το ποσοστό καταπίεσης πλευρικών λοβών. Τα μεγέθη αυτά έχουν αναλυθεί θεωρητικά στα προηγούμενα κεφάλαια, ενώ εδώ επεξηγείται η μεθοδολογία υπολογισμού τους στην πλατφόρμα του *Matlab*. Ακολούθως, παρουσιάζεται η διαδικασία παραμετροποίησης του Γενετικού Αλγορίθμου (Genetic Algorithm) και του Αλγορίθμου Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization), με χρήση του *Global Optimization Toolbox*. Εξετάζουμε δυο αντικειμενικές συναρτήσεις για κάθε αλγόριθμο, το ποσοστό καταπίεσης πλευρικών λοβών στις 20° (Side Lobe Suppression Ratio) και το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη του SLSR σε όλο το εύρος σάρωσης. Στο δεύτερο μέρος του κεφαλαίου παρατίθενται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων και πλήθος διαγραμμάτων που επιτρέπουν την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Μελετήσαμε διατάξεις στα $1550nm$ και $790nm$ με 16, 32 και 64 στοιχεία. Όπως αναφέραμε και στην εισαγωγή, οι οπτικές στοιχειοκεραίες βρίσκουν εφαρμογή τόσο στο πεδίο των οπτικών τηλεπικοινωνιών ελεύθερου χώρου (free-space optical communications) όσο σε εφαρμογές τηλεπισκόπησης. Τα αποτελέσματά μας αφορούν διατάξεις οπτικών στοιχειοκεραιών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν και στα δύο πεδία. Καταλήγουμε σε συμπεράσματα για την αποτελεσματικότητα της μεθόδου βελτιστοποίησης και την επίδραση των παραμέτρων της μη ομοιόμορφης στοιχειοκεραίας, όπως το πλήθος των στοιχείων και η ελάχιστη απόσταση μεταξύ των ακτινοβολητών, στα χαρακτηριστικά του διαγράμματος ακτινοβολίας.

6.1 Συμπεράσματα

- Πλήθος ακτινοβολητών

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων δείχνει ότι η αύξηση του πλήθους των ακτινοβολητών οδη-

γεί σε βελτιωμένη ομοιομορφία του μοτίβου ακτινοβολίας και σε καλύτερη απόδοση σε όλο το εύρος σάρωσης. Ωστόσο, η αύξηση αυτή συνοδεύεται από αυξημένη πολυπλοκότητα κατασκευής και υπολογισμών.

- **Ελάχιστη απόσταση μεταξύ ακτινοβολητών**

Η ελάχιστη απόσταση μεταξύ των ακτινοβολητών, που ορίζεται ως κάτω όριο, δεν επηρεάζει σημαντικά τα αποτελέσματα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι τιμές που επιλέγονται υπερβαίνουν σημαντικά το $\lambda/2$, όπως και το ίδιο το μήκος κύματος λ , αποφεύγοντας φαινόμενα διάθλασης ή δημιουργίας grating lobes.

- **Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης**

Η σύγκριση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης έδειξε ότι ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων (PSO) προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με άλλες μεθόδους, παρέχοντας ταχύτερη σύγκλιση και καλύτερη ομοιομορφία στην κατανομή των ακτινοβολητών.

- **Αντικειμενική Συνάρτηση**

Στο πλαίσιο του συγκεκριμένου προβλήματος, η χρήση της αντικειμενικής συνάρτησης Q , η οποία αντιστοιχεί στο ολοκλήρωμα της καμπύλης $SLSR$ σε όλο το εύρος σάρωσης, οδήγησε σε πιο ομαλά και σταθερά αποτελέσματα. Τα μοτίβα που παράχθηκαν εμφανίζουν σταθερή καλή τιμή $SLSR$ σε όλο το εύρος γωνιών, αποφεύγοντας αιχμές ή αστάθειες στο μοτίβο ακτινοβολίας.

6.2 Προεκτάσεις

Η πλατφόρμα που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας μπορεί να αποτελέσει τη βάση για περαιτέρω μελέτη και έρευνα σε ένα πλήθος επεκτάσεων και νέων εφαρμογών. Παρακάτω παρατίθενται ορισμένες κατευθύνσεις που θα μπορούσαν να ακολουθηθούν για τη διεύρυνση και εμβάθυνση της παρούσας μελέτης.

- **Μελέτη δισδιάστατων στοιχειοκεραίων.** Η επέκταση της παρούσας πλατφόρμας στη μελέτη δισδιάστατων (επίπεδων) στοιχειοκεραίων αποτελεί ένα φυσικό επόμενο βήμα. Οι δισδιάστατες διατάξεις δίνουν τη δυνατότητα για σάρωση τόσο στο οριζόντιο όσο και στο κατακόρυφο επίπεδο, προσφέροντας πλήρη έλεγχο της κατεύθυνσης της εκπεμπόμενης δέσμης και σημαντικά μεγαλύτερη ευελιξία στον σχεδιασμό του διαγράμματος ακτινοβολίας. Παρότι οι γραμμικές στοιχειοκεραίες που μελετήθηκαν εδώ επιτρέπουν σάρωση σε μία μόνο διάσταση, οι επίπεδες στοιχειοκεραίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πιο σύνθετες εφαρμογές, όπως τρισδιάστατη απεικόνιση ή LIDAR ευρείας κάλυψης. Η κύρια πρόκληση στην περίπτωση αυτή έγκειται στην αυξημένη πολυπλοκότητα του προβλήματος, καθώς ο αριθμός των παραμέτρων αυξάνεται εκθετικά, απαιτώντας πιο αποδοτικούς αλγορίθμους και μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύ.
- **Αύξηση του πλήθους των στοιχείων.** Μια ακόμη σημαντική επέκταση αφορά τη μελέτη στοιχειοκεραίων με μεγαλύτερο αριθμό στοιχείων, γεγονός που επιτρέπει τη δημιουργία στενότερων δεσμών και την αύξηση της ανάλυσης στη σάρωση. Η αύξηση του αριθμού των ακτινοβολητών οδηγεί σε υψηλότερη χωρική ανάλυση, καλύτερο έλεγχο της κατανομής ενέργειας και βελτιωμένη καταπίεση των πλευρικών λοβών. Ωστόσο, η αύξηση αυτή συνεπάγεται και αύξηση του υπολογιστικού κόστους, καθώς η εκτίμηση του *array factor* γίνεται πιο απαιτητική. Παρ' όλα αυτά, η πρόοδος στην υπολογιστική ισχύ και οι δυνατότητες παράλληλης επεξεργασίας καθιστούν εφικτή τη μελέτη διατάξεων με εκατοντάδες ή και χιλιάδες στοιχεία. Σε εφαρμογές τηλεπισκόπησης (*remote sensing*) ή απεικόνισης μεγάλης εμβέλειας, όπου απαιτείται εξαιρετικά λεπτή δέσμη και μεγάλη γωνιακή ευκρίνεια, το πλήθος των στοιχείων μπορεί να υπερβαίνει τα 128, αυξάνοντας δραματικά τη χωρική διακριτική ικανότητα του συστήματος [17, 4].
- **Διερεύνηση εναλλακτικών αλγορίθμων βελτιστοποίησης.** Αν και στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν στοχαστικοί αλγόριθμοι όπως ο *Genetic Algorithm* (GA) και ο *Particle*

Swarm Optimization (PSO), υπάρχει σημαντικό περιθώριο για δοκιμή και σύγκριση επιπλέον μεθόδων. Αλγόριθμοι βασισμένοι σε κλίση, όπως ο *Gradient Descent* μπορούν να χρησιμοποιηθούν για περαιτέρω βελτιστοποίηση, ιδιαίτερα εάν το πρόβλημα μπορεί να περιγραφεί με διαφορίσιμες συναρτήσεις κόστους. Επιπλέον, συνδυασμένες ή υβριδικές προσεγγίσεις, που συνδυάζουν στοχαστικούς και ντετερμινιστικούς αλγορίθμους, ενδέχεται να προσφέρουν καλύτερη ισορροπία μεταξύ ταχύτητας σύγκλισης και εύρεσης παγκόσμιου ελαχίστου. Η διερεύνηση της απόδοσης τέτοιων αλγορίθμων θα μπορούσε να συμβάλει στην ανάπτυξη μιας πιο αποδοτικής και ευσταθούς διαδικασίας βελτιστοποίησης.

- **Χρήση εναλλακτικών μετρικών βελτιστοποίησης.** Η ίδια πλατφόρμα μπορεί να προσαρμοστεί ώστε να χρησιμοποιεί διαφορετικές αντικειμενικές συναρτήσεις, ανάλογα με τις απαιτήσεις της εφαρμογής. Εκτός από τον λόγο καταπίεσης πλευρικών λοβών (*SLSR*), θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν μετρικές όπως το εύρος ημίσειας ισχύος (*Full Width Half Maximum, FWHM*), ο λόγος ισχύος κύριου λοβού (*Main Lobe Efficiency*), ή ακόμα και σύνθετοι συνδυασμοί αυτών. Μια τέτοια προσαρμογή θα επέτρεπε τη βελτιστοποίηση της στοιχειοκεραίας με βάση διαφορετικά κριτήρια, όπως η εστίαση της δέσμης, η ενεργειακή απόδοση ή η καταστολή συγκεκριμένων ανεπιθύμητων κατευθύνσεων ακτινοβολίας.

Συνολικά, η παρούσα μελέτη αναδεικνύει τη σημασία των παραμέτρων σχεδίασης και της επιλογής κατάλληλων αλγορίθμων βελτιστοποίησης για την επίτευξη επιθυμητών χαρακτηριστικών σε οπτικές στοιχειοκεραίες. Οι προτεινόμενες επεκτάσεις ανοίγουν τον δρόμο για πιο σύνθετες, ρεαλιστικές και αποδοτικές διατάξεις, που μπορούν να βρουν εφαρμογή σε προηγμένα συστήματα *LiDAR*, οπτικών επικοινωνιών και απεικόνισης επόμενης γενιάς.

Βιβλιογραφία

- [1] Parabolic antenna. https://en.wikipedia.org/wiki/Parabolic_antenna. Accessed: YYYY-MM-DD.
- [2] Elitist genetic algorithm – heuristics. AlgorithmAfternoon.com, n.d. “A common heuristic is to set the population size between 50 and 200 individuals, depending on the problem complexity.”.
- [3] Constantine A. Balanis. *Antenna Theory: Analysis and Design*. John Wiley & Sons, 4th edition, 2016.
- [4] SungWon Chung, Hooman Abediasl, and Hossein Hashemi. A monolithically integrated large-scale optical phased array in silicon-on-insulator cmos. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 53(1):275–296, 2018.
- [5] Maurice Clerc and James Kennedy. The particle swarm—explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(1):58–73, 2002.
- [6] Akalpita Das, Himanish Shekhar Das, and Himadri Shekhar Das. Impact of cuckoo algorithm in speech processing. In Nilanjan Dey, editor, *Applications of Cuckoo Search Algorithm and its Variants*, Springer Tracts in Nature-Inspired Computing, pages 207–228. Springer, 2020.
- [7] Russell C. Eberhart and Yuhui Shi. Particle swarm optimization: developments, applications and resources. In *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (CEC'01)*, volume 1, pages 81–86. IEEE, 2001.
- [8] A. E. Eiben and J. E. Smith. *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer, 2003.
- [9] Sheikh Muhammad Farhan, Jianjun Yin, Zhijian Chen, and Muhammad Sohail Memon. A comprehensive review of lidar applications in crop management for precision agriculture. *Sensors*, 24(16):5409, 2024.
- [10] GeeksforGeeks. Particle swarm optimization (pso) – an overview, May 2023. Last updated May 25, 2023; accessed 2025-08-22.
- [11] David E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [12] Georges Harik and Fernando G. Lobo. A parameter-less genetic algorithm. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)*, pages 258–265, 1999.
- [13] Jingwen He, Tao Dong, and Yue Xu. Review of photonic integrated optical phased arrays for space optical communication. *IEEE Access*, 8:188284–188298, 2020.
- [14] Martijn J.R. Heck. Highly integrated optical phased arrays: Photonic integrated circuits for optical beam shaping and beam steering. *Nanophotonics*, 6(1):93–107, 2017. Open Access.
- [15] John H. Holland. *Genetic Algorithms and Adaptation*, pages 317–333. Springer US, Boston, MA, 1984.

- [16] James Kennedy and Russell C. Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, volume 4, pages 1942–1948, Perth, Australia, 1995. IEEE.
- [17] Taehwan Kim, Pavan Bhargava, Christopher V. Poulton, Jelena Notaros, Ami Yaacobi, Erman Timurdogan, Christopher Baiocco, Nicholas Fahrenkopf, Seth Kruger, Tat Ngai, Yukta Timalsina, Michael R. Watts, and Vladimir Stojanovic. A single-chip optical phased array in a wafer-scale silicon photonics/cmos 3d-integration platform. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 54(11):3061–3074, 2019.
- [18] Tin Komljenovic, Roger Helkey, Larry Coldren, and John E. Bowers. Sparse aperiodic arrays for optical beam forming and lidar. *Optics Express*, 25(3):2511–2528, 2017.
- [19] Vijaysinh Lendave. A tutorial on particle swarm optimization in python. *Analytics India Magazine*. Accessed: 2025-08-22.
- [20] MathWorks. Genetic algorithm. <https://www.mathworks.com/help/gads/what-is-the-genetic-algorithm.html>. Accessed: 2025-08-10.
- [21] MathWorks. Global optimization toolbox. <https://www.mathworks.com/products/global-optimization.html>, 2025. Accessed: 2025-09-30.
- [22] MathWorks. *particleswarm* — Particle Swarm Optimization, 2025. Online; accessed 26 Aug. 2025.
- [23] John McCall. Genetic algorithms for modelling and optimisation. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 184(1):205–222, 2005.
- [24] Melanie Mitchell. *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press, Cambridge, MA, 1996.
- [25] Ovaga Technologies. Photonic integrated circuit: Definition, disadvantage, fabrication, application. <https://www.ovaga.com/blog/transistor/photonic-integrated-circuit-definition-disadvantage-fabrication-application>, 2023. Accessed: 2025-09-19.
- [26] Amarasinghe Ratnaweera, Saman K. Halgamuge, and Harry C. Watson. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8(3):240–255, 2004.
- [27] Tareq M. Shami, Ayman A. El-Saleh, Mohammed Alswaitti, Qasem Al-Tashi, Mhd Amen Summakieh, and Seyedali Mirjalili. Particle swarm optimization: A comprehensive survey. *IEEE Access*, 10:10031–10061, 2022.
- [28] Tareq M. Shami, David Grace, Alister G. Burr, and Paul D. Mitchell. Single candidate optimizer: a novel optimization algorithm. *Evolutionary Intelligence*, 17(2):863–887, aug 2022. Published online 12 August 2022; accessed 2025-08-22.
- [29] Yuhui Shi and Russell C. Eberhart. A modified particle swarm optimizer. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC’98)*, pages 69–73. IEEE, 1998.
- [30] Su Tan, Xiangyang Dai, Jiajun Lou, Liyuan Song, Can Liu, Ye Gu, Quanan Chen, Chun Jiang, Xiaonan Yu, Qiaoyin Lu, Mingzhi Lu, Shoufeng Tong, and Weihua Guo. Low-power consumption inp-based optical phase arrays with non-uniformly spaced output waveguides. *Optics Express*, 31(2):3199–3211, 2023.
- [31] Wikipedia contributors. Antenna (radio). [https://en.wikipedia.org/wiki/Antenna_\(radio\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Antenna_(radio)). Accessed: 2025-09-24.
- [32] Wikipedia contributors. Electromagnetic spectrum. https://en.wikipedia.org/wiki/Electromagnetic_spectrum. Accessed: 2025-09-17.

- [33] Wikipedia contributors. Grating lobes. https://en.wikipedia.org/wiki/Grating_lobes. Accessed: 2025-09-21.
- [34] Wikipedia contributors. Lidar. <https://en.wikipedia.org/wiki/Lidar>. Accessed: 2025-09-17.
- [35] Bo Yang, Hongwei Chen, Sigang Yang, and Minghua Chen. An improved aperiodic opa design based on large antenna spacing. *Optics Express*, 28(21):30843–30854, 2020.
- [36] Q. Yang, Y. Zhu, X. Gao, D. Xu, and Z. Lu. Elite directed particle swarm optimization with historical information for high-dimensional problems. *Mathematics*, 2022. Αναφέρει την δραστική μείωση απόδοσης του PSO σε υψηλές διαστάσεις.
- [37] Βικιπαίδεια. Βελτιστοποίηση, 2024. Τελευταία επίσκεψη: 18 Αυγούστου 2025.
- [38] Βικιπαίδεια. Αλγόριθμος, 2025. Τελευταία επίσκεψη: 13 Αυγούστου 2025.
- [39] Βικιπαίδεια. Βελτιστοποίηση, 2025. Τελευταία επίσκεψη: 18 Αυγούστου 2025.
- [40] Χ. Καψάλης and Π. Κωττής. *Κεραίες Ασύρματες Ζεύξεις*. Βελτιωμένη Έκδοση edition, 2013. Κωδικός Εύδοξου: 18548842, Σελίδες: 424, Κατηγορία: Ηλεκτρολογία.