



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΜΟΡΦΟΠΟΙΗΤΗ ΔΕΣΜΗΣ MVDR ΜΕ
ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥΣ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΜΑΘΗΣΗΣ**

Διπλωματική Εργασία

Τσιουκαντάνας Παναγιώτης

Επιβλέπων: Αργυρίου Αντώνιος

Ιούνιος 2025



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

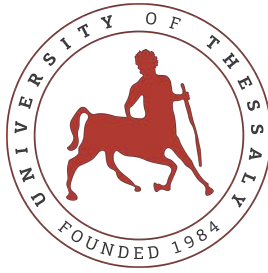
**ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΜΟΡΦΟΠΟΙΗΤΗ ΔΕΣΜΗΣ MVDR ΜΕ
ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥΣ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΜΑΘΗΣΗΣ**

Διπλωματική Εργασία

Τσιουκαντάνας Παναγιώτης

Επιβλέπων: Αργυρίου Αντώνιος

Ιούνιος 2025



UNIVERSITY OF THESSALY
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

DESIGN OF A CONSTRAINED MVDR BEAMFORMER USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Diploma Thesis

Tsioukantanias Panagiotis

Supervisor: Argyriou Antonios

June 2025

Εγκρίνεται από την Επιτροπή Εξέτασης:

Επιβλέπων **Αργυρίου Αντώνιος**

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Μέλος **Κοράκης Αθανάσιος**

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Μέλος **Φλέγκας Παρίσης**

Επίκουρος Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Ευχαριστίες

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Αργυρίου Αντώνιο, για την πολύτιμη καθοδήγηση, τη διαρκή υποστήριξη και τις χρήσιμες παρατηρήσεις του καθ' όλη τη διάρκεια της εργασίας. Η εμπιστοσύνη του, η επιστημονική του καθοδήγηση και η διαθεσιμότητά του αποτέλεσαν καθοριστικό παράγοντα στην ολοκλήρωση της παρούσας μελέτης.

Θα ήθελα να εκφράσω, επίσης, την ειλικρινή μου ευγνωμοσύνη στην οικογένειά μου για την αμέριστη στήριξη και την υπομονή που μου προσέφεραν καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου και ιδιαίτερα κατά την εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας. Η ηθική τους συμπαράσταση και η πίστη τους στις δυνατότητές μου αποτέλεσαν για μένα σταθερό σημείο αναφοράς και ενθάρρυνσης.

ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ ΠΕΡΙ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΗΣ ΔΕΟΝΤΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ

«Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ρητά ότι η παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και οι πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας, αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλει κάθε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή/και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Δηλώνω ,επίσης, ότι τα αποτελέσματα της εργασίας δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την απόκτηση άλλου πτυχίου. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής».

Ο/Η Δηλών/ούσα

Τσιουκαντάνας Παναγιώτης

Διπλωματική Εργασία
ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΜΟΡΦΟΠΟΙΗΤΗ ΔΕΣΜΗΣ MVDR ΜΕ
ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥΣ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Τσιουκαντάνας Παναγιώτης

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εστιάζει στη σχεδίαση και ανάπτυξη μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR και LCMV με την ενσωμάτωση κατευθυντικών περιορισμών μέσω της αξιοποίησης μοντέλων μηχανικής μάθησης, και συγκεκριμένα νευρωνικών δικτύων (FNN). Σε περιβάλλοντα με μεγάλο πλήθος παρεμβολών και μεταβαλλόμενες συνθήκες διάδοσης, η ανάγκη για γρήγορη, ευέλικτη και ευσταθή μορφοποίηση δέσμης καθίσταται κρίσιμη για την αποτελεσματική ανίχνευση και εντοπισμό στόχων. Οι τεχνικές μορφοποίησης δέσμης MVDR και LCMV αποτελούν, σήμερα, δύο ευρέως διαδεδομένες μεθόδους για την κατευθυντική ενίσχυση σημάτων ενδιαφέροντος και την καταστολή των παρεμβολών σε συστήματα ραντάρ πολλαπλών κεραιών. Ωστόσο, εμφανίζουν έντονο υπολογιστικό κόστος και η απόδοσή τους εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ακρίβεια των εκτιμήσεων της συσχέτισης του θορύβου και των παρεμβολών, κάτι που συχνά δεν είναι ρεαλιστικό σε πραγματικά σενάρια. Για την αντιμετώπιση αυτών των περιορισμών, η εργασία αξιοποιεί νευρωνικά δίκτυα με στόχο τον σχηματισμό ταχύτερων και ανθεκτικότερων μορφοποιητών δέσμης. Συγκεκριμένα, εξετάζονται οι εφαρμογές σε συστοιχίες κεραιών ULA και URA, με πολλαπλά σήματα ενδιαφέροντος και παρεμβολής και αβεβαιότητα στη γνώση της κατεύθυνσης άφιξής τους (DOA). Τα νευρωνικά μοντέλα εκπαιδεύονται να προσαρμόζουν τα βάρη της δέσμης ώστε να διατηρούν υψηλή κατευθυντικότητα προς τους στόχους, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα την απόκριση προς τις παρεμβολές. Οι προσομοιώσεις των μοντέλων δείχνουν ότι οι προτεινόμενες μέθοδοι λειτουργούν με μικρότερο υπολογιστικό κόστος το ίδιο αποδοτικά με - και σε ορισμένες περιπτώσεις ακόμα καλύτερα από - τις κλασικές MVDR και LCMV, ειδικά σε συνθήκες χαμηλού SNR και σφάλματος κατεύθυνσης άφιξης, σε διάφορες τοπολογίες κεραιών.

Λέξεις-κλειδιά:

MVDR, LCMV, μορφοποιητής δέσμης, FNN, συστοιχία κεραιών, ULA, URA, DOA

Diploma Thesis

DESIGN OF A CONSTRAINED MVDR BEAMFORMER USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Tsioukantanias Panagiotis

Abstract

This thesis focuses on the design and development of MVDR and LCMV beamformers incorporating directional constraints through the use of machine learning models, specifically neural networks (FNN). In environments with a high number of interference sources and varying propagation conditions, the need for flexible and robust beamforming becomes critical for effective target detection and localization. MVDR and LCMV beamforming techniques are among the most widely used methods for directional signal enhancement and interference suppression in radar systems that employ antenna phased arrays. However, these methods entail significant computational costs, and their performance highly depends on the accurate estimation of the covariance between noise and interference, a condition that is often unrealistic in practical scenarios. To address these limitations, this work leverages neural networks to construct faster and more robust beamformers. In particular, it explores applications in ULA and URA configurations, under scenarios involving multiple signals of interest and interference, as well as uncertainty in the direction of arrival (DOA). The neural models are trained to adapt the beamforming weights in order to maintain high directivity towards the desired targets while minimizing the response towards interference sources. Simulation results show that the proposed methods, while operating at a lower computational cost, perform comparably — and in some cases even better — than classical MVDR and LCMV beamformers, especially under low SNR conditions and DOA estimation errors, across various antenna topologies.

Keywords:

MVDR, LCMV, beamformer, FNN, phased arrays, ULA, URA, DOA

Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες	ix
Περίληψη	xii
Abstract	xiii
Πίνακας περιεχομένων	xv
Κατάλογος σχημάτων	xix
Συντομογραφίες	xxi
1 Εισαγωγή	1
1.1 Αντικείμενο της διπλωματικής	2
1.1.1 Συνεισφορά	3
1.2 Οργάνωση του τόμου	4
2 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	5
2.1 Τύποι Διατάξεων Κεραιών	5
2.1.1 Ομοιόμορφη Γραμμική Διάταξη - Uniform Linear Array (ULA) . .	6
2.1.2 Ομοιόμορφη Ορθογώνια Διάταξη - Uniform Rectangular Array (URA)	6
2.2 Μορφοποίηση Δέσμης (Beamforming)	6
2.3 Κατεύθυνση της Άφιξης (DOA)	8
2.4 Κατευθυντικό Διάνυσμα	8
2.4.1 Κατευθυντικό Διάνυσμα σε ULA	9
2.4.2 Κατευθυντικό Διάνυσμα σε URA	12
2.5 Μορφοποιητής Δέσμης MVDR	13

2.6	Μορφοποιητής Δέσμης LCMV	16
2.7	Μηχανική Μάθηση και Νευρωνικά Δίκτυα	18
2.8	Βιβλιογραφική ανασκόπηση της Μορφοποίησης Δέσμης με βάση τη Μηχανική Μάθηση και τα Νευρωνικά Δίκτυα	20
3	Πρακτική Ανάπτυξη Μορφοποιητών Δέσμης	25
3.1	Υλοποίηση Συστοιχίας Κεραιών	25
3.1.1	Περίπτωση ULA	26
3.1.2	Περίπτωση URA	26
3.2	Υλοποίηση Μορφοποιητή Δέσμης MVDR	27
3.3	Υλοποίηση Μορφοποιητή Δέσμης LCMV	28
3.4	Υλοποίηση FNN με βάση τον MVDR	29
3.4.1	Μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου	29
3.4.2	Δημιουργία Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου	30
3.4.3	Στάδιο Εκπαίδευσης	32
3.4.4	Στάδιο Ελέγχου	33
3.5	Υλοποίηση FNN με βάση τον LCMV	33
4	Αποτελέσματα Προσομοιώσεων	35
4.1	Αποτελέσματα προσομοιώσεων για FNN τύπου MVDR	35
4.1.1	Προσομοιώσεις με ULA	36
4.1.2	Προσομοιώσεις με URA	37
4.2	Αποτελέσματα προσομοιώσεων για FNN τύπου LCMV	37
4.2.1	Προσομοιώσεις με ULA	42
4.2.2	Προσομοιώσεις με URA	42
4.3	Ανάλυση Αποτελεσμάτων	45
5	Συμπεράσματα	51
5.1	Σύνοψη	51
5.2	Συμπεράσματα	51
5.3	Μελλοντικές επεκτάσεις	53
	Βιβλιογραφία	55
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ	59

A Προγραμματισμός σε Python	61
A.1 Πλαίσιο PyTorch	61
A.2 Βιβλιοθήκες NumPy και Matplotlib	62
B Επιλογή κατάλληλων ευρών γωνιών στη φάση εκπαίδευσης των FNN	65
B.1 Εκπαίδευση FNN για διαφορετικά εύρη γωνιών	65

Κατάλογος σχημάτων

2.1	Τυπική μορφή ULA συστοιχίας κεραιών 3 στοιχείων με σήμα να φθάνει σε αυτή υπό αζιμουθιανή γωνία θ	10
2.2	Ορθογώνιο τρίγωνο που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της απόστασης που διανύει το σήμα προτού χτυπήσει την επόμενη κεραία.	10
2.3	Τυπική μορφή URA συστοιχίας κεραιών 4×4	13
2.4	Τυπική μορφή ενός FNN πολλαπλών εισόδων και εξόδων.	21
3.1	Παράδειγμα διάταξης κεραιών στο επίπεδο για μια URA 4×4 συστοιχία κεραιών.	27
4.1	Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR όταν η εκπαίδευση του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.1α' και 4.1β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.1γ' και 4.1δ'), για ULA με $N_r = 16$ στοιχειοκεραίες.	38
4.2	Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR όταν η εκπαίδευση του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.2α' και 4.2β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.2γ' και 4.2δ'), για ULA με $N_r = 32$ στοιχειοκεραίες.	39
4.3	Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης (4.3α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR (4.3β') για URA μεγέθους 12×12 ($N_r = 144$ στοιχειοκεραίες).	40
4.4	Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης (4.3α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR (4.4β') για URA μεγέθους 16×16 ($N_r = 256$ στοιχειοκεραίες).	41

4.5	Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV όταν η εκπαίδευσή του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.5α' και 4.5β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.5γ' και 4.5δ'), για ULA με $N_r = 16$ στοιχειοκεραίες.	43
4.6	Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV όταν η εκπαίδευσή του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.6α' και 4.6β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.6γ' και 4.6δ'), για ULA με $N_r = 32$ στοιχειοκεραίες.	44
4.7	Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης (4.7α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV (4.7β') για URA μεγέθους 12×12 ($N_r = 144$ στοιχειοκεραίες).	46
4.8	Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης (4.8α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV (4.8β') για URA μεγέθους 16×16 ($N_r = 256$ στοιχειοκεραίες).	47
B.1	Beampattern FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR για ULA με $N_r = 32$ στοιχειοκεραίες όταν το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης δημιουργείται από τυχαία σήματα ενδιαφέροντος από εύρη γωνιών μήκους 50° , 70° , 100° και 120°	67

Συντομογραφίες

MVDR	Minimum Variance Distortionless Response
LCMV	Linearly Constrained Minimum Variance
DOA	Direction-Of-Arrival
ULA	Uniform Linear Array
URA	Uniform Rectangular Array
FNN	Feedforward Neural Network
SNR	Signal-to-Noise Ratio
INC	Interference-plus-Noise Covariance
SINR	Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio
AWGN	Additive White Gaussian Noise
ML	Machine Learning
NN	Neural Network
ReLU	Rectified Linear Unit

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Η ανάγκη για αξιόπιστη και αποτελεσματική επεξεργασία σημάτων, που λαμβάνονται από συγκεκριμένες κατευθύνσεις, αυξάνονται διαρκώς, ιδιαίτερα σε εφαρμογές που αφορούν τις τηλεπικοινωνίες, τα συστήματα ραντάρ και τα ηχητικά συστήματα. Σε αυτό το πλαίσιο, η ανάπτυξη συστημάτων επικοινωνίας και αισθητήρων με υψηλή ικανότητα κατευθυντικότητας και δυνατότητα “ευφούς” λήψης σήματος αποτελεί κρίσιμο πεδίο της σύγχρονης τεχνολογίας επεξεργασίας σήματος. Κεντρικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία διαδραματίζει η τεχνική της μορφοποίησης δέσμης (beamforming), η οποία εκμεταλλεύεται τη χωρική επεξεργασία (φιλτράρισμα) σημάτων από συστοιχίες κεραιών για την ενίσχυση αυτών που προέρχονται από επιθυμητές πηγές και την απόρριψη/καταπίεση εκείνων που αποτελούν παρεμβολές.

Η ιδέα της μορφοποίησης δέσμης ανάγεται στα μέσα του 20ού αιώνα, με τις πρώτες εφαρμογές να συναντώνται σε στρατιωτικά και ναυτικά ραντάρ. Στη συνέχεια, η τεχνολογία εξελίχθηκε ραγδαία και υιοθετήθηκε ευρέως από τις εμπορικές τηλεπικοινωνίες και τα ηχητικά συστήματα. Η μέθοδος Minimum Variance Distortionless Response (MVDR) ή, αλλιώς, Capon, που προτάθηκε από τον Capon το 1969, αποτελεί έναν από τους πιο σημαντικούς και επιδραστικούς αλγόριθμους της κατηγορίας των προσαρμοστικών μορφοποιητών. Ο στόχος της παραπάνω μεθόδου μορφοποίησης δέσμης είναι η ελαχιστοποίηση της συνολικής ισχύος στην έξοδο του συστήματος, με την προϋπόθεση ότι το σήμα ενδιαφέροντος δεν θα υφίσταται παραμόρφωση. Μια γενίκευση της μεθόδου MVDR, η μέθοδος LCMV, είναι μια ακόμη τεχνική μορφοποίησης δέσμης, που βρίσκει απήχηση σε εφαρμογές με πολλαπλά, αντί για ένα, σήματα ενδιαφέροντος, ακολουθώντας την ίδια ακριβώς λογική. Και οι δύο μέθοδοι παρέχουν εξαιρετικές δυνατότητες στην απόρριψη παρεμβολών και θορύβου, ακόμα και σε περιβάλλοντα με πολλαπλές πηγές παρεμβολής.

Η αποτελεσματικότητα των μεθόδων MVDR και LCMV ως προς την εκτίμηση της κατεύθυνσης άφιξης (DOA) και την ενίσχυση ενός και περισσότερων, αντίστοιχα, σημάτων από συγκεκριμένες κατευθύνσεις, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διάταξη και το πλήθος των στοιχείων της συστοιχίας κεραιών που χρησιμοποιείται. Οι πιο κοινές διατάξεις είναι η Ομοιόμορφη Γραμμική Διάταξη (ULA) και η Ομοιόμορφη Ορθογώνια Διάταξη (URA). Η ULA αποτελεί τη βασική μορφή συστοιχίας κεραιών, με κεραίες τοποθετημένες γραμμικά σε μία διάσταση, και είναι ιδανική για δισδιάστατες (σε επίπεδο κατεύθυνσης) εφαρμογές. Η URA, επεκτείνοντας τη διάταξη των στοιχείο-κεραίων σε δύο διαστάσεις, παρέχει μεγαλύτερη ευελιξία και καλύτερη διακριτική ικανότητα τόσο στην οριζόντια όσο και στην κατακόρυφη γωνία (αζιμουθιακή και ανύψωσης), καθιστώντας την κατάλληλη για εφαρμογές τρισδιάστατου εντοπισμού.

Ωστόσο, η εφαρμογή αυτών των τεχνικών προσαρμοστικής μορφοποίησης δέσμης σε δυναμικά περιβάλλοντα με πολλαπλές πηγές, παρεμβολές, θόρυβο και μεταβαλλόμενα χαρακτηριστικά, αλλά και η ανάγκη για επίτευξη υψηλής ποιότητας ενίσχυσης των σημάτων ενδιαφέροντος και απόρριψης των παρεμβολών καθιστούν την όλη διαδικασία μορφοποίησης δέσμης ιδιαίτερα ακριβή σε υπολογιστικούς πόρους. Σε αυτό το πλαίσιο, τα τελευταία χρόνια, η μηχανική μάθηση (machine learning) και ειδικότερα οι τεχνικές εκμάθησης χαρακτηριστικών (feature learning) και εκτίμησης της κατεύθυνσης άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος μέσω απλών νευρωνικών δικτύων, έχουν προσελκύσει το ενδιαφέρον της ερευνητικής κοινότητας ως εναλλακτική ή συμπληρωματική λύση στις έως τώρα παραδοσιακές μεθόδους.

1.1 Αντικείμενο της διπλωματικής

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η σχεδίαση και η υλοποίηση μορφοποιητών δέσμης MVDR και LCMV, σε διαφορετικές τοπολογίες κεραιών, με χρήση μιας τεχνικής μηχανικής μάθησης, και συγκεκριμένα με χρήση απλών νευρωνικών δικτύων προσωτροφοδότησης (FNN). Με άλλα λόγια, η εργασία ασχολείται με την δημιουργία FNN, η εκπαίδευση των οποίων γίνεται με βάση τις κλασικές μεθόδους MVDR και LCMV, ώστε, τελικά, αυτά να λειτουργούν ικανοποιητικά ως μορφοποιητές δέσμης. Το βασικό ζητούμενο είναι να ανταποκρίνονται στις ανάγκες των συνηθισμένων μορφοποιητών δέσμης, δηλαδή την επίτευξη της βέλτιστης δυνατής καταπίεσης των σημάτων παρεμβολής και θορύβου, και

την ταυτόχρονη διατήρηση και ενίσχυση του SNR στις επιθυμητές κατευθύνσεις άφιξης, με εφάμιλλη ή και μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με τους παραδοσιακούς.

Το βασικότερο πρόβλημα, που επιχειρεί να προσεγγίσει και να λύσει αυτή η εργασία, έχει να κάνει με την ελαχιστοποίηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας των κλασικών μορφοποιητών δέσμης, που αποτελεί και το κυριότερο μειονέκτημά τους. Φυσικά, εκτός από αυτό, υπάρχουν και τα παραδοσιακά προβλήματα που ταλανίζουν τις εφαρμογές της μορφοποίησης δέσμης, όπως είναι η παρουσία ισχυρών παρεμβολών από ανεπιθύμητες πηγές σε γειτονικές, από την επιθυμητή, κατευθύνσεις, και η αβεβαιότητα ως προς τον προσανατολισμό των επιθυμητών πηγών σε σχέση με την τοπολογία των κεραιών.

Το πρώτο από τα προαναφερθέντα προβλήματα αντιμετωπίζεται χάρη και μόνο στη χρήση του νευρωνικού δικτύου για την πραγματοποίηση της μορφοποίησης δέσμης. Το κομμάτι εκείνο ενός μορφοποιητή δέσμης που φέρει το μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος, πλέον, αντικαθίσταται, κατά κάποιο τρόπο, από το εκάστοτε ειδικά εκπαιδευμένο FNN, και με μια απλή κλήση αυτού είναι δυνατόν να προκύψει η απαραίτητη πληροφορία για την εφαρμογή της μορφοποίησης δέσμης. Ακόμη, η αποφυγή ορισμένων πράξεων που λαμβάνουν χώρα για την “εκτέλεση” απλών μορφοποιητών δέσμης, και που, λόγω της μορφής τους, εισάγουν - μοιραία- επιπλέον ανακρίβεια και αβεβαιότητα στους υπολογισμούς, και η αξιοποίηση αντ’ αυτών κατάλληλων FNN, παρέχει αρκετά πιο βέλτιστους υπολογισμούς, οι οποίοι με τη σειρά τους οδηγούν σε πιο ακριβή αποτελέσματα.

Την πραγματική τεχνική δυσκολία στην προσπάθεια αντιμετώπισης όλων εκείνων των προβλημάτων αποτελεί το πώς ένα τόσο απλό είδος νευρωνικού δικτύου μπορεί να χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε ένα τόσο σύνθετο πεδίο, όπως αυτό της μορφοποίησης δέσμης.

1.1.1 Συνεισφορά

Η συνεισφορά της διπλωματικής συνοψίζεται ως εξής:

1. Μελετήθηκαν οι τεχνικές μορφοποίησης δέσμης MVDR και LCMV.
2. Υλοποιήθηκαν οι κλασικοί μορφοποιητές δέσμης MVDR και LCMV σε τοπολογίες κεραιών ULA και URA.
3. Σχεδιάστηκαν και υλοποιήθηκαν FNN βασισμένα σε MVDR και LCMV σε τοπολογίες κεραιών ULA και URA.

4. Αξιολογήθηκε η επίδοση των FNN στην ικανότητα ενίσχυσης των σημάτων ενδιαφέροντος και καταπίεσης των παρεμβολών σε τοπολογίες κεραιών ULA και URA.
5. Έγινε σύγκριση ως προς την αποτελεσματικότητα τους σε σχέση με τους παραδοσιακούς μορφοποιητές δέσμης, αλλά και ανάμεσα σε FNN για διαφορετικά μεγέθη συστοιχίων κεραιών σε ULA και URA, αντίστοιχα.

1.2 Οργάνωση του τόμου

Στο Κεφάλαιο 2 παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο στο οποίο βασίστηκαν οι υλοποιήσεις των νευρωνικών μοντέλων και των μορφοποιητών δέσμης και εξηγούνται ορισμένες από τις κύριες έννοιες του πεδίου της μορφοποίησης δέσμης. Επίσης, σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη βιβλιογραφική ανασκόπηση σχετικά με τις εφαρμογές της μηχανικής μάθησης και των νευρωνικών δικτύων στον εν λόγω τομέα τα τελευταία χρόνια.

Στο Κεφάλαιο 3 δίνονται ορισμένες λεπτομέρειες αναφορικά με την πρακτική υλοποίηση των μορφοποιητών δέσμης και των νευρωνικών μοντέλων σε προγραμματιστικό επίπεδο. Δεν γίνεται κάποια αναλυτική ή εκτενής αναφορά σε πραγματικό κώδικα, αλλά περιγράφεται περισσότερο διαισθητικά η λογική που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση κάθε συστήματος και αναφέρονται τα δομικά τεχνικά χαρακτηριστικά καθενός από αυτά.

Στο Κεφάλαιο 4 γίνεται η παρουσίαση των αποτελεσμάτων των υλοποιήσεων, αναδεικνύοντας την ποιότητα της μορφοποίησης δέσμης με την αξιοποίηση συγκεκριμένων FNN στα δύο είδη τοπολογιών στοιχειοκεραιών και για διαφορετικό πλήθος στοιχείων σε αυτές. Γίνεται, παράλληλα, μια αντιπαράθεση σε σχέση με τα αποτελέσματα από τους κλασικούς μορφοποιητές δέσμης, προκειμένου να φανεί το κατά πόσο καλά ή όχι φέρνουν τα νευρωνικά δίκτυα το έργο τους εις πέρας.

Τέλος, το Κεφάλαιο 5 περιλαμβάνει μια ανασκόπηση γύρω από τα αποτελέσματα που λαμβάνονται από τις προσομοιώσεις των υλοποιημένων μοντέλων, καθώς και την εξαγωγή ορισμένων συμπερασμάτων γύρω από το θέμα της μορφοποίησης δέσμης με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης, ενώ αναφέρονται και κάποιες μελλοντικές επεκτάσεις.

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό Υπόβαθρο και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Στο παρόν κεφάλαιο σκιαγραφείται το θεωρητικό και ερευνητικό πλαίσιο στο οποίο εντάσσεται η εργασία. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται οι βασικές έννοιες της μορφοποίησης δέσμης, δύο διαφορετικοί τύποι διατάξεων κεραιών, η ULA και η URA, και αναλύεται εκτενέστερα η μέθοδος MVDR, όπως επίσης και η γενίκευσή της, η LCMV. Παράλληλα, παρατίθεται μια σύντομη ανασκόπηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας, με στόχο την ανάδειξη των εξελίξεων και των ερευνητικών τάσεων που αφορούν στη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης γενικότερα και ειδικότερα στη χρήση νευρωνικών μοντέλων για την ενίσχυση των παραδοσιακών μορφοποιητών δέσμης.

2.1 Τύποι Διατάξεων Κεραιών

Μια συστοιχία κεραιών (phased array), γνωστή ως ηλεκτρονικά κατευθυνόμενη συστοιχία κεραιών, είναι μια συστοιχία/συλλογή από κεραίες που δημιουργεί μία δέσμη από ραδιοκύματα, η οποία μπορεί να προσανατολιστεί ώστε να δείχνει σε διαφορετικές κατευθύνσεις χωρίς την ανάγκη μετακίνησης των ίδιων των κεραιών [1]. Συνήθως γίνεται αναφορά στις κεραίες που αποτελούν μια συστοιχία ως “στοιχεία”, και μερικές φορές ολόκληρη η συστοιχία αποκαλείται “αισθητήρας”. Αυτά τα στοιχεία της συστοιχίας είναι τις περισσότερες φορές πανκατευθυντικές κεραίες, τοποθετημένες σε ίσες αποστάσεις η μία από την άλλη είτε σε μια ευθεία γραμμή είτε κατά μήκος δύο κατευθύνσεων, σχηματίζοντας ένα τετράγωνο ή ορθογώνιο. Παρακάτω δίνονται περισσότερες λεπτομέρειες σε δύο είδη συστοιχιών κεραιών,

τις ULA και URA.

2.1.1 Ομοιόμορφη Γραμμική Διάταξη - Uniform Linear Array (ULA)

Η ULA αποτελεί τη βασικότερη και ευρύτερα χρησιμοποιούμενη διάταξη στη δεσμοληψία. Περιλαμβάνει στοιχεία τοποθετημένα σε ευθεία γραμμή, με σταθερή μεταξύ τους απόσταση d . Χρησιμοποιείται σε δισδιάστατες εφαρμογές [2, 3, 4], όπου το ενδιαφέρον επικεντρώνεται στη μέτρηση μόνο της αζιμουθιακής γωνίας με την οποία προσπίπτει ένα σήμα σε σχέση με τον νοητό άξονα του boresight κάθε κεραίας¹. Οι πιο συχνές απαιτήσεις, όταν χρησιμοποιείται μια ULA συστοιχία - όπως συμβαίνει και κατά τη χρήση της για μορφοποίηση δέσμης - είναι η βελτίωση του SNR και της απόκρισης (κέρδους) της προς μια συγκεκριμένη κατεύθυνση [5]. Η μαθηματική απλότητα της διάταξης ULA καθιστά εύκολη τη θεωρητική της ανάλυση, αλλά και την αξιοποίηση της στα πλαίσια ανάπτυξης τεχνικών μορφοποίησης δέσμης.

2.1.2 Ομοιόμορφη Ορθογώνια Διάταξη - Uniform Rectangular Array (URA)

Η URA επεκτείνει την ULA διάταξη σε δύο διαστάσεις, επιτρέποντας τη δημιουργία τρισδιάστατων διαγραμμάτων ακτινοβολίας. Περιλαμβάνει στοιχεία τοποθετημένα σε οριζόντιες και κατακόρυφες ευθείες γραμμές, με σταθερή μεταξύ τους οριζόντια και κατακόρυφη απόσταση, σχηματίζοντας συνολικά το σχήμα ενός ορθογωνίου, από όπου παίρνει και το όνομά της. Η διάταξη αυτή χρησιμοποιείται γενικά σε εφαρμογές όπου απαιτείται διπλή κατευθυντικότητα, δηλαδή σε εφαρμογές που αφορούν εντοπισμό στις τρεις διαστάσεις, μετρώντας τόσο την αζιμουθιακή όσο και τη γωνία ανύψωσης από τις οποίες καταφθάνει ένα σήμα [6, 7, 8].

2.2 Μορφοποίηση Δέσμης (Beamforming)

Η μορφοποίηση δέσμης (beamforming) είναι μια λειτουργία επεξεργασίας σήματος που χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με τις συστοιχίες κεραιών λήψης (μιας και στα πλαίσια αυτής

¹Boresight μια κεραίας αναφέρεται στην κατεύθυνση στην οποία η κεραία είναι ευθυγραμμισμένη ώστε να μεγιστοποιεί τη λήψη σήματος, και είναι κατά κανόνα ο άξονας της μέγιστης ακτινοβολίας ή του μέγιστου κέρδους

της εργασίας το ενδιαφέρον περιορίζεται σε κεραίες λήψης) σημάτων για τη δημιουργία ενός χωρικού φίλτρου που φιλτράρει τα σήματα από όλες τις κατευθύνσεις εκτός από εκείνα που προέρχονται από την/τις επιθυμητή/ές κατεύθυνση/εις. Με την κατάλληλη ρύθμιση της φάσης και του πλάτους του σήματος σε κάθε στοιχείο της κεραίας, το σύστημα είναι σε θέση να αυξήσει το SNR προς την κατεύθυνση των επιθυμητών σημάτων και να το εκμηδενίσει προς άλλες κατευθύνσεις παρεμβολών. Αυτό οδηγεί σε μία εστιασμένη δέσμη (beam) ενέργειας, η οποία μπορεί να στραφεί προς ένα συγκεκριμένο στόχο ή σημείο [9, 2, 3, 4]. Πρωταρχικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία παίζουν τα βάρη (weights/coefficients) που εφαρμόζονται σε κάθε στοιχειοκεραία μιας συστοιχίας, είτε σε ψηφιακά είτε σε αναλογικά κυκλώματα, αφού χάρη σε αυτά προσαρμόζονται η φάση και το πλάτος της στοιχειοκεραίας με στόχο τη βελτιστοποίηση του σχήματος δέσμης/ακτινοβολίας (beam/radiation pattern). Οι δέσμες (και τα μηδενικά (nulls)) είναι εφικτό να στραφούν πολύ πιο γρήγορα σε σχέση με τις “μηχανικές” κεραίες (δηλ. τις κεραίες με μηχανικές βάσεις), οι οποίες μπορούν να θεωρηθούν ως μια εναλλακτική στις συστοιχίες κεραιών φάσης, γεγονός στο οποίο οφείλεται και μεγάλο μέρος της δημοφιλίας της τεχνικής της μορφοποίησης δέσμης [10].

Οι προσεγγίσεις μορφοποίησης δέσμης μπορούν να χωριστούν σε τρεις κατηγορίες, οι οποίες ονομαστικά είναι: η συμβατική, η προσαρμοστική και η “τυφλή”. Εδώ, το ενδιαφέρον της εργασίας εστιάζεται αποκλειστικά στη δεύτερη κατηγορία, την προσαρμοστική, στην οποία υπάγονται και οι τεχνικές MVDR και LCMV που θα αναλυθούν λεπτομερέστερα παρακάτω. Η προσαρμοστική μορφοποίηση δέσμης περιλαμβάνει, γενικά, την δυναμική προσαρμογή των (μιγαδικών) τιμών των βαρών των στοιχείων της συστοιχίας με βάση την είσοδο του μορφοποιητή, και με σκοπό την βελτιστοποίηση ορισμένων κριτηρίων, όπως είναι ο μηδενισμός μιας παρεμβολής ή η ύπαρξη πολλαπλών κύριων λοβών. Εξαιτίας του κλειστού βρόχου και της προσαρμοστικής φύσης της, χρησιμοποιείται κατά κανόνα στην πλευρά του δέκτη, και στην περίπτωση μας ως “δέκτης” αντιμετωπίζεται η συστοιχία των κεραιών. Έτσι, η “είσοδος του μορφοποιητή” είναι απλώς το λαμβανόμενο σήμα από τις στοιχειοκεραίες, και η μορφοποίηση δέσμης περιλαμβάνει, απλά, την προσαρμογή των βαρών με βάση τα στατιστικά αυτών των λαμβανόμενων δεδομένων από αυτές [10].

2.3 Κατεύθυνση της Άφιξης (DOA)

Ο όρος “Κατεύθυνση της Άφιξης” αναφέρεται στη διαδικασία αξιοποίησης μιας συλλογής κεραιών για την ανίχνευση και την εκτίμηση των κατευθύνσεων άφιξης ενός ή περισσότερων σημάτων που λαμβάνονται από τους αισθητήρες - σε αντίθεση με τη μορφοποίηση δέσμης, η οποία εστιάζει στη διαδικασία λήψης ενός σήματος με την ταυτόχρονη απόρριψη όσο το δυνατόν περισσότερου θορύβου και παρεμβολών. Παρόλο που η DOA υπάγεται κατά κάποιο τρόπο στη γενικότερη θεματολογία της μορφοποίησης δέσμης, οι δύο αυτοί όροι δεν θα πρέπει να συγχέονται. Οι τεχνικές των MVDR και LCMV μπορούν να εφαρμοστούν και στη DOA και στη μορφοποίηση δέσμης, επειδή η ίδια τεχνική που χρησιμοποιείται στη μορφοποίηση δέσμης χρησιμοποιείται και για να εκτελεστεί DOA, σαρώνοντας τη γωνία ενδιαφέροντος και εκτελώντας τη λειτουργία του beamforming σε κάθε μία γωνία, και στη συνέχεια αναζητώντας τις κορυφές (peaks) στο αποτέλεσμα (κάθε κορυφή σηματοδοτεί ένα σήμα, αλλά δεν είναι γνωστό αν πρόκειται για σήμα ενδιαφέροντος ή σήμα παρεμβολής). Αυτές οι τεχνικές DOA μπορούν να παρομοιαστούν με ένα “περιτύλιγμα” γύρω από ένα συγκεκριμένο μορφοποιητή δέσμης. Εφόσον στις περισσότερες τεχνικές μορφοποίησης δέσμης, όπως και στις MVDR και LCMV, γίνεται η υπόθεση ότι είναι γνωστή η γωνία άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος, αν ο στόχος μετακινείται, ή η συστοιχία κεραιών μετακινείται, θα πρέπει να εκτελείται συνεχώς DOA ως ένα ενδιάμεσο βήμα, ακόμα και αν ο πρωταρχικός στόχος είναι η λήψη και η αποδιαμόρφωση του σήματος ενδιαφέροντος [10].

Οι συστοιχίες κεραιών, το beamforming και η DOA βρίσκουν χρησιμότητα σε πολλών ειδών εφαρμογές που έχουν να κάνουν με τον προσδιορισμό κατεύθυνσης σημάτων. Στο Κεφάλαιο 4, όπου γίνεται αναφορά στα αποτελέσματα των υλοποιήσεων μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR και LCMV, θα αποτυπωθεί η σημασία των όσων παρουσιάζονται εδώ.

2.4 Κατευθυντικό Διάνυσμα

Ένα κατευθυντικό διάνυσμα, στα πλαίσια πάντα του πεδίου της μορφοποίησης δέσμης, αντιπροσωπεύει το σύνολο των μετατοπίσεων φάσης (ή καθυστερήσεων) που βιώνει ένα επίπεδο κύμα, όπως λαμβάνεται από ένα σύνολο στοιχειοκεραιών. Οι προηγούμενες φάσεις καθορίζονται ως προς μια αυθαίρετη πηγή σήματος [11]. Γενικά, το κατευθυντικό διάνυσμα χρησιμοποιείται έτσι ώστε να κατευθυνθεί μια ακτίνα/δέσμη (beam) σε μια συγκεκριμένη κατεύθυνση (δηλαδή να γίνει εστίαση της ευαισθησίας της συστοιχίας και μεγιστοποίηση

της ισχύος του λαμβανόμενου σήματος σε αυτήν την κατεύθυνση) - η οποία αποτελεί, συνήθως, αλλά σίγουρα στις περιπτώσεις που θα εξεταστούν εδώ, την κατεύθυνση από την οποία λαμβάνεται το σήμα ενδιαφέροντος.

Γίνεται η υπόθεση ότι ένα επίπεδο κύμα περιγράφεται από ένα διάνυσμα κύματος k . Το τελευταίο αφορά ένα διάνυσμα που περιγράφει την απόκλιση της φάσης ενός επίπεδου κύματος, στις τρεις ορθογωνικές κατευθύνσεις (κατά κανόνα στους άξονες x , y και z). Για μια διάδοση κύματος προς μια κατεύθυνση που περιγράφεται από τις σφαιρικές συντεταγμένες (θ, ϕ) , το διάνυσμα κύματος k δίνεται από τον τύπο:

$$k = (k_x, k_y, k_z) = \frac{2\pi}{\lambda} (\sin(\theta) \cos(\phi), \sin(\theta) \sin(\phi), \cos(\theta)) \quad (2.1)$$

Η x -συνιστώσα του διανύσματος κύματος, k_x , καθορίζει το ρυθμό αλλαγής της φάσης ενός διαδιδόμενου επίπεδου κύματος προς την κατεύθυνση $+x$. Οι ίδιοι ορισμοί εφαρμόζονται και για τις y - και z -κατευθύνσεις [12].

Αν υπάρχουν, ακόμη, N_r στοιχεία σε μια συστοιχία κεραιών, και το στοιχείο i έχει μια θέση που δίνεται από τη σχέση: $r_i = (x_i, y_i, z_i)$, τότε το κατευθυντικό διάνυσμα είναι ένα μιγαδικό διάνυσμα μεγέθους $N_r \times 1$ που αντιπροσωπεύει τις σχετικές φάσεις σε κάθε κεραία και δίνεται από τον τύπο:

$$s(k) = \begin{bmatrix} e^{-jkr_1} \\ e^{-jkr_2} \\ \vdots \\ e^{-jkr_{N_r}} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Το κατευθυντικό διάνυσμα γράφεται ως $s(k)$ για να γίνεται σαφές ότι εξαρτάται από τη συχνότητα και την κατεύθυνση της διάδοσης (τα οποία καθορίζουν το k) του επίπεδου κύματος [11].

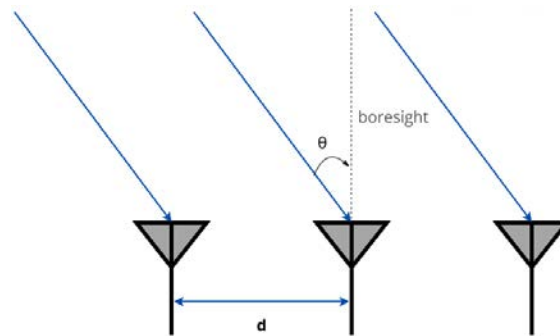
Ακολούθως, θα περιγραφεί συνοπτικά το πώς διαμορφώνεται το παραπάνω κατευθυντικό διάνυσμα για τις περιπτώσεις της Ομοιόμορφης Γραμμικής Διάταξης και της Ομοιόμορφης Ορθογώνιας Διάταξης κεραιών.

2.4.1 Κατευθυντικό Διάνυσμα σε ULA

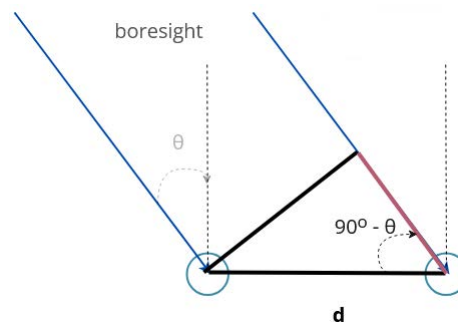
Για την πληρέστερη αποτύπωση του τρόπου με τον οποίο προκύπτει το κατευθυντικό διάνυσμα για την περίπτωση της ULA διάταξης, χρησιμοποιείται ένα παράδειγμα. Έστω, λοιπόν, ότι υπάρχει μια 1D ομοιόμορφα κατανομημένη συστοιχία κεραιών 3 στοιχείων, όπως

αυτή που φαίνεται στην εικόνα 2.1. Σε αυτό το παράδειγμα, ένα σήμα καταφτάνει από την αριστερή πλευρά της συστοιχίας, έτσι ώστε να “χτυπά” πρώτα το πιο αριστερό στοιχείο της.

Για τον υπολογισμό της καθυστέρησης ανάμεσα στο πότε το σήμα πέφτει στην πρώτη στοιχειοκεραία και στο πότε φτάνει την επόμενη προς τα δεξιά. Αυτό μπορεί να γίνει σχηματίζοντας το πρόβλημα τριγωνομετρίας που φαίνεται στην εικόνα 2.2. Το ορθογώνιο τρίγωνο, που εμφανίζεται εκεί, προκύπτει προβάλλοντας το σημείο στο οποίο βρίσκεται η αριστερή κεραία πάνω στον νοητό άξονα διάδοσης του λαμβανόμενου σήματος (επίπεδου κύματος). Το τμήμα πάνω σε αυτόν τον νοητό άξονα που έχει επισημανθεί με κόκκινο χρώμα αφορά την απόσταση που πρέπει να διανύσει το κύμα αφότου φτάσει στην πρώτη κεραία και προτού φτάσει στην επόμενη.



Σχήμα 2.1: Τυπική μορφή ULA συστοιχίας κεραιών 3 στοιχείων με σήμα να φθάνει σε αυτή υπό αζιμουθιανή γωνία θ .



Σχήμα 2.2: Ορθογώνιο τρίγωνο που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της απόστασης που διανύει το σήμα προτού χτυπήσει την επόμενη κεραία.

Η απόσταση αυτή είναι, όπως φαίνεται και στο σχετικό σχήμα 2.2, το μήκος εκείνης της πλευράς του ορθογωνίου τριγώνου που αποτελεί την προσκείμενη κάθετη πλευρά στη γωνία που επισημαίνεται ως $90^\circ - \theta$, όπου θ είναι η αζιμουθιανή γωνία που σχηματίζει η διεύθυνση του λαμβανόμενου σήματος σε σχέση με την κατακόρυφο των κεραιών. Από

τον ορισμό του συνημιτόνου μιας γωνίας ορθογωνίου τριγώνου, είναι γνωστό πως ισχύει: $\cos(90^\circ - \theta) = \frac{\|AdjacentSide\|}{\|Hypotenuse\|}$. Το μήκος της υποτεινουσας ισούται με d , που είναι η οριζόντια απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών κεραιών. Λύνοντας τον τύπο του συνημιτόνου ως προς την προσκείμενη κάθετη, προκύπτει ότι: $\|AdjacentSide\| = d \cos(90^\circ - \theta) = d \sin(\theta)$. Χρησιμοποιώντας την ταχύτητα του φωτός, c , είναι δυνατό να βρεθεί και η χρονική καθυστέρηση μεταξύ των χρονικών στιγμών που δύο διπλανές κεραιές λαμβάνουν το σήμα. Έτσι, προκύπτει ότι: $delay = \frac{d \sin(\theta)}{c} (secs)$.

Έστω, τώρα, ότι το σήμα/κύμα βασικής ζώνης που μεταδίδεται συμβολίζεται ως $x(t)$ και μεταδίδεται σε μια συχνότητα φέροντος, f_c , άρα το τελικό μεταδιδόμενο σήμα είναι το: $x(t)e^{2j\pi f_c t}$. Θεωρείται ότι το προηγούμενο σήμα πέφτει πάνω στην πρώτη στοιχειοκεραία τη χρονική στιγμή $t = 0$, πράγμα που σημαίνει πως φτάνει στην επόμενη την $t' = \frac{d \sin(\theta)}{c}$ secs. Αυτό σημαίνει ότι η δεύτερη (από αριστερά) στοιχειοκεραία λαμβάνει το σήμα:

$$x(t - delay)e^{2j\pi f_c(t - delay)}$$

Όταν ο δέκτης πραγματοποιεί την αποδιαμόρφωση του λαμβανόμενου σήματος, στην ουσία το πολλαπλασιάζει με το φέρον σήμα αλλά στην αντίστροφη κατεύθυνση, οπότε μετά την αποδιαμόρφωση, ο δέκτης "βλέπει" το σήμα:

$$x(t - delay)e^{2j\pi f_c(t - delay)}e^{-2j\pi f_c t} = x(t - delay)e^{-2j\pi f_c delay}$$

Το παραπάνω σήμα μπορεί να εκφραστεί και ως διακριτό:

$$x[n]e^{-2j\pi f_c delay 2}$$

Υπάρχει, επίσης, μια ευρέως γνωστή σχέση που συνδέει τη συχνότητα του φέροντος σήματος με το μήκος κύματος και την ταχύτητα του φωτός: $f_c = \frac{c}{\lambda}$. Αντικαθιστώντας αυτή την ισότητα στον τύπο του τελικού λαμβανόμενου σήματος, προκύπτει:

$$x[n]e^{-2j\pi \frac{c}{\lambda} \frac{d \sin(\theta)}{c}} = x[n]e^{-2j\pi \frac{d \sin(\theta)}{\lambda}}$$

Η παραπάνω ισότητα ισχύει μόνο για δύο γειτονικές στοιχειοκεραίες. Για το σήμα που λαμβάνεται από την n -οστή κεραία, απλά πολλαπλασιάζεται η εκθετική δύναμη επί n :

$$x[n]e^{-2j\pi \frac{dn \sin(\theta)}{\lambda}}$$

²Η διακριτοποίηση του σήματος περιλαμβάνει την αντικατάσταση του t με nT , όπου T είναι η περίοδος δειγματοληψίας. Επειδή η ποσότητα nT είναι πολύ μεγαλύτερη από το $delay$, μπορεί να απαλειφθεί ο όρος $delay$ στον τύπο του σήματος.

Αυτό μπορεί να γραφτεί και σε μορφή πίνακα, τοποθετώντας την παραπάνω σχέση για όλα τα Nr στοιχεία μιας συστοιχίας, δηλαδή για $n = 0, 1, \dots, Nr - 1$:

$$x = \begin{bmatrix} e^{-2j\pi \frac{d(0)\sin(\theta)}{\lambda}} \\ e^{-2j\pi \frac{d(1)\sin(\theta)}{\lambda}} \\ \vdots \\ e^{-2j\pi \frac{d(Nr-1)\sin(\theta)}{\lambda}} \end{bmatrix}$$

όπου x είναι, σε αυτή την περίπτωση, το μονοδιάστατο διάνυσμα που περιέχει το μεταδιδόμενο σήμα, και το διάνυσμα στήλη είναι το κατευθυντικό διάνυσμα για τη διάταξη ULA. Προφανώς το κατευθυντικό διάνυσμα, s , μπορεί να γραφεί ακόμα πιο απλά ως:

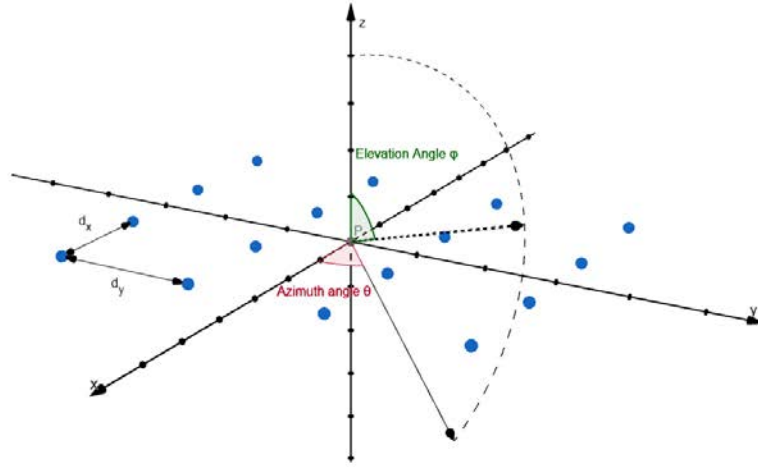
$$s = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-2j\pi \frac{d(1)\sin(\theta)}{\lambda}} \\ \vdots \\ e^{-2j\pi \frac{d(Nr-1)\sin(\theta)}{\lambda}} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό, η μορφή του κατευθυντικού διανύσματος που παρουσιάζεται εδώ είναι αντίστοιχη εκείνης που παρουσιάστηκε νωρίτερα, στη σχέση 2.2, θεωρώντας $k = 2\pi \sin(\theta)$ και $r_i = i \frac{d}{\lambda}$, για $i = 0, 1, \dots, Nr - 1$ [10].

2.4.2 Κατευθυντικό Διάνυσμα σε URA

Για την περίπτωση της URA διάταξης, η συστοιχία των κεραιών είναι, όπως έχει περιγραφεί και στην υποενότητα 2.1.2, απλωμένη σε δύο διαστάσεις, ώστε να είναι σε θέση να λαμβάνει με ευχέρεια και ακρίβεια όχι μόνο επίπεδα, αλλά και τρισδιάστατα κύματα. Αυτό σημαίνει ότι πλέον δεν αρκεί η ύπαρξη μιας μόνο γωνίας για τον προσδιορισμό της κατεύθυνσης του εισερχόμενου σήματος, αλλά είναι απαραίτητη και η προσθήκη ακόμα μιας. Έτσι, εκτός από την αζιμουθιανή γωνία θ που χρησιμοποιείται στην περίπτωση της ULA διάταξης, εισάγεται και η γωνία ανύψωσης ϕ .

Για να γίνει αισθητή οπτικά μια διάταξη URA με τις σχετικές γωνίες, παρατίθεται ένα παράδειγμα τυπικής μορφής μιας URA διάταξης 4×4 στο επίπεδο που ορίζεται από τους άξονες x και y (σαν να υπάρχουν 4 ULA συστοιχίες, η κάθε μία αποτελούμενη από 4 στοιχειοκεραίες) στο σχήμα 2.3. Με βάση τον προσανατολισμό της απεικονιζόμενης διάταξης και τη συζήτηση που έγινε στην αρχή της ενότητας 2.4 για τα κατευθυντικά διανύσματα γενικά, είναι εύκολα κατανοητό πώς για την περίπτωση της δισδιάστατης μορφοποίησης δέσμης με



Σχήμα 2.3: Τυπική μορφή URA συστοιχίας κεραιών 4×4 .

χρήση URA, το διάνυσμα κύματος, k , θα πρέπει να πάρει την μορφή [8, 7]:

$$k = \frac{2\pi}{\lambda} (\sin(\theta) \cos(\phi), \sin(\theta) \sin(\phi), 0)$$

μηδενίζοντας στην ουσία την z -συνιστώσα, αφού σε αυτή δεν υπάρχει τίποτα. Χρησιμοποιώντας, τώρα, τις αποστάσεις μεταξύ των κεραιών ως προς τον x - και ως προς τον y -άξονα, είναι δυνατό να διαμορφωθούν οι θέσεις που λαμβάνουν οι κεραίες πάνω στο επίπεδο xy . Τότε, ο γενικός τύπος 2.2 για τα κατευθυντικά διανύσματα, λαμβάνει τη μορφή:

$$s = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-2j\pi \frac{d_x \sin(\theta) \cos(\phi) + d_y \sin(\theta) \sin(\phi)}{\lambda}} \\ \vdots \\ e^{-2j\pi \frac{(N_x-1)d_x \sin(\theta) \cos(\phi) + (N_y-1)d_y \sin(\theta) \sin(\phi)}{\lambda}} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

όπου N_x και N_y είναι το πλήθος των κεραιών ως προς τον x - και y -άξονα αντίστοιχα [10].

2.5 Μορφοποιητής Δέσμης MVDR

Η ιδέα πίσω από τον μορφοποιητή δέσμης MVDR ή Capon είναι, όπως έχει αναδειχθεί μερικώς, ήδη, στο εισαγωγικό Κεφάλαιο 1 και στην Ενότητα 2.2, η διατήρηση - και ενίσχυση

- ενός, μόνο, σήματος στη γωνία ενδιαφέροντος σε μια σταθερή τιμή κέρδους ίση με 1, ή διαφορετικά, ίση με $0dB$, με την παράλληλη ελαχιστοποίηση της συνολικής διασποράς/ισχύος του προκύπτοντος μορφοποιημένου σήματος. Αν το σήμα ενδιαφέροντος διατηρείται σταθερό, τότε η ελαχιστοποίηση της συνολικής ισχύος σημαίνει ελαχιστοποίηση/καταπίεση και των σημάτων παρεμβολών από όλες τις άλλες κατευθύνσεις, αλλά και του θορύβου, στο μεγαλύτερο δυνατό βαθμό που είναι αυτό εφικτό.

Σε αυτό το σημείο γίνεται μια σύντομη ανασκόπηση των τύπων που αποτελούν το θεωρητικό υπόβαθρο στο οποίο στηρίζεται η πρακτική υλοποίηση των επιμέρους κομματιών του μορφοποιητή. Αυτοί οι τύποι είναι, κατά κύριο λόγο, εφαρμόσιμοι στην απλή περίπτωση συστοιχίας Ομοιόμορφης Γραμμικής Διάταξης κεραιών, δηλαδή στην περίπτωση της ULA συστοιχίας. Με μικρές διαφοροποιήσεις - κυρίως, στο μέγεθος ορισμένων διανυσμάτων και πινάκων - καθίσταται δυνατή η αναγωγή των περιγραφόμενων τύπων ώστε να καλύπτουν και την περίπτωση που χρησιμοποιείται μια URA συστοιχία³.

Έτσι, θεωρώντας μια ULA συστοιχία με N_r κεραιές, το σήμα που λαμβάνεται από αυτή μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα διάνυσμα $N_r \times 1$, του οποίου η έκφραση δίνεται από:

$$x(k) = s(k)a(\theta_0) + \sum_{j=1}^J \beta_j(k)a(\theta_j) + n(k) \quad (2.5)$$

όπου k είναι ο δείκτης του χρόνου, J είναι ο συνολικός αριθμός των πηγών παρεμβολών, $s(k)$ και β_j (για $j = 1, \dots, J$) είναι τα πλάτη των σημάτων ενδιαφέροντος (SOI) και των σημάτων παρεμβολής τη χρονική στιγμή k , αντίστοιχα, θ_0 είναι η κατεύθυνση της άφιξης (DOA) του σήματος ενδιαφέροντος και θ_l (για $l = 1, 2, \dots, J$) είναι οι κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων παρεμβολής, $\phi_l = (2\pi d/\lambda)\sin(\theta_l)$, με το d να είναι η απόσταση ανάμεσα σε δύο γειτονικές κεραιές (κυρίως για την περίπτωση της ULA) και λ να είναι το λειτουργικό μήκος κύματος, δηλαδή το μήκος κύματος του/των σήματος/μάτων ενδιαφέροντος και $n(k)$ είναι ο προσθετικός λευκός Γκαουσιανός θόρυβος (Additive White Gaussian Noise, AWGN) τη χρονική στιγμή k , $a(\theta)$ είναι το κατευθυντικό διάνυσμα (steering vector) στη γωνία θ , με το m -οστό του στοιχείο να είναι $\exp(j(m-1)\frac{2\pi d}{\lambda}\sin(\theta))$ [13].

Η έξοδος του μορφοποιητή δέσμης για τη χρονική στιγμή k δίνεται από τη σχέση:

$$y(k) = w^H x(k) = s(k)w^H a(\theta_0) + \sum_{j=1}^J \beta_j(k)w^H a(\theta_j) + n(k) \quad (2.6)$$

³Χρειάζεται και μερικά πολύ απλά τεχνάσματα τα οποία αφορούν κατά βάση την υλοποίηση και δεν έχουν αξία σε αυτό το σημείο, αλλά θα αναλυθούν μερικώς σε επόμενο κεφάλαιο

όπου w είναι το διάνυσμα μιγαδικών τιμών των βαρών μεγέθους $N_r \times 1$ του μορφοποιητή [13].

Ο MVDR beamformer είναι σχεδιασμένος έτσι ώστε να ελαχιστοποιεί την συνολική ενέργεια εξόδου της συστοιχίας, σύμφωνα με έναν γραμμικό περιορισμό χωρίς παραμόρφωση στο σήμα ενδιαφέροντος. Το διάνυσμα βαρών του μορφοποιητή δέσμης MVDR προκύπτει ως η βέλτιστη λύση του συστήματος:

$$\begin{aligned} w_{MVDR} &= \arg_w \min(w^H R_{i+n} w), \\ \text{subject to } &w^H a(\theta_0) = 1 \end{aligned} \quad (2.7)$$

όπου R_{i+n} είναι ο ιδανικός πίνακας συνδιασποράς του σήματος παρεμβολής συν τον θόρυβο (INC πίνακας), μεγέθους $N_r \times N_r$ και $R_{i+n} = E[x_{i+n}(k)x_{i+n}^H(k)]$, $a(\theta_0)$ είναι το κατευθυντικό διάνυσμα προς την κατεύθυνση του επιθυμητού σήματος (θ_0), και $w^H a(\theta_0) = 1$ είναι ο -χωρίς παραμόρφωση- περιορισμός που εφαρμόζεται στο σήμα ενδιαφέροντος και αποτρέπει το κέρδος στην κατεύθυνση του σήματος αυτού από το να μειωθεί [7].

Η σχέση 2.7 έχει αναλυτική λύση που δίνεται από τη σχέση:

$$w_{MVDR} = \frac{R_{i+n}^{-1} a(\theta_0)}{a(\theta_0)^H R_{i+n}^{-1} a(\theta_0)} \quad [14] \quad (2.8)$$

Πίνακας Συνδιασποράς

Ο ιδανικός πίνακας συνδιασποράς της παρεμβολής και του θορύβου που εμφανίζεται στον παραπάνω τύπο 2.8 του διανύσματος βαρών δεν είναι, στην πράξη, διαθέσιμος. Το θέμα αυτό πρέπει να έχει διαφορετική αντιμετώπιση για τα δύο είδη συστοιχίας κεραιών, ULA και URA.

Για την περίπτωση μιας ULA τοπολογίας ο πίνακας συνδιασποράς μπορεί να προσεγγιστεί με τη βοήθεια ολόκληρου του λαμβανόμενου σήματος (Σήμα ενδιαφέροντος + Παρεμβολή + Θόρυβος), υπολογίζοντας, ουσιαστικά, τον πίνακα συνδιασποράς γι' αυτό, σύμφωνα με τη φόρμουλα:

$$\hat{R}_{i+n} = R_x = \frac{\sum_{t=1}^T x(t)x^H(t)}{T} \quad (2.9)$$

όπου T είναι το πλήθος των δειγματοληπτικών στιγμιότυπων σε κάθε κεραία μιας συστοιχίας. Για πολύ μεγάλες τιμές του T , δηλαδή για $T \rightarrow \infty$, η προηγούμενη προσέγγιση συγκλίνει προς τον ιδανικό πίνακα συνδιασποράς παρεμβολής και θορύβου. Σε αντίθετη περίπτωση, δηλαδή για μικρές τιμές του T , η διαφορά μεταξύ του ιδανικού πίνακα συνδιασποράς και

της προσέγγισής του θα είναι μεγάλη, με αποτέλεσμα να υπάρχει σημαντική μείωση της απόδοσης του μορφοποιητή δέσμης [15].

Η παραπάνω φόρμουλα μπορεί να εφαρμοστεί και στην περίπτωση URA τοπολογιών με μικρό, μόνο, αριθμό στοιχείων (π.χ. 5×5 , 6×6), αλλά δεν είναι εύκολο να εφαρμοστεί για μεγάλο αριθμό στοιχείων (π.χ. 12×12 , 16×16). Ο βασικός λόγος που συμβαίνει αυτό σχετίζεται, πιθανότατα, με τον αριθμό των δειγματοληπτικών στιγμιότυπων T . Για μεγαλύτερο αριθμό κεραιών χρειάζεται και πολύ μεγαλύτερη τιμή για το T , πράγμα που καθιστά αυτή την αντιμετώπιση ασύμφορη. Αν, όμως, η τιμή του δεν είναι αυτή που πρέπει, τότε ο μορφοποιητής δέσμης ερμηνεύει το σήμα ενδιαφέροντος (που περιλαμβάνεται στο συνολικό λαμβανόμενο σήμα) ως παρεμβολή και προσπαθεί να τοποθετήσει ένα μηδενικό στην κατεύθυνσή του ⁴. Αυτό που μπορεί να γίνει, επομένως, για τις περιπτώσεις των URA συστοιχιών με μεγάλο πλήθος κεραιών N_r , είναι να υπολογιστεί ο πίνακας συνδιασποράς χρησιμοποιώντας μόνο δείγματα που αντιστοιχούν σε παρεμβολή και θόρυβο, και δεν περιέχουν το σήμα ενδιαφέροντος. Στα πλαίσια της συζήτησης που γίνεται εδώ, κάτι τέτοιο σημαίνει πως γίνεται ένα είδος υπόθεσης ότι είναι διαθέσιμα τέτοιου είδους δείγματα, παρόλο που κάτι τέτοιο δεν ανταποκρίνεται πλήρως στην πραγματικότητα.⁵

Προκλήσεις

Τα δύο σημαντικότερα προβλήματα του μορφοποιητή MVDR έχουν να κάνουν με την ευαισθησία που παρουσιάζει σε σφάλματα τόσο στις παραμέτρους της συστοιχίας κεραιών όσο και στις γωνίες άφιξης των σημάτων σε αυτή, ειδικά σε δυναμικά περιβάλλοντα ή σε μη ιδανικές συνθήκες [14]. Στην παρούσα εργασία εστιάζουμε κυρίως στην ίδια τη μέθοδο και την υλοποίησή της και όχι τόσο στα συγκεκριμένα προβλήματα, αλλά τα τελευταία σίγουρα θα κάνουν την εμφάνισή τους και θα μας απασχολήσουν σε επόμενο κεφάλαιο, κατά τη συζήτηση γύρω από σχετικά πειράματα.

2.6 Μορφοποιητής Δέσμης LCMV

Μια παραλλαγή του μορφοποιητή δέσμης MVDR, ή, ακριβέστερα, μια γενίκευση αυτού, αποτελεί ο μορφοποιητής LCMV. Πρόκειται για ένα ισχυρό εργαλείο που μπορεί να χρησι-

⁴Η παρατήρηση αυτή μπορεί να επιβεβαιωθεί άμεσα και μέσα από πειράματα.

⁵Προφανώς, αυτή η υπόθεση μπορεί να γίνει και για την ULA περίπτωση, και στο Κεφάλαιο 4 θα φανεί το πώς επηρεάζει την απόδοση του μορφοποιητή δέσμης.

μοποιηθεί σε εφαρμογές όπου απαιτούνται η καταπίεση παρεμβολών και θορύβου από μία ή περισσότερες κατευθύνσεις, αλλά, κυρίως, η ταυτόχρονη ενίσχυση σημάτων ενδιαφέροντος επίσης από πολλαπλές κατευθύνσεις.

Προφανώς, ο τρόπος λειτουργίας του δεν διαφέρει σημαντικά από τον αντίστοιχο του MVDR, παρά μόνο στο κομμάτι εκείνο που αφορά τον προσδιορισμό της επιθυμητής απόκρισης για πολλαπλές κατευθύνσεις. Έτσι, το διάνυσμα βαρών του μορφοποιητή δέσμης LCMV είναι το αποτέλεσμα της επίλυσης του προβλήματος:

$$\begin{aligned} w_{LCMV} = \arg_w \min(w^H R_{i+n} w), \\ \text{subject to } C^H w = f \end{aligned} \quad (2.10)$$

όπου C είναι ένας πίνακας μεγέθους $N_r \times L$ των αποκρίσεων της συστοιχίας κεραιών προς τις L συγκεκριμένες κατευθύνσεις (από τις οποίες καταφθάνουν τα σήματα ενδιαφέροντος), δηλαδή περιλαμβάνει τα κατευθυντικά διανύσματα των αντίστοιχων σημάτων ενδιαφέροντος, και f είναι ένα διάνυσμα μεγέθους $L \times 1$ που προσδιορίζει την επιθυμητή απόκριση σε κάθε μία από τις L κατευθύνσεις. Πιο συγκεκριμένα, ένα στοιχείο του διανύσματος f παίρνει την τιμή 0 όταν η απόκριση προς την κατεύθυνση που ορίζει το κατευθυντικό διάνυσμα στην αντίστοιχη γραμμή του C θα πρέπει να μηδενιστεί (δηλαδή όταν πρόκειται για κατευθυντικό διάνυσμα σήματος ενδιαφέροντος που απλά είναι επιθυμητός ο μηδενισμός του για μια συγκεκριμένη εφαρμογή) και την τιμή 1 όταν μια δέσμη θα πρέπει να δείχνει προς την κατεύθυνση που ορίζεται από την αντίστοιχη γραμμή του C (δηλαδή όταν πρόκειται για κατευθυντικό διάνυσμα σήματος ενδιαφέροντος του οποίου η εύρεση είναι επιθυμητή για μια συγκεκριμένη εφαρμογή) [10, 14].

Ο τύπος υπολογισμού του βέλτιστου διανύσματος βαρών του μορφοποιητή, που προκύπτει από την αναλυτική λύση της παραπάνω σχέσης 2.10, είναι ο εξής:

$$w_{LCMV} = R_{i+n}^{-1} C [C^H R_{i+n}^{-1} C]^{-1} f \quad (2.11)$$

Αυτά που ειπώθηκαν στην προηγούμενη Ενότητα 2.5 για τον ιδανικό πίνακα συνδιασποράς R_{i+n} ισχύουν και για τον Μορφοποιητή Δέσμης LCMV. Έτσι, και σε αυτή την περίπτωση, πρακτικά, χρησιμοποιείται η προσέγγισή του, ο R_x .

Προκλήσεις

Ένα πρόβλημα του μορφοποιητή αυτού είναι ότι ο συνολικός αριθμός των μηδενικών και των δέσμεων που είναι δυνατόν να σχηματιστούν ταυτόχρονα περιορίζεται από το μέ-

γεθος της συστοιχίας κεραιών (του αριθμού των στοιχειο-κεραιών) [14]. Επιπρόσθετα, είναι αναγκαία η δημιουργία ενός κατευθυντικού διανύσματος για κάθε ένα από τα σήματα ενδιαφέροντος και αυτά των παρεμβολών, πράγμα που δεν είναι πάντοτε άμεσα διαθέσιμο σε πρακτικές εφαρμογές. Όταν αντί αυτών χρησιμοποιούνται προσεγγίσεις, η απόδοση του μορφοποιητή δέσμης LCMV μπορεί να μειωθεί.

2.7 Μηχανική Μάθηση και Νευρωνικά Δίκτυα

Η μηχανική μάθηση είναι μια δομική περιοχή της τεχνητής νοημοσύνης, η οποία εστιάζει στην ανάπτυξη συστημάτων που έχουν τη δυνατότητα εκμάθησης από δεδομένα και λήψης προγνωστικών αποφάσεων/εξαγωγής προβλέψεων χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένα πάνω σε κάθε συγκεκριμένο σενάριο. Τέτοια συστήματα έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν μοτίβα στα δεδομένα εισόδου τους μέσω διαφόρων τεχνικών, να προσαρμόζονται σε κάθε νέα δεδομένα που λαμβάνουν, και να βελτιώνουν με αυτόν τον τρόπο την απόδοσή τους [16]. Έτσι, στον πυρήνα της μηχανικής μάθησης συναντά κανείς δεδομένα (σήματα εισόδου, παρατηρήσεις, χαρακτηριστικά), μοντέλα (συναρτήσεις ή αλγόριθμοι που μαθαίνουν από τα δεδομένα), τη διαδικασία της εκπαίδευσης (που περιλαμβάνει την προσαρμογή των παραμέτρων των μοντέλων με στόχο την ελαχιστοποίηση κάποιου σφάλματος) και τα συμπεράσματα (προβλέψεις πάνω σε νέα, άγνωστα δεδομένα) [17].

Στην ευρύτερη ομπρέλα της έννοιας της μηχανικής μάθησης εντάσσονται και τα νευρωνικά δίκτυα (NN), ο χώρος των οποίων τα τελευταία χρόνια γνωρίζει μια αξιοσημείωτη και συνεχώς αυξανόμενη άνθιση, που εντείνει όλο και περισσότερο την τάση προς την αξιοποίηση τους για την επίλυση ή βελτιστοποίηση της λύσης σε μια ποικιλία από προβλήματα, και, φυσικά, σε αυτό της μορφοποίησης δέσμης. Τα NN αποτελούν ένα είδος αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, ο οποίος “διδάσκει” σε υπολογιστικά συστήματα να επεξεργάζονται δεδομένα με τρόπο εμπνευσμένο από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Αποτελούνται από επίπεδα/στρώματα (layers) διασυνδεδεμένων κόμβων, ή αλλιώς τεχνητών νευρώνων, που επεξεργάζονται διάφορες πληροφορίες και εξάγουν ένα αποτέλεσμα με βάση ένα σύνολο από δεδομένα “εισόδου”, δηλαδή δεδομένα που εισάγονται στην είσοδό τους. Υπάρχουν συνολικά τρία είδη στρώματων, το στρώμα εισόδου, που περιλαμβάνει τα αρχικά δεδομένα με τα οποία τροφοδοτείται το νευρωνικό, τα κρυφά στρώματα (hidden layers), που είναι υπεύθυνα για όλους τους υπολογισμούς, και το στρώμα εξόδου, που παράγει το τελικό

αποτέλεσμα. Γενικά, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν, με κατάλληλη αξιοποίηση της δομής που περιγράφηκε ακριβώς προηγουμένως, σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και να μοντελοποιήσουν περίπλοκες σχέσεις μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου, βγάζοντας συμπεράσματα και ανακαλύπτοντας γενικεύσεις [18, 19].

Σε αυτή την κατεύθυνση, λοιπόν, ποικίλα νευρωνικά μοντέλα έχουν επιστρατευτεί για προβλήματα που αφορούν τον χώρο της μορφοποίησης δέσμης γενικά, αλλά και, ειδικά, εκείνο της εύρεσης των βέλτιστων βαρών για τη μεγιστοποίηση του κέρδους μιας συστοιχίας κεραιών προς μια συγκεκριμένη γωνία, που είναι και το βασικό θέμα αυτής της εργασίας. Ειδική μνεία σε σχετικές μελέτες αξιοποίησης νευρωνικών δικτύων για μορφοποίηση δέσμης γίνεται στην Ενότητα 2.8. Προς το παρόν, παρουσιάζεται αναλυτικότερα ένα συγκεκριμένο είδος νευρωνικού δικτύου, το FNN, το οποίο είναι και αυτό που χρησιμοποιείται και αξιολογείται, εν τέλει, στα πλαίσια της παρούσας εργασίας.

Νευρωνικά Δίκτυα Προσωτροφοδότησης

Τα νευρωνικά δίκτυα προσωτροφοδότησης (FNN) είναι ο απλούστερος τύπος νευρωνικού δικτύου, ικανός για την εκμάθηση και μη-γραμμικών μοτίβων και τη μοντελοποίηση σύνθετων σχέσεων. Σε αντίθεση με ό,τι συμβαίνει σε άλλα, πιο περίπλοκα νευρωνικά δίκτυα, τα δεδομένα σε ένα FNN “κινούνται” προς μια κατεύθυνση μέσω του δικτύου, από το στρώμα εισόδου, στα κρυφά στρώματα και τελικώς στο στρώμα εξόδου. Παρά τη σχετική απλότητά τους, τα FNN μπορούν να πετυχαίνουν αξιοσημείωτη απόδοση σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών.

Η αρχιτεκτονική ενός FNN συνίσταται, όπως και στα περισσότερα νευρωνικά, από το στρώμα εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και το στρώμα εξόδου. Οι κόμβοι σε κάθε στρώμα συνδέονται με όλους τους κόμβους του επόμενου στρώματος (πλήρως διασυνδεδεμένο NN), ενώ δεν υπάρχουν καθόλου συνδέσεις ανάδρασης στις εξόδους του δικτύου. Ένα βάρος (weight) είναι ένας πολλαπλασιαστής που καθορίζει την επίδραση της τιμής ενός συγκεκριμένου κόμβου στον υπολογισμό της τιμής ενός άλλου καθορισμένου, συνδεδεμένου με τον προηγούμενο, κόμβου του επόμενου στρώματος. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της διαφοράς (του σφάλματος) ανάμεσα στις προβλέψεις του FNN και τις πραγματικές τιμές, που θα έπρεπε να υπάρχουν στην έξοδο, προσαρμόζοντας σε κάθε βήμα της εκπαίδευσης αυτές τις τιμές βαρών ανάμεσα στους κόμβους διπλανών στρωμάτων. Σε αυτή τη διαδικασία, που ονομάζεται ανάστροφη αναδιάδοση

(backpropagation), το σφάλμα χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του πόσο πολύ θα πρέπει να αλλάξουν τα βάρη για να βελτιωθεί η απόδοση του μοντέλου, και ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης πραγματοποιεί αναλόγως αυτές τις κατάλληλες προσαρμογές. Επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία της ανάστροφης ανατροφοδότησης, το FNN γίνεται όλο και καλύτερο στην εξαγωγή προβλέψεων [20].

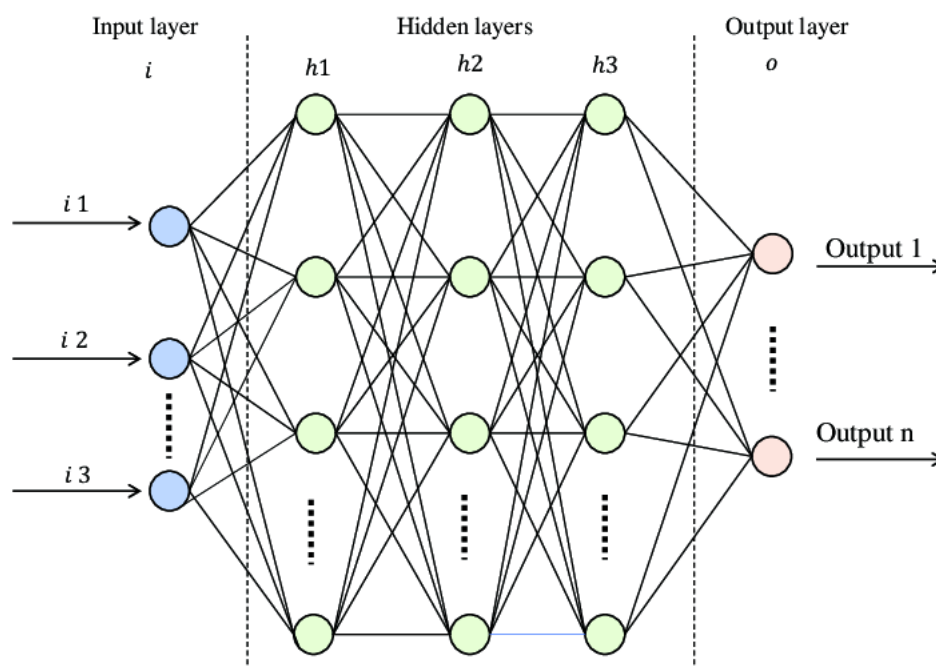
Ένα κρίσιμο κομμάτι στα FNN είναι και εκείνο της συνάρτησης ενεργοποίησης. Μια συνάρτηση ενεργοποίησης αποφασίζει αν ένας νευρώνας/κόμβος θα πρέπει να ενεργοποιηθεί ή όχι. Αυτό σημαίνει ότι θα πρέπει να αποφασίσει αν η είσοδος του κόμβου στο δίκτυο είναι σημαντική ή όχι στη διαδικασία της πρόβλεψης. Ενδιαφέρον παρουσιάζουν, κυρίως, οι μη-γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, οι οποίες επιτρέπουν στο νευρωνικό δίκτυο να μαθαίνει πιο σύνθετα και μη-γραμμικά μοτίβα και σχέσεις από τα δεδομένα - όπως αυτές που υπάρχουν ανάμεσα στα δομικά μέρη των μορφοποιητών δέσμης. Τέτοιου είδους συναρτήσεις εφαρμόζονται ως ένα πρόσθετο βήμα μετά από κάθε κρυφό στρώμα, όπου εισάγεται η “μη-γραμμικότητα” στο μοντέλο. Η επιλογή κατάλληλης συνάρτησης ενεργοποίησης έχει άμεσο αποτύπωμα στην απόδοση ενός νευρωνικού δικτύου και ως προς την ταχύτητα σύγκλισης, αλλά και ως προς την ικανότητα να διαχειρίζεται σύνθετα προβλήματα [21, 22].

Η υλοποίηση ενός τέτοιου απλού νευρωνικού θα παρουσιαστεί αργότερα στο Κεφάλαιο 3 και θα γίνει απόπειρα να αξιοποιηθεί στα πλαίσια της ανάπτυξης ενός μορφοποιητή δέσμης, με στόχο την πρόβλεψη του διανύσματος βαρών του τελευταίου ⁶. Η μορφή ενός τυπικού FNN φαίνεται στο Σχήμα 2.4.

2.8 Βιβλιογραφική ανασκόπηση της Μορφοποίησης Δέσμης με βάση τη Μηχανική Μάθηση και τα Νευρωνικά Δίκτυα

Η εισαγωγή μοντέλων νευρωνικών δικτύων στο γενικότερο τομέα της μορφοποίησης δέσμης δεν είναι, προφανώς, κάτι νέο στον κόσμο της επιστήμης των υπολογιστών. Τα τελευταία χρόνια, ειδικά, έχουν γίνει ορισμένες σημαντικές προσπάθειες για εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων που προσφέρουν στα πλαίσια της ανάπτυξης προσαρμοστικών μορ-

⁶Προφανώς, δεν θα πρέπει να συγχέεται το διάνυσμα βαρών ενός μορφοποιητή δέσμης με τα βάρη ενός νευρωνικού δικτύου.



Σχήμα 2.4: Τυπική μορφή ενός FNN πολλαπλών εισόδων και εξόδων.

φοποιητών δέσμης. Διευρυμένη είναι και η βιβλιογραφία πάνω στο συνδυασμό νευρωνικών δικτύων και μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR, κυρίως, και LCMV, δευτερευόντως, έστω και για λίγο διαφορετικούς σκοπούς σε σχέση με αυτούς που έχει αυτή η εργασία. Στο σημείο αυτό, γίνεται μια βιβλιογραφική ανασκόπηση ορισμένων πρόσφατων εφαρμογών νευρωνικών μοντέλων τόσο στον ευρύτερο κόσμο της μορφοποίησης δέσμης, όσο και σε εκείνον της προσαρμοστικής μορφοποίησης δέσμης, με στόχο να αναδειχθούν η ολιστικότερη συνεισφορά τους και οι αφορμές που οδήγησαν και στην εκπόνηση της μελέτης που γίνεται εδώ.

Απλά δίκτυα προσωτροφοδότησης (FNN) έχουν, λοιπόν, χρησιμοποιηθεί για εργασίες όπως η εκτίμηση της κατεύθυνσης άφιξης (DOA), αναδιατυπώνοντας το beamforming ως ένα πρόβλημα επιβλεπόμενης παλινδρόμησης. Για παράδειγμα, στο [23] παρουσιάζεται ότι ένα βαθύ FNN μπορεί να εκτιμήσει αποτελεσματικά τις κατευθύνσεις σημάτων πηγής από μεμονωμένα στιγμιότυπα που λαμβάνονται από μία συστοιχία κεραιών, μαθαίνοντας την αντιστοίχιση ανάμεσα στις μετρήσεις της συστοιχίας και τις γωνιακές θέσεις των σημάτων. Το προτεινόμενο μοντέλο πετυχαίνει μια υψηλή απόδοση ως προς την ευκρίνεια, χωρίς να απαιτεί πολλούς υπολογιστικούς πόρους. Στο [24] προτείνεται ένα FNN το οποίο χρησιμοποιεί τη μέθοδο βελτιστοποίησης Levenberg–Marquardt⁷ και επιτυγχάνει καλή απόδοση στον υπολο-

⁷Ο αλγόριθμος Levenberg–Marquardt είναι μια μέθοδος βελτιστοποίησης που βασίζεται στην παράγωγο

γισμό των βέλτιστων βαρών για μια ULA συστοιχία κεραιών ώστε να στραφεί το σχήμα της ακτινοβολίας προς την κατεύθυνση των επιθυμητών στόχων και να μηδενιστεί η απόκριση προς τις πηγές των παρεμβολών, υπό το κόστος μιας αρκετά αυξημένης κατανάλωσης μνήμης. Ένα ακόμα παράδειγμα χρήσης ενός εκπαιδευμένου FNN για σκοπούς μορφοποίησης δέσμης αναφέρεται στο [25], όπου αποδεικνύεται πως η εκτίμηση των βέλτιστων βαρών με τη βοήθεια αυτού, επίσης σε μια ULA συστοιχία, καταφέρνει βελτιωμένη απόδοση σε σχέση με τον ευρέως χρησιμοποιούμενο μορφοποιητή δέσμης που βασίζεται στον αλγόριθμο Μέσων Ελαχίστων Τετραγώνων (LMS).

Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN), γνωστά για την ικανότητά τους να αποδίδουν ικανοποιητικά τις χωρικές συσχετίσεις, επίσης έχουν βρει εφαρμογή στο χώρο της μορφοποίησης δέσμης. Στο [26] προτείνεται ένα πλαίσιο βασισμένο σε CNN δύο προ-εκπαιδευμένων σταδίων - με διαφορετικά σύνολα δεδομένων και ρυθμισμένα ως δύο ολοκληρωμένα νευρωνικά δίκτυα - για ανθεκτική προσαρμοστική μορφοποίηση δέσμης, όπου στο πρώτο στάδιο γίνεται εκτίμηση του χωρικού πίνακα συνδιασποράς από πεπερασμένες παρατηρήσεις, και στο δεύτερο στάδιο αντιστοιχίζεται η έξοδος του προηγούμενου σταδίου σε ένα προσαρμοστικό διάνυσμα βαρών. Αυτός ο τρόπος διάρθρωσης του CNN ήταν ιδιαίτερα αποτελεσματικός στη διαχείριση των σφαλμάτων κέρδους-φάσης, ακόμα και με περιορισμένη υποστήριξη από δείγματα εκπαίδευσης. Ένας διαφορετικός τρόπος αξιοποίησης ενός CNN στα πλαίσια της μορφοποίησης δέσμης παρουσιάζεται στο [27], όπου οι συγγραφείς περιγράφουν την ανάπτυξη ενός καινοτόμου τρόπου μορφοποίησης δέσμης σε συστοιχίες κεραιών, που χρησιμοποιεί ένα CNN το οποίο, δεδομένου ενός επιθυμητού radiation pattern, υπολογίζει τις φάσεις της συστοιχίας κεραιών που απαιτούνται για τη σύνθεση αυτού του radiation pattern. Η αξιολόγηση του μοντέλου δείχνει πως αυτό είναι ικανό να συνθέτει τις φάσεις ακόμα και από αρκετά σύνθετα σχήματα ακτινοβολίας με ικανοποιητική απόδοση.

Τέλος, πολύ σημαντική είναι και η παρουσία των νευρωνικών δικτύων συνάρτησης ακτινικής βάσης (RBFNN), τα οποία χρησιμοποιούν, όπως μαρτυρά και το όνομά τους, συναρτήσεις ακτινικής βάσης (Radial Basis Functions) ως συναρτήσεις ενεργοποίησης. Μια ενδιαφέρουσα εφαρμογή ενός τέτοιου νευρωνικού δικτύου αναδεικνύεται στο [28], όπου προσεγγίζεται το πρόβλημα της εύρεσης των κατάλληλων βαρών μονοδιάστατων και δισδιάστατων προσαρμοστικών κεραιών⁸. Για την ακρίβεια, για τον υπολογισμό των βέλτιστων βαρών χρη-

και χρησιμοποιείται για την επίλυση μη γραμμικών προβλημάτων ελαχιστοποίησης τετραγώνων.

⁸Οι προσαρμοστικές κεραίες είναι διαφορετικές από τις κεραίες σε φάση (phased) που χρησιμοποιούνται για αυτή την εργασία. Οι πρώτες προσαρμόζουν δυναμικά το μέτρο και τη φάση των σημάτων ώστε να βελτι-

σιμοποιείται ένα RBFNN τριών, μόνο, στρωμάτων και τα αποτελέσματά του είναι σε πλήρη συμφωνία με τα αποτελέσματα του πολύ αποδοτικού και ανθεκτικού μορφοποιητή δέσμης Wiener⁹.

στοποιήσουν την απόδοση σε ασταθή περιβάλλοντα και να μετριάσουν τις παρεμβολές.

⁹Ο Wiener είναι ένας μορφοποιητής δέσμης που συνδυάζει τον μορφοποιητή MVDR με το κέρδος Wiener, ώστε να βελτιώσει την ποιότητα του σήματος και να διατηρήσει τα χαρακτηριστικά του, μειώνοντας το θόρυβο και τις αντηχήσεις.

Κεφάλαιο 3

Πρακτική Ανάπτυξη Μορφοποιητών Δέσμης

Το παρόν κεφάλαιο περιέχει τις περιγραφές των υλοποιήσεων των συστοιχιών κεραιών, των διαφορετικών ειδών των κλασικών μορφοποιητών δέσμης, καθώς και εκείνες των διαφόρων σταδίων ανάπτυξης των μοντέλων νευρωνικών δικτύων, σε ένα πιο πρακτικό επίπεδο. Ουσιαστικά, εδώ γίνεται μια αναφορά σε πιο τεχνικές λεπτομέρειες της υλοποίησης όλων των προηγούμενων κομματιών, βασιζόμενοι, βέβαια, στα όσα καταγράφηκαν ως προς το θεωρητικό σκέλος αυτών, στο προηγούμενο Κεφάλαιο 2. Δεν γίνονται ιδιαίτερες αναφορές σε πραγματικό κώδικα που δημιουργήθηκε, αλλά δίνονται περισσότερο διαισθητικά τα βασικά μέρη των υλοποιήσεων.

3.1 Υλοποίηση Συστοιχίας Κεραιών

Η πρακτική υλοποίηση οποιουδήποτε είδους συστοιχίας κεραιών - τουλάχιστον στο πλαίσιο της αξιοποίησής τους για τη δημιουργία ενός μορφοποιητή δέσμης - περιλαμβάνει, στην ουσία, τον κατάλληλο προσδιορισμό του κατευθυντικού διανύσματος, που είναι, εξάλλου, και το μοναδικό κομμάτι της κατασκευής ενός μορφοποιητή δέσμης, το οποίο επηρεάζεται από τη μορφή της χρησιμοποιούμενης συστοιχίας. Φυσικά, αυτό είναι απόρροια του ότι το κατευθυντικό διάνυσμα είναι κατά βάση αντιπροσωπευτικό - υπό την έννοια ότι έχει καθορισμένη μορφή - για έναν συγκεκριμένο τύπο διάταξης κεραιών, όπως αναδείχθηκε και μέσα από την Ενότητα 2.4. Παρακάτω, λοιπόν, παρέχονται ορισμένες επιπλέον εξηγήσεις σχετικά με την πρακτική απεικόνιση των κατευθυντικών διανυσμάτων για τις διατάξεις ULA και

URA.

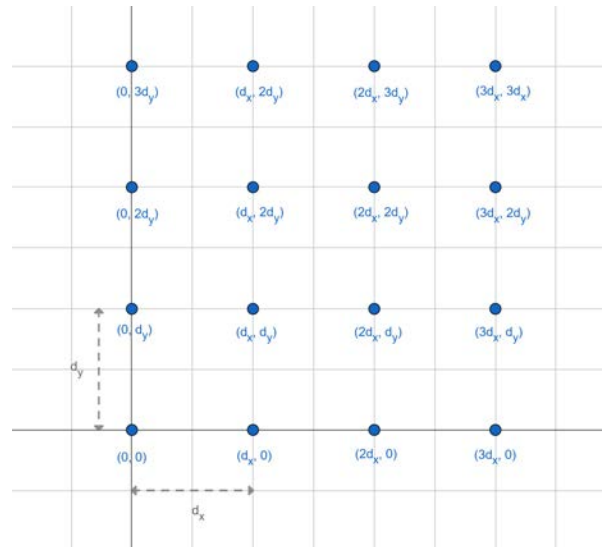
3.1.1 Περίπτωση ULA

Για την περίπτωση μιας ULA διάταξης κεραιών, η υλοποίηση του κατευθυντικού διανύσματος είναι πολύ απλή, και το μόνο που χρειάζεται είναι η αυτούσια κατασκευή του διανύσματος-στήλης, όπως ορίζεται από το θεωρητικό τύπο 2.3. Αυτό μπορεί να γίνει εύκολα πρακτικά σε οποιαδήποτε γλώσσα προγραμματισμού απλά με τη χρήση κατάλληλων μαθηματικών συναρτήσεων. Ένα σημείο που αξίζει μια ειδική αναφορά, έχει να κάνει με τις τιμές των παραμέτρων της απόστασης, d , μεταξύ των κεραιών και του μήκους κύματος, λ . Στην εφαρμοζόμενη μορφοποίηση δέσμης για διατάξεις ULA προτιμάται η απόσταση μεταξύ γειτονικών κεραιών της συστοιχίας να είναι περίπου η μισή σε σχέση με το μήκος κύματος με μονάδα μέτρησης το μέτρο. Συνήθως το μήκος κύματος σε τέτοιες περιπτώσεις τίθεται περίπου ίσο με τη μονάδα (δηλαδή η συχνότητα του φέροντος είναι περίπου ίση με την ταχύτητα του φωτός, $\lambda = \frac{c}{f_c}$), οπότε η απόσταση μεταξύ των κεραιών ορίζεται περίπου στο μισό μέτρο. Με αυτές τις τιμές δημιουργούνται τα κατευθυντικά διανύσματα που χρησιμοποιούνται στη συνέχεια στη σχεδίαση μορφοποιητών δέσμης για ULA διατάξεις.

3.1.2 Περίπτωση URA

Η υλοποίηση του κατευθυντικού διανύσματος στις URA διατάξεις κεραιών είναι ελαφρώς πιο σύνθετη συγκριτικά με ό,τι συμβαίνει στις ULA. Προφανώς, και σε αυτή την περίπτωση, τη βάση της υλοποίησης αποτελεί ο θεωρητικός τύπος 2.4, αλλά αυτή τη φορά θα ήταν βολικότερο να ληφθεί υπόψη και ο τύπος 2.2, που είναι ο γενικός τύπος για ένα κατευθυντικό διάνυσμα, ανεξαρτήτου τοπολογίας των κεραιών. Σε εκείνον τον τύπο το r περιείχε τις τοποθεσίες των κεραιών και το k ήταν το μοναδιαίο διάνυσμα του κύματος.

Συμφέρει να ακολουθηθεί παρόμοια λογική και εδώ. Πιο συγκεκριμένα, είναι αναγκαία η δημιουργία ενός πίνακα που θα περιέχει τις θέσεις των στοιχειοκεραίων στο επίπεδο, εκφρασμένες σε σχέση με τις επιθυμητές αποστάσεις μεταξύ τους ως προς τους δύο άξονες της διάταξης. Για την καλύτερη κατανόηση στο σχήμα 3.1 παρέχεται ένα παράδειγμα μιας URA διάταξης με τις θέσεις των κεραιών στο επίπεδο. Το πρώτο στοιχείο της συστοιχίας θεωρείται, πάντα, το $(0, 0)$ και οι θέσεις των υπόλοιπων κεραιών προκύπτουν προσθέτοντας κεραίες από τα αριστερά προς τα δεξιά ανά d_x διαστήματα και από κάτω προς τα πάνω ανά d_y διαστήματα.



Σχήμα 3.1: Παράδειγμα διάταξης κεραιών στο επίπεδο για μια URA 4×4 συστοιχία κεραιών.

Εξίσου αναγκαία, είναι και η δημιουργία ενός ακόμα πίνακα ο οποίος θα περιέχει το μοναδιαίο διάνυσμα, όπως αυτό ορίστηκε στην Υποενότητα 2.4.2. Το ζητούμενο κατευθυντικό διάνυσμα θα προκύπτει, εν τέλει, ύστερα από πολλαπλασιασμό αυτών των δύο πινάκων στον εκθέτη του εκθετικού, όπως συμβαίνει στον τύπο 2.2.

Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί πως δεν έχει ιδιαίτερη σημασία το επίπεδο πάνω στο οποίο επιλέγεται να τοποθετηθεί η URA συστοιχία κεραιών στο τριαξονικό σύστημα συντεταγμένων. Αυτό που έχει, όμως, σημασία είναι να χρησιμοποιείται το σωστό μοναδιαίο διάνυσμα, σύμφωνα με το πού βρίσκεται η διάταξη.

Τέλος, όσον αφορά τις αποστάσεις μεταξύ των κεραιών ως προς τις δύο κατευθύνσεις (στο σχήμα 3.1 συμβολίζονται συμβατικά ως d_x και d_y), συνηθίζεται να είναι ίσες, $d_x = d_y$, και αυτή είναι μια πρακτική που ακολουθείται και εδώ. Επίσης, όπως και στη ULA, αυτή η απόσταση τίθεται περίπου στο μισό του μήκους κύματος, δηλαδή περίπου στο μισό μέτρο.

3.2 Υλοποίηση Μορφοποιητή Δέσμης MVDR

Η υλοποίηση του κλασικού Μορφοποιητή Δέσμης MVDR έχει να κάνει, σε γενικές γραμμές, με την ορθή κατασκευή του διανύσματος των βαρών που αντιστοιχούν σε κάθε κεραία μιας συστοιχίας, όπως αυτό ορίζεται από τον τύπο 2.8 που αναλύθηκε στην Ενότητα 2.5.

Η εφαρμογή του τύπου αυτού στην πράξη δεν είναι κάτι περισσότερο από αυτό που έχει παρουσιαστεί θεωρητικά. Το σημείο που αξίζει, ίσως, μια αναφορά, έχει να κάνει περισσότερο με ένα δομικό κομμάτι του προηγούμενου τύπου, τον πίνακα συνδιασποράς, R_{i+n} , ή,

ακριβέστερα, του R_x που χρησιμοποιείται στην πράξη για την προσέγγισή του. Στα πλαίσια του υπολογισμού του πίνακα συνδιασποράς είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός της διασποράς/ισχύς του θορύβου με τη βοήθεια του SNR ($\sigma_w^2 = 10^{SNR(dB)/10}$)¹, αλλά και ο προσδιορισμός των σημάτων ενδιαφέροντος και παρεμβολής. Για την προσομοίωση των τελευταίων χρησιμοποιούνται μιγαδικά εκθετικά σήματα με διαφορετικές συχνότητες, με το καθένα από αυτά να αποτελείται από τον επιθυμητό αριθμό στιγμιότυπων δειγματοληψίας (το T του τύπου 2.9). Εξίσου απαραίτητος είναι και ο καθορισμός των κατευθυντικών διανυσμάτων προς την κατεύθυνση πρόσπτωσης του σήματος ενδιαφέροντος και του σήματος παρεμβολής, αντίστοιχα, σύμφωνα με ό,τι περιγράφηκε στην παραπάνω Ενότητα 3.1. Ο τύπος του λαμβανόμενου σήματος προκύπτει από το άθροισμα των γινομένων μεταξύ των πινάκων που περιέχουν τις τιμές των μιγαδικών εκθετικών σημάτων και των αντίστοιχων κατευθυντικών διανυσμάτων συν τον θόρυβο (το άθροισμα αυτό είναι ένας πίνακας μεγέθους $N_r \times T$). Από εκεί και πέρα, ο R_x προκύπτει απλά βρίσκοντας τον πίνακα συνδιασποράς του προσομοιωμένου λαμβανόμενου σήματος, δηλαδή του συγκεκριμένου αθροίσματος.

Στο Κεφάλαιο 4 των αποτελεσμάτων, παρουσιάζονται τα beampatterns ορισμένων προσομοιώσεων του υλοποιημένου κλασικού MVDR για διαφορετικό αριθμό κεραιών σε ULA και URA διατάξεις. Σε όλες τις προσομοιώσεις που διεξάγονται για αυτόν τον μορφοποιητή δέσμης γίνεται η υπόθεση πως στο περιβάλλον εφαρμογής του υπάρχει μόνο ένα σήμα παρεμβολής και ο θόρυβος, και, προφανώς, ένα σήμα ενδιαφέροντος (από μια κατεύθυνση) για εντοπισμό.

3.3 Υλοποίηση Μορφοποιητή Δέσμης LCMV

Όπως και στην υλοποίηση του μορφοποιητή δέσμης MVDR, έτσι και στην υλοποίηση του κλασικού Μορφοποιητή Δέσμης LCMV, όλη η ουσία βρίσκεται στη σωστή δημιουργία του διανύσματος των βαρών με βάση, πάντα, τον θεωρητικό τύπο 2.11 της Ενότητας 2.6.

Η εφαρμογή του θεωρητικού τύπου σε Python είναι, γενικά, απλή, χωρίς κάποια σημαντική ιδιαιτερότητα. Δύο κομμάτια του θεωρητικού τύπου που θα πρέπει, ίσως, να επισημανθούν έχουν να κάνουν με τον πίνακα C και το διάνυσμα f . Ο πρώτος προκύπτει μέσω της συνένωσης των κατευθυντικών διανυσμάτων προς τις κατευθύνσεις των πιθανών σημά-

¹Η τιμή του SNR συνήθως, αλλά και εδώ, δίνεται σε $dB(Decibel)$, οπότε για να χρησιμοποιηθεί στον υπολογισμό της διασποράς είναι αναγκαία η σχετική μετατροπή.

των ενδιαφέροντος, όπως αυτά υπολογίζονται με βάση, και πάλι, τα όσα συζητήθηκαν στην Ενότητα 3.1. Το διάνυσμα f δημιουργείται, απλώς, ως ένα διάνυσμα-στήλης με 1 ή 0, ανάλογα με την επιθυμητή συμπεριφορά του μορφοποιητή δέσμης προς τις κατευθύνσεις των αντίστοιχων κατευθυντικών διανυσμάτων του πίνακα C . Τέλος, όσον αφορά την υλοποίηση του πίνακα συνδιασποράς, οι παρατηρήσεις που μπορούν να γίνουν είναι πανομοιότυπες με εκείνες που διατυπώθηκαν στην Ενότητα 3.2, για την περίπτωση του κλασικού MVDR.

Επίσης στο Κεφάλαιο 4 φαίνονται τα beampatterns κάποιων προσομοιώσεων του υλοποιημένου κλασικού LCMV για διαφορετικό αριθμό κεραιών σε ULA και URA συστοιχίες. Σε όλο το σύνολο των προσομοιώσεων για αυτού του είδους τον μορφοποιητή δέσμης γίνεται η υπόθεση πως στο περιβάλλον εφαρμογής του υπάρχουν τέσσερα σήματα παρεμβολής και ο θόρυβος, ενώ υπάρχουν και δύο σήματα ενδιαφέροντος (από δύο διαφορετικές κατευθύνσεις) για εντοπισμό.

3.4 Υλοποίηση FNN με βάση τον MVDR

Η υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του διανύσματος βαρών που αντιστοιχούν στις κεραίες με βάση τη μέθοδο MVDR - με σκοπό την πραγματοποίηση μορφοποίησης δέσμης για τον εντοπισμό σημάτων ενδιαφέροντος - αποτελεί έναν από τους κεντρικούς άξονες αυτής της μελέτης. Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται τα δομικά στοιχεία του μοντέλου εκείνου που χρησιμοποιήθηκε και δοκιμάστηκε μέσα από προσομοιώσεις για να διαπιστωθεί το κατά πόσο και με τί τρόπο μπορεί να αξιοποιηθεί ένα νευρωνικό δίκτυο για μορφοποίηση δέσμης με βάση το MVDR. Δίνονται, ακόμη, ορισμένες λεπτομέρειες σχετικά με τα στάδια της εκπαίδευσης και του ελέγχου, στα πλαίσια ανάπτυξης του προηγούμενου μοντέλου.

3.4.1 Μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου

Στην Ενότητα 2.7 δόθηκε μια πρώτη εικόνα για τον τύπο νευρωνικού δικτύου που αναπτύσσεται εδώ. Πρόκειται για ένα απλό, πλήρως διασυνδεδεμένο δίκτυο FNN, το οποίο στην είσοδό του λαμβάνει τον πίνακα συνδιασποράς (R_{i+n}) και στην έξοδό του παράγει ένα διάνυσμα βαρών, που περιέχει τα κατάλληλα βάρη για κάθε κεραία, με βάση τα όσα έχει μάθει το μοντέλο από την εκπαίδευσή του.

Προς το παρόν, η προσοχή στρέφεται στην διάρθρωση του νευρωνικού μοντέλου. Το

υλοποιημένο FNN αποτελείται, λοιπόν, από τρία στρώματα/επίπεδα (δύο κρυφά στρώματα και το στρώμα εξόδου). Το πρώτο κρυφό στρώμα αποτελείται από 256 κόμβους, το δεύτερο από 128 και το στρώμα της εξόδου από $2N_r$ κόμβους, όπου N_r είναι το πλήθος των κεραίων, διαμορφώνοντας ένα FNN $256 - 128 - 2N_r$. Το δε στρώμα εισόδου, δηλαδή τα εισαγόμενα δεδομένα στο νευρωνικό δίκτυο, έχει συνολικά $N_r(N_r + 1)$ κόμβους. Το πώς προκύπτει ο αριθμός των κόμβων για το στρώμα εισόδου και εξόδου αναλύεται παρακάτω στο στάδιο της εκπαίδευσης, στην Ενότητα 3.4.2.

Μια άλλη σημαντική πτυχή της υλοποίησης του FNN αφορά τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται εδώ είναι η ReLU (μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης), η οποία, μάλιστα, εφαρμόζεται μετά από κάθε κρυφό στρώμα του δικτύου (δηλαδή μεταξύ πρώτου και δεύτερου, και δεύτερου και τρίτου στρώματος). Θα μπορούσαν πιθανότατα να χρησιμοποιηθούν και άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης, αλλά επιλέγεται αυτή, επειδή είναι λιγότερο ακριβή υπολογιστικά, σε σχέση με άλλες, ενεργοποιώντας κάθε φορά μόνο μερικούς από τους νευρώνες/κόμβους, ώστε το δίκτυο να γίνεται αραιό, και κατ' επέκταση αποδοτικό και εύκολο για τον υπολογισμό των εξόδων του. Η παρουσία της ReLU βοηθάει το νευρωνικό δίκτυο να μαθαίνει μη-γραμμικές αντιστοιχίσεις από τον πίνακα συνδιασποράς της εισόδου στα βέλτιστα βάρη της μορφοποίησης δέσμης, κάνοντάς το μοντέλο ικανό και ανθεκτικό στις προβλέψεις του.

3.4.2 Δημιουργία Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου

Πριν την υλοποίηση των σταδίων εκπαίδευσης και ελέγχου του FNN, είναι απαραίτητο να δημιουργηθούν τα δεδομένα με βάση τα οποία θα γίνει η εκπαίδευση και κατόπιν ο έλεγχος της απόδοσης του μοντέλου. Και για τα δύο στάδια παράγονται τόσο τα δεδομένα με τα οποία τροφοδοτείται το νευρωνικό δίκτυο, όσο και εκείνα των ιδανικών εξόδων του δικτύου (Επιβλεπόμενη Μάθηση). Όπως έχει ειπωθεί επανειλημμένως έως τώρα, τα δεδομένα εισόδου περιλαμβάνουν τις τιμές του πίνακα συνδιασποράς, ενώ τα δεδομένα ιδανικής εξόδου τις τιμές των ιδανικών βαρών από τον κλασικό MVDR μορφοποιητή δέσμης.

Το πρώτο πράγμα που θα πρέπει να γίνει σαφές έχει να κάνει με την μορφή που θα πρέπει να λάβει ο πίνακας συνδιασποράς R_{i+n} για να τροφοδοτηθεί στην είσοδο του μοντέλου. Είναι γνωστό πως ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να έχει πολλαπλές εισόδους, και, αντίστοιχα, πολλαπλές εξόδους. Είναι, όμως, προφανές ότι ο δισδιάστατος πίνακας συνδιασποράς δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί με τη μορφή που έχει στην είσοδο, και γι' αυτό μετατρέπεται σε

μονοδιάστατο πίνακα, δηλαδή σε ένα διάνυσμα, διατηρώντας, παρόλ' αυτά, όλη την πληροφορία του. Ένα δεύτερο κομμάτι που απαιτεί αποσαφήνιση, σχετίζεται με τις ίδιες τις τιμές του πίνακα συνδιασποράς, οι οποίες είναι μιγαδικές. Το FNN δεν επαρκεί για τη διαχείριση μιγαδικών τιμών, λειτουργεί μόνο με πραγματικές τιμές. Αυτό σημαίνει ότι απαιτείται τα πραγματικά και φανταστικά μέρη των τιμών του μονοδιάστατου πίνακα συνδιασποράς να περαστούν ξεχωριστά στο δίκτυο. Κάτι τέτοιο, πρακτικά, υλοποιείται κατασκευάζοντας και εισάγοντας στην είσοδο ένα ενιαίο διάνυσμα για τον πίνακα συνδιασποράς, που περιέχει και τα πραγματικά και τα φανταστικά μέρη του. Τέλος, υπάρχει και μια βελτιστοποίηση που γίνεται αναφορικά με τον πίνακα συνδιασποράς που χρησιμοποιείται ως στρώμα εισόδου, αξιοποιώντας την ιδιότητα της συμμετρίας του. Το άνω και κάτω τριγωνικό μέρος ενός συμμετρικού πίνακα ταυτίζονται, πράγμα που σημαίνει πως είναι εφικτό να χρησιμοποιηθεί ένα μόνο από αυτά, χωρίς να υπάρχει καμία απώλεια ως προς την πληροφορία που μεταβιβάζεται στην είσοδο του μοντέλου, μειώνοντας, παράλληλα, σημαντικά το μέγεθος της απαιτούμενης εισόδου. Αν για παράδειγμα υπάρχουν N_r κεραίες σε μια συστοιχία, τότε, χωρίς την προηγούμενη βελτιστοποίηση, το μέγεθος του συνολικού διανύσματος εισόδου είναι $2N_r^2$ (πίνακας συνδιασποράς έχει μέγεθος $N_r \times N_r$, και υπάρχει φανταστικό και πραγματικό μέρος), ενώ με την βελτιστοποίηση είναι $2 \frac{N_r(N_r+1)}{2} = N_r(N_r + 1)$ (ο αριθμός των στοιχείων ενός τριγωνικού μέρους συμπεριλαμβανομένης της κύριας διαγωνίου είναι $\frac{N_r(N_r+1)}{2}$).

Για τα δεδομένα της ιδανικής εξόδου του μοντέλου, θα πρέπει να παραχθεί το αντίστοιχο διάνυσμα βαρών που προκύπτει από την πρακτική υλοποίηση MVDR μορφοποίηση δέσμης, με τον τρόπο που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 3.2. Παρόμοιες με την περίπτωση του πίνακα συνδιασποράς είναι και οι μετατροπές που γίνονται για αυτό το διάνυσμα των ιδανικών MVDR βαρών των κεραιών, προκειμένου να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στο στάδιο της εκπαίδευσης. Οι τιμές των βαρών είναι επίσης μιγαδικές, οπότε πρέπει να χωριστούν σε πραγματικές και φανταστικές και να αποθηκευτούν σε ένα νέο διάνυσμα μη-μιγαδικών τιμών, τοποθετώντας όλες τις πραγματικές στην αρχή και όλες τις φανταστικές στο τέλος (ως πραγματικές). Εφόσον το διάνυσμα-στήλη των MVDR βαρών έχει μέγεθος $N_r \times 1$, τότε το νέο διάνυσμα θα έχει μέγεθος $2N_r \times 1$. Προφανώς, εφόσον η εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται με βάση το προηγούμενο διάνυσμα (ως ιδανική έξοδο του μοντέλου), τότε και η πραγματική έξοδος του FNN θα ακολουθεί την ίδια φιλοσοφία, δηλαδή θα είναι ένα διάνυσμα μεγέθους $2N_r \times 1$, με τα πρώτα N_r στοιχεία να αναφέρονται στις πραγματικές και τα υπόλοιπα στις φανταστικές τιμές των υπολογισμένων βαρών. Φυσικά, η συγκεκριμένη μορφή της εξόδου

του FNN υπαγορεύει την ανάγκη της κατάλληλης μεταχείρισής της, προκειμένου να προκύψει το μιγαδικό διάνυσμα των βαρών που θα αξιοποιηθεί κατά την αξιολόγηση του μοντέλου.

Μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία, λοιπόν, σχηματίζονται κάθε φορά ο πίνακας συνδιασποράς εισόδου και το αντίστοιχο διάνυσμα βαρών ιδανικής εξόδου στην ορθή μορφή, και αποθηκεύονται, αντίστοιχα, σε δύο ευρύτερα σύνολα δεδομένων, X και Y , ένα μέρος εκ των οποίων χρησιμοποιείται στη διαδικασία της εκπαίδευσης και το υπόλοιπο στη διαδικασία του ελέγχου της λειτουργίας του ανεπτυγμένου FNN. Σε κάθε επανάληψη ο πίνακας συνδιασποράς και το αντίστοιχο διάνυσμα ιδανικών βαρών κατασκευάζονται με βάση την πραγματική κατεύθυνση του σήματος παρεμβολής και επιλέγοντας μια τυχαία κατεύθυνση από ένα καθορισμένο εύρος ως κατεύθυνση άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος. Το καθορισμένο αυτό εύρος εκτείνεται γύρω από την/ις γωνία/ες (είτε συμμετρικά είτε όχι) της πραγματικής κατεύθυνσης άφιξης του σήματος, στα πλαίσια μιας προσομοίωσης. Όπως θα φανεί και στη συζήτηση πάνω στα αποτελέσματα των προσομοιώσεων στο Κεφάλαιο 4, το πόσο μεγάλο θα είναι αυτό το εύρος είναι ένα κρίσιμο ζήτημα που επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από το συνολικό αριθμό των κεραιών της συστοιχίας.

3.4.3 Στάδιο Εκπαίδευσης

Το στάδιο της εκπαίδευσης του νευρωνικού μοντέλου περιλαμβάνει την προσαρμογή των βαρών των νευρώνων με στόχο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος ανάμεσα στην πραγματική έξοδο του και την επιθυμητή, ιδανική έξοδο. Βασικά δομικά στοιχεία της υλοποίησης της διαδικασίας εκπαίδευσης σε Python αποτελούν ο καθορισμός του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης και η επιλογή του κατάλληλου κριτηρίου απωλειών, του βελτιστοποιητή, καθώς και του αριθμού των ολοκληρωμένων περασμάτων ολόκληρου του συνόλου εκπαίδευσης (epochs).

Το σύνολο εκπαίδευσης συναποτελείται από μέρος των πινάκων X και Y που σχηματίζονται κατά τη φάση της δημιουργίας των δεδομένων, και συγκεκριμένα, ως σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται το 80% του X με το αντίστοιχο 80% του Y .

Από την άλλη, ως συνάρτηση απωλειών στα πλαίσια της εκπαίδευσης, στην παράγωγο της οποίας βασίζεται η προσαρμογή των βαρών του μοντέλου, ορίζεται η συνάρτηση απωλειών Huber, που αποτελεί ένα ανθεκτικό κριτήριο απωλειών σε προβλήματα πρόβλεψης. Ως βελτιστοποιητής ορίζεται ο Adam, ένας δημοφιλής αλγόριθμος στη βαθιά μάθηση, ο οποίος προσαρμόζει τον ρυθμό μάθησης για κάθε παράμετρο ξεχωριστά κατά τη διάρκεια της δια-

δικασίας εκπαίδευσης. Αυτός ο ρυθμός μάθησης είναι η πιο σημαντική υπερπαράμετρος του βελτιστοποιητή Adam, καθώς καθορίζει το μέγεθος των βημάτων του βελτιστοποιητή κατά την “πτώση” προς τα κάτω της παραγώγου του σφάλματος. Εδώ αυτός ορίζεται στο 0.001, τιμή που προέκυψε κατόπιν πειραματισμών.² Τέλος, σχετικά με το πλήθος των epochs, αυτό τίθεται ίσο με 30, που σημαίνει ότι το υλοποιημένο FNN θα “δει” ολόκληρο το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης 30 φορές.

3.4.4 Στάδιο Ελέγχου

Το στάδιο του ελέγχου του εκπαιδευμένου, πλέον, νευρωνικού μοντέλου αφορά, όπως μαρτυρά και η ονομασία του, την αξιολόγησή του σε δεδομένα εισόδου που δεν έχει συναντήσει προηγουμένως στο στάδιο της εκπαίδευσης. Σε προγραμματιστικό επίπεδο η υλοποίηση αυτού του σταδίου έχει να κάνει μόνο με επαναληπτικές κλήσεις του αναπτυγμένου και εκπαιδευμένου FNN τόσες φορές όσος είναι και ο αριθμός των δειγμάτων στο σύνολο ελέγχου και στη συνέχεια σύγκριση του σφάλματος της επιστρεφόμενης εξόδου του μοντέλου σε σχέση με την ιδανική έξοδο που θα έπρεπε να παράγεται για τα εκάστοτε δεδομένα εισόδου. Η μορφή των δεδομένων εισόδου και ιδανικής εξόδου θα πρέπει να είναι εφάμιλλη με την μορφή που παίρνουν τα δεδομένα και στο στάδιο της εκπαίδευσης και παρουσιάστηκε στη 3.4.3. Ένα σημείο που χρήζει αναφοράς είναι το σύνολο των δεδομένων ελέγχου, το οποίο συναποτελείται, σε πλήρη συμφωνία με ό,τι περιγράφηκε για το σύνολο εκπαίδευσης, από μέρος των συνόλων X και Y , αλλά αυτή τη φορά χρησιμοποιώντας τα εναπομείναντα 20% αυτών.

3.5 Υλοποίηση FNN με βάση τον LCMV

Εντελώς ανάλογα με το FNN με βάση τον MVDR μορφοποιητή δέσμης υλοποιείται και το FNN με βάση τον LCMV. Και σε αυτή την περίπτωση το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργείται έχει την ίδια μορφή με προηγουμένως (τρία στρώματα, $256 - 128 - 2N_r$), τα στάδια εκπαίδευσης και ελέγχου παραμένουν ακριβώς τα ίδια, και το μόνο στοιχείο που περιέχει την αναμενόμενη διαφοροποίηση είναι η δημιουργία των συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης

²Υψηλός ρυθμός θα μπορούσε να οδηγήσει σε απώλεια του ελαχίστου της παραγώγου του σφάλματος, ενώ πολύ μικρός ρυθμός θα μπορούσε να οδηγήσει σε πολύ αργή σύγκλιση ή ακόμα και σύγκλιση σε τοπικό ελάχιστο [29].

και ελέγχου. Για την ακρίβεια, ο πίνακας συνδιασποράς που περιέχει τις τιμές εισόδου του μοντέλου και το διάνυσμα των ιδανικών βαρών, πλέον υπολογίζεται με βάση τον μορφοποιητή δέσμης LCMV και τις παρατηρήσεις της Ενότητας 3.3, ακολουθώντας ακριβώς την ίδια λογική που περιγράφηκε και για την περίπτωση του μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR. Ακόμη, είναι σημαντικό να αναφερθεί πως για αυτή την περίπτωση πρέπει τα καθορισμένα εύρη γωνιών, απ' όπου επιλέγονται οι κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος, ιδανικά, να μη περιέχουν πολλές από τις κατευθύνσεις των παρεμβολών, διαφορετικά δεν θα δημιουργείται ένα στιβαρό FNN και αυτό θα αντικατροπτίζεται και στα αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 4

Αποτελέσματα Προσομοιώσεων

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων των αναπτυγμένων FNN μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR και LCMV, ώστε να διαπιστωθεί το κατά πόσο προσεγγίζουν την ιδανική συμπεριφορά των κλασικών MVDR και LCMV μορφοποιητών δέσμης. Οι προσομοιώσεις που έγιναν αποσκοπούν στην αξιολόγηση της απόδοσης αυτών των νευρωνικών μοντέλων όταν εφαρμόζονται σε διατάξεις κεραιών ULA και URA με ποικίλους αριθμούς στοιχειοκεραιών σε αυτές, αλλά και στην εξακρίβωση των ορίων στα εύρη γωνιών για τις κατευθύνσεις των σημάτων ενδιαφέροντος με τα οποία γίνεται η εκπαίδευση των μοντέλων και για τα οποία τα μοντέλα λειτουργούν ικανοποιητικά.

Για την ανάδειξη της απόδοσης κάθε υλοποιημένου μοντέλου, παράγονται και αναλύονται σχήματα δέσμης (beam patterns), παρέχοντας με αυτό τον τρόπο τόσο οπτική όσο και ποσοτική αποτίμηση της κατευθυντικής απόκρισης της εκάστοτε συστοιχίας κεραιών. Αυτά τα beam patterns εξυπηρετούν ως μια εξαιρετικά σημαντική μετρική της εκτίμησης της ακρίβειας με την οποία τα FNN μαθαίνουν να υπολογίζουν τα διανύσματα βέλτιστων βαρών που απαιτούνται για αποδοτική καταστολή των παρεμβολών και ορθό προσανατολισμό της κύριας δέσμης.

4.1 Αποτελέσματα προσομοιώσεων για FNN τύπου MVDR

Αρχικά, παρατίθενται τα αποτελέσματα των FNN που έχουν εκπαιδευτεί με βάση την MVDR μορφοποίηση δέσμης για ULA και URA συστοιχίες κεραιών διαφορετικών μεγεθών. Σε όλες τις προσομοιώσεις των οποίων τα αποτελέσματα εμφανίζονται πιο κάτω, ισχύει η υπόθεση, όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 3.2 για τον κλασικό MVDR μορφοποιητή

δέσμης, ότι στο περιβάλλον εφαρμογής των FNN υπάρχουν μόνο ένα σήμα παρεμβολής και ο θόρυβος, αλλά και ένα σήμα ενδιαφέροντος (από μία, δηλαδή, κατεύθυνση). Η ισχύς του θορύβου για όλες τις προσομοιώσεις τέθηκε ίση με τη μονάδα. Για την παραγωγή των συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης για όλα τα FNN (για διαφορετικά μεγέθη κεραιών και για τα δύο είδη διατάξεων), χρησιμοποιήθηκαν $N = 10000$ στιγμιότυπα δειγματοληψίας ανά κεραία για κάθε δείγμα της εκπαίδευσης, και συνολικά $N_{train} = 5000$ δείγματα εκπαίδευσης και πλήθος *epochs* ίσο με 30.

4.1.1 Προσομοιώσεις με ULA

Για την περίπτωση της εφαρμογής της μορφοποίησης δέσμης σε ULA συστοιχίες κεραιών, ως κατεύθυνση άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος τέθηκε η αζιμουθιακή γωνία $\theta_{SOI} = 15^\circ$ και ως κατεύθυνση άφιξης του σήματος παρεμβολής τέθηκε η αζιμουθιακή γωνία $\theta_{int} = -60^\circ$. Η τιμή του μήκους κύματος ήταν ίση με ένα μέτρο, και, αντίστοιχα, η τιμή της (οριζόντιας) απόστασης, d , μεταξύ των στοιχειοκεραιών ήταν ίση με μισό μέτρο.

Στα Σχήματα 4.1, 4.2 παρουσιάζονται οι συγκρίσεις των beampatterns που προέκυψαν από τον κλασικό MVDR μορφοποιητή δέσμης και τον FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR, αντίστοιχα, για μεγέθη κεραιών ίσα με $N_r = 16$ και $N_r = 32$. Για την πρώτη περίπτωση FNN μοντέλου (πρώτη γραμμή στο σχετικό Σχήμα) για μέγεθος $N_r = 16$, τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους δημιουργήθηκαν από τυχαία σήματα ενδιαφέροντος, των οποίων η κατεύθυνση άφιξης προερχόταν από τυχαία επιλογή από ένα εύρος αζιμουθιακών γωνιών μήκους 180° , στις γωνίες $[-90^\circ, 90^\circ]$, και για μέγεθος $N_r = 32$ (πάλι πρώτη γραμμή στο αντίστοιχο Σχήμα) η τυχαία επιλογή των γωνιών έγινε από εύρος γωνιών μήκους 70° , γύρω από τη γωνία θ_{SOI} του σήματος ενδιαφέροντος.¹ Ο πίνακας συνδιασποράς σε αυτές τις περιπτώσεις, για κάθε δείγμα της εκπαίδευσης, εκτιμήθηκε συμπεριλαμβανομένου του σήματος ενδιαφέροντος μαζί με την παρεμβολή και το θόρυβο (όπως εξηγήθηκε στην Ενότητα 2.5). Επιπλέον, στα ίδια Σχήματα παρουσιάζονται (δεύτερη γραμμή στις παρακάτω γραφικές παραστάσεις) και τα beampatterns για $N_r = 16$ και $N_r = 32$ των κλασικών MVDR και των FNN μορφοποιητών, των οποίων η εκπαίδευση γίνεται με χρήση μόνο της παρεμβολής και του θορύβου στον υπολογισμό του πίνακα συνδιασποράς (χωρίς το σήμα ενδιαφέροντος, δηλαδή), ενώ η κατεύθυνση άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος προέρχεται από τυχαία επιλογή από ένα εύρος αζιμουθιακών γωνιών μήκους

¹Για το πώς προκύπτουν τα αναφερόμενα μήκη των ευρών γωνιών για κάθε περίπτωση βλ. Παράρτημα Β.

10° και 5° , αντίστοιχα, γύρω από τη γωνία θ_{SOI} του σήματος ενδιαφέροντος.

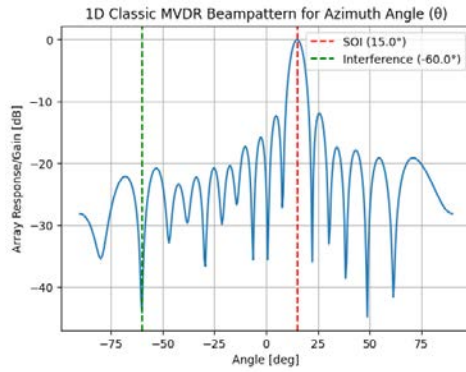
4.1.2 Προσομοιώσεις με URA

Για την περίπτωση της εφαρμογής της μορφοποίησης δέσμης σε URA συστοιχίες κεραίων, για την κατεύθυνση άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος ως αζιμουθιακή γωνία τέθηκε η $\theta_{SOI} = 60^\circ$ και ως γωνία ανύψωσης η $\phi_{SOI} = 30^\circ$. Από την άλλη, για την κατεύθυνση άφιξης του σήματος παρεμβολής ως αζιμουθιακή γωνία τέθηκε η $\theta_{int} = -30^\circ$ και ως γωνία ανύψωσης η $\phi_{int} = -60^\circ$. Η τιμή του μήκους κύματος ήταν και εδώ ίση με ένα μέτρο, ενώ οι τιμές των οριζόντιων και κατακόρυφων αποστάσεων, d_x και d_y , μεταξύ των στοιχειοκεραιών στις δύο διαστάσεις ήταν ίσες μεταξύ τους και ίσες με μισό μέτρο.

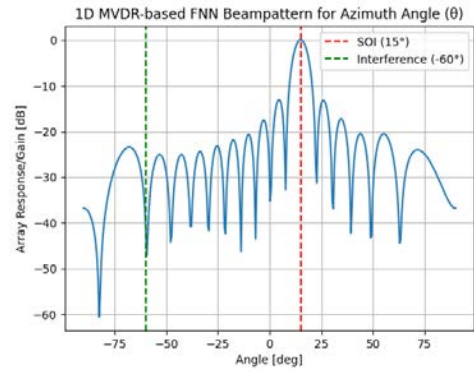
Στα Σχήματα 4.3, 4.4 παρουσιάζονται οι συγκρίσεις των διδιάστατων beampatterns που προέκυψαν από τον κλασικό MVDR μορφοποιητή δέσμης και τον FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR, αντίστοιχα, για κεραίες μεγέθους 12×12 ($N_r = 144$) και 16×16 ($N_r = 256$). Και για τις δύο περιπτώσεις των FNN μοντέλων, τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους δημιουργήθηκαν από τυχαίο σήμα ενδιαφέροντος, των οποίων η κατεύθυνση άφιξης προερχόταν από τυχαία επιλογή από ένα εύρος αζιμουθιακών γωνιών μήκους 10° , γύρω από τη γωνία θ_{SOI} , και από ένα εύρος γωνιών ανύψωσης μήκους, και πάλι, 10° , γύρω από τη γωνία ϕ_{SOI} , του σήματος ενδιαφέροντος.

4.2 Αποτελέσματα προσομοιώσεων για FNN τύπου LCMV

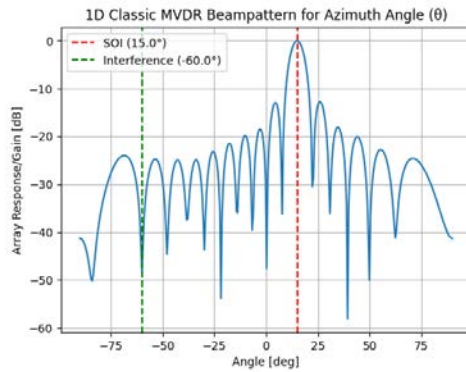
Εδώ, προβάλλονται τα αποτελέσματα των FNN που έχουν εκπαιδευτεί με βάση τον LCMV μορφοποιητή δέσμης για ULA και URA τοπολογίες κεραίων διαφορετικών μεγεθών. Τα παρακάτω αποτελέσματα έχουν προκύψει από προσομοιώσεις στις οποίες ίσχυε η υπόθεση, όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 3.3 για τον κλασικό LCMV μορφοποιητή δέσμης, ότι στο περιβάλλον εφαρμογής των FNN υπάρχουν τέσσερα σήματα παρεμβολής και ο θόρυβος, και, φυσικά, δύο σήματα ενδιαφέροντος (από δύο διαφορετικές, δηλαδή, κατευθύνσεις). Η διασπορά του θορύβου και σε αυτές τις προσομοιώσεις τέθηκε ίση με τη μονάδα. Επίσης, για την παραγωγή των συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης για όλα τα FNN (για διαφορετικά μεγέθη κεραίων και για τα δύο είδη διατάξεων), χρησιμοποιήθηκαν $N = 10000$ στιγμιότυπα δειγματοληψίας ανά κεραία για κάθε δείγμα της φάσης της εκπαίδευσης, και συνολικά $N_{train} = 5000$ δείγματα εκπαίδευσης και πλήθος *epochs* ίσο με 30.



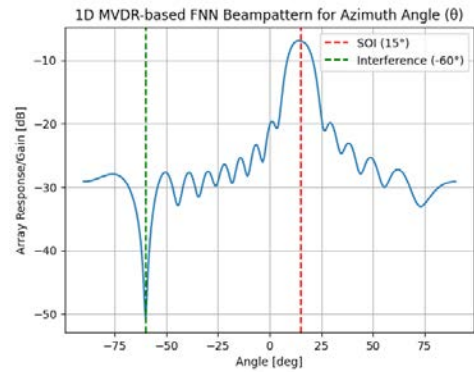
(α') Classic MVDR Beamformer



(β') FNN MVDR-based Beamformer

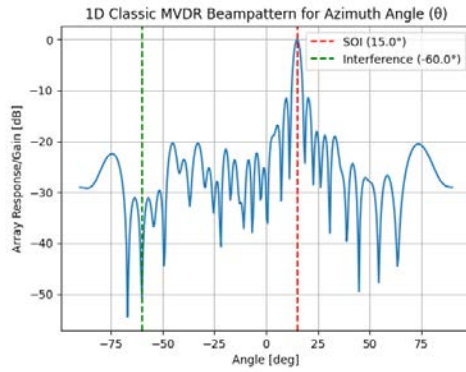


(γ') Classic MVDR Beamformer

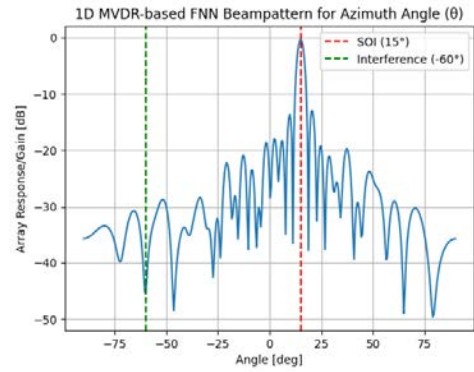


(δ') FNN MVDR-based Beamformer

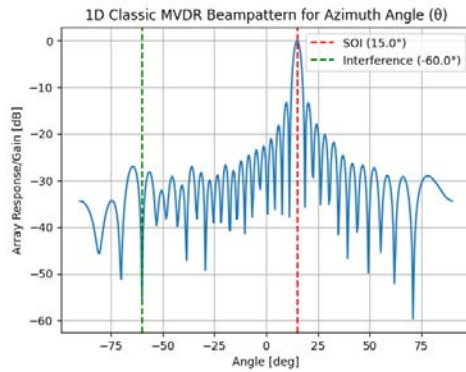
Σχήμα 4.1: Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR όταν η εκπαίδευση του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.1α' και 4.1β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.1γ' και 4.1δ'), για ULA με $N_r = 16$ στοιχειοκεραίες.



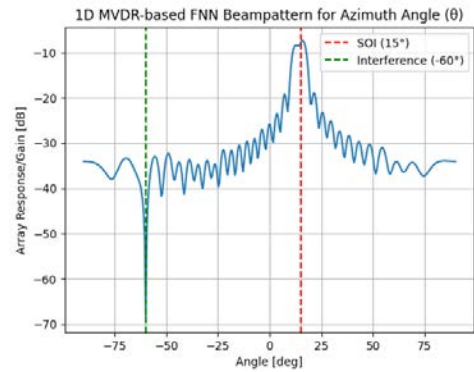
(α') Classic MVDR Beamformer



(β') FNN MVDR-based Beamformer

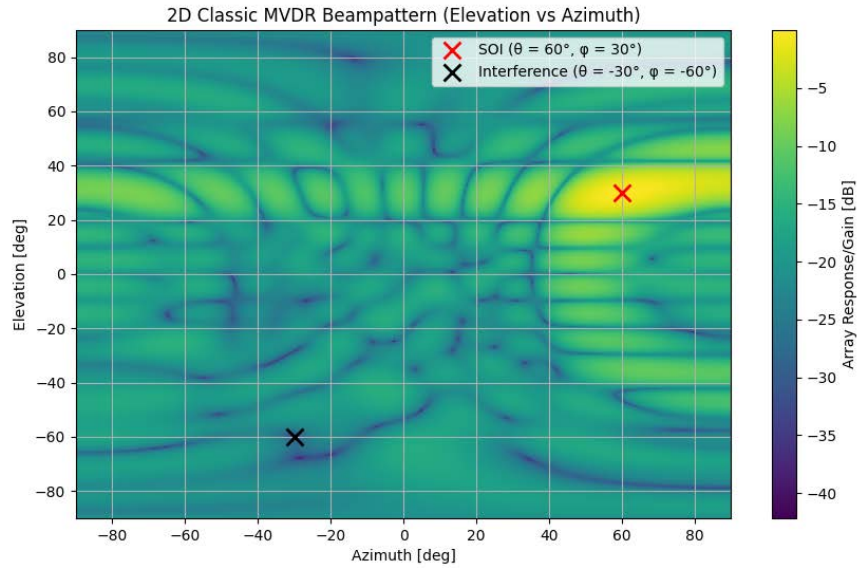


(γ') Classic MVDR Beamformer

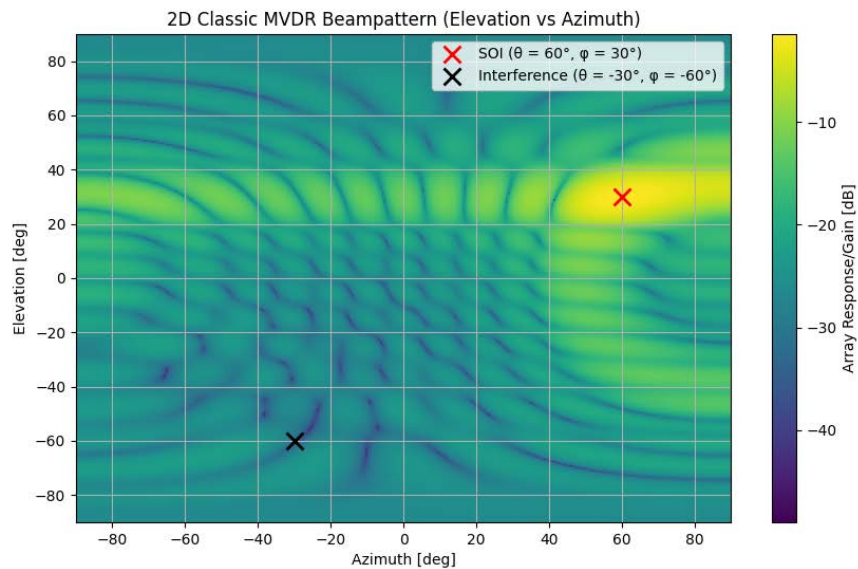


(δ') FNN MVDR-based Beamformer

Σχήμα 4.2: Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR όταν η εκπαίδευση του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.2α' και 4.2β', και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.2γ' και 4.2δ'), για ULA με $N_r = 32$ στοιχειοκεραίες.

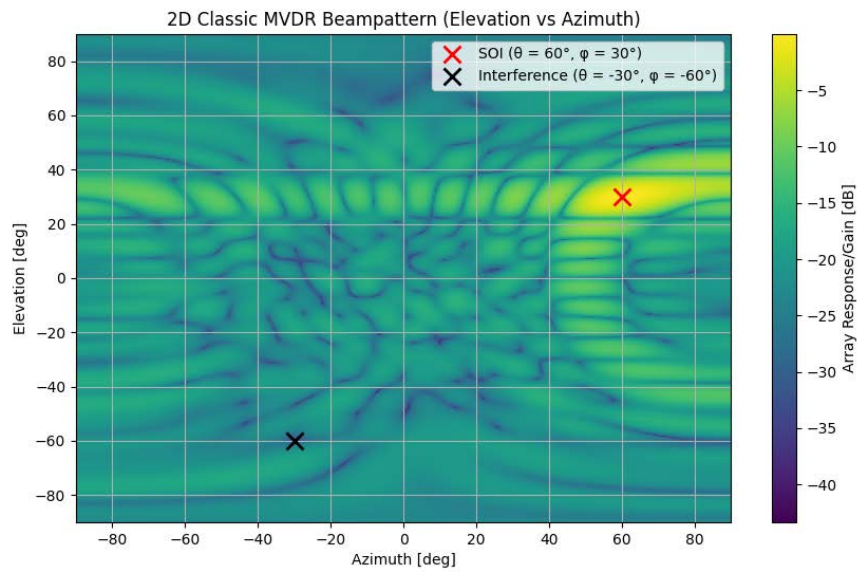


(α') Classic MVDR Beamformer

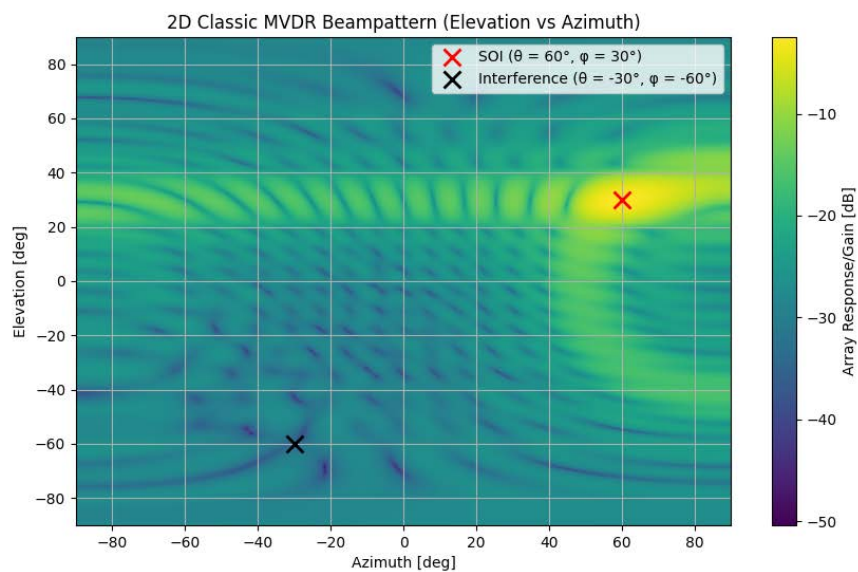


(β') FNN MVDR-based Beamformer

Σχήμα 4.3: Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης (4.3α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR (4.3β') για URA μεγέθους 12×12 ($N_r = 144$ στοιχειο-κεραίες).



(α') Classic MVDR Beamformer



(β') FNN MVDR-based Beamformer

Σχήμα 4.4: Σύγκριση κλασικού MVDR μορφοποιητή δέσμης (4.3α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR (4.4β') για URA μεγέθους 16×16 ($N_r = 256$ στοιχειο-κεραίες).

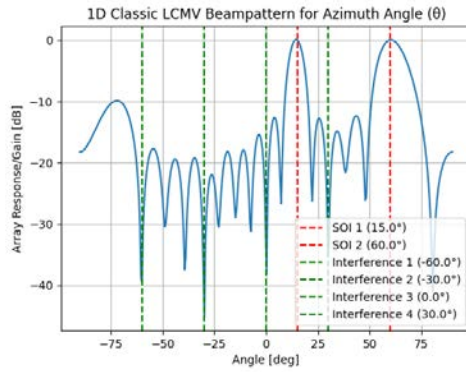
4.2.1 Προσομοιώσεις με ULA

Για την περίπτωση της εφαρμογής της μορφοποίησης δέσμης σε ULA συστοιχίες κεραιών, ως κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος τέθηκαν οι αζιμουθιακές γωνίες $\theta_{SOI1} = 15^\circ$ και $\theta_{SOI2} = 60^\circ$, ενώ ως κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων παρεμβολής τέθηκαν οι αζιμουθιακές γωνίες $\theta_{int1} = -60^\circ$, $\theta_{int2} = -30^\circ$, $\theta_{int3} = 0^\circ$ και $\theta_{int4} = 30^\circ$. Η τιμή του μήκους κύματος ήταν και εδώ ίση με ένα μέτρο, και, αντίστοιχα, η τιμή της (οριζόντιας) απόστασης, d , μεταξύ των στοιχειοκεραιών ήταν ίση με μισό μέτρο.

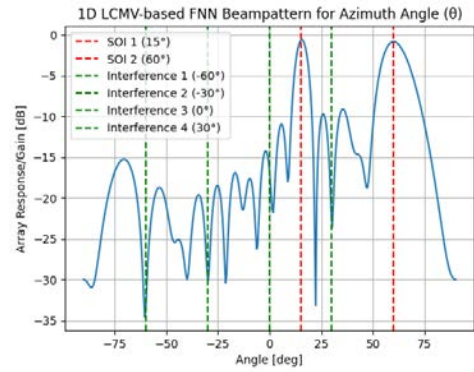
Στα Σχήματα 4.5, 4.6 παρουσιάζονται οι συγκρίσεις των beampatterns που προέκυψαν από τον κλασικό LCMV μορφοποιητή δέσμης και τον FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV, αντίστοιχα, για μεγέθη κεραιών ίσα με $N_r = 16$ και $N_r = 32$. Για την πρώτη περίπτωση FNN μοντέλου (πρώτη γραμμή στο σχετικό Σχήμα) για μέγεθος $N_r = 16$, τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους δημιουργήθηκαν από τυχαία σήματα ενδιαφέροντος, των οποίων οι κατευθύνσεις άφιξης προέρχονταν από τυχαία επιλογή από δύο εύρη αζιμουθιακών γωνιών μήκους 180° το καθένα, στις γωνίες $[-90^\circ, 90^\circ]$, και για μέγεθος $N_r = 32$ (πάλι πρώτη γραμμή στο αντίστοιχο Σχήμα) η τυχαία επιλογή των γωνιών έγινε από εύρη γωνιών μήκους 20° το καθένα, γύρω από τις γωνίες θ_{SOI1} και θ_{SOI2} των σημάτων ενδιαφέροντος. Ο πίνακας συνδιασποράς σε αυτές τις περιπτώσεις, για κάθε δείγμα της εκπαίδευσης, εκτιμήθηκε συμπεριλαμβανομένου του σήματος ενδιαφέροντος μαζί με την παρεμβολή και το θόρυβο. Επιπλέον, στα ίδια Σχήματα παρουσιάζονται και τα beampatterns για $N_r = 16$ και $N_r = 32$ των κλασικών MVDR και των FNN μορφοποιητών (δεύτερη γραμμή στις παρακάτω γραφικές παραστάσεις), των οποίων η εκπαίδευση, και για τα δύο μεγέθη, γίνεται με χρήση μόνο της παρεμβολής και του θορύβου στον υπολογισμό του πίνακα συνδιασποράς (χωρίς το σήμα ενδιαφέροντος, δηλαδή), ενώ οι κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος προέρχονται από τυχαία επιλογή από δύο εύρη αζιμουθιακών γωνιών μήκους 5° το καθένα, γύρω από τις γωνίες των σημάτων ενδιαφέροντος.

4.2.2 Προσομοιώσεις με URA

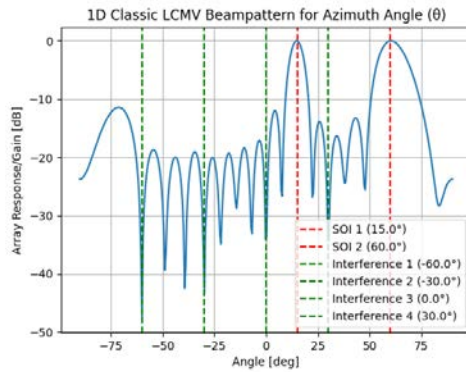
Για την περίπτωση της εφαρμογής της μορφοποίησης δέσμης σε URA συστοιχίες κεραιών, ως κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος τέθηκαν οι αζιμουθιακές γωνίες $\theta_{SOI1} = 15^\circ$ και $\theta_{SOI2} = 60^\circ$, και οι γωνίες ανύψωσης $\phi_{SOI1} = 25^\circ$ και $\phi_{SOI2} = 70^\circ$, αντίστοιχα. Από την άλλη, ως κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων παρεμβολής τέθηκαν οι αζιμουθιακές γωνίες $\theta_{int1} = -60^\circ$, $\theta_{int2} = -30^\circ$, $\theta_{int3} = 0^\circ$ και $\theta_{int4} = 30^\circ$, και οι γωνίες



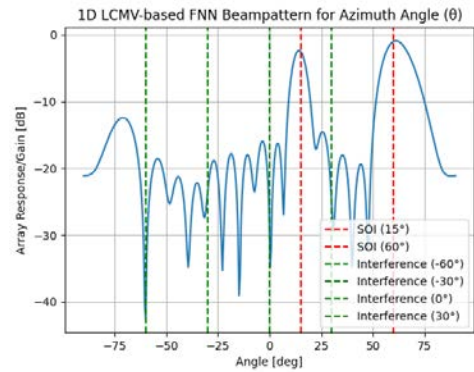
(α') Classic LCMV Beamformer



(β') FNN LCMV-based Beamformer

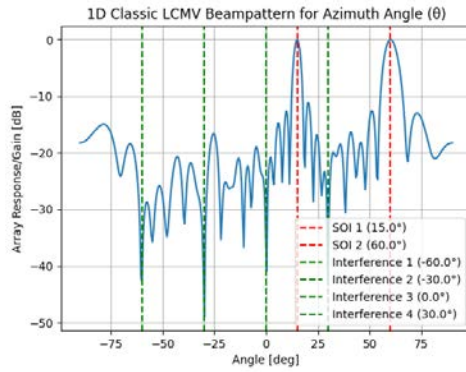


(γ') Classic LCMV Beamformer

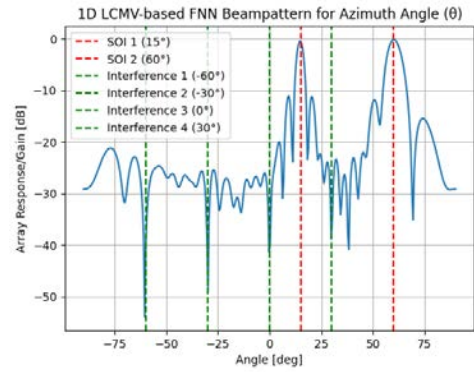


(δ') FNN LCMV-based Beamformer

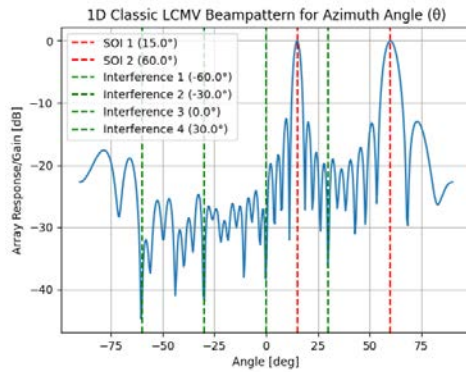
Σχήμα 4.5: Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV όταν η εκπαίδευσή του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.5α' και 4.5β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.5γ' και 4.5δ'), για ULA με $N_r = 16$ στοιχειοκεραίες.



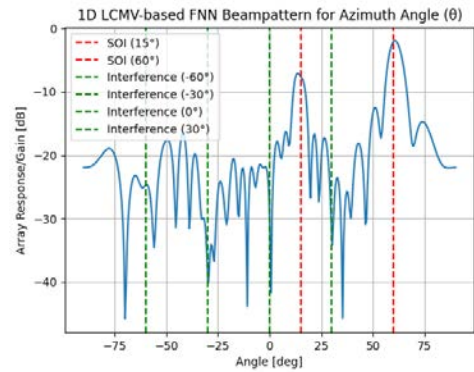
(α') Classic LCMV Beamformer



(β') FNN LCMV-based Beamformer



(γ') Classic LCMV Beamformer



(δ') FNN LCMV-based Beamformer

Σχήμα 4.6: Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV όταν η εκπαίδευσή του έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς από σήμα ενδιαφέροντος, παρεμβολή και θόρυβο (πάνω γραμμή: 4.6α' και 4.6β'), και μόνο από παρεμβολή και θόρυβο (κάτω γραμμή: 4.6γ' και 4.6δ'), για ULA με $N_r = 32$ στοιχειοκεραίες.

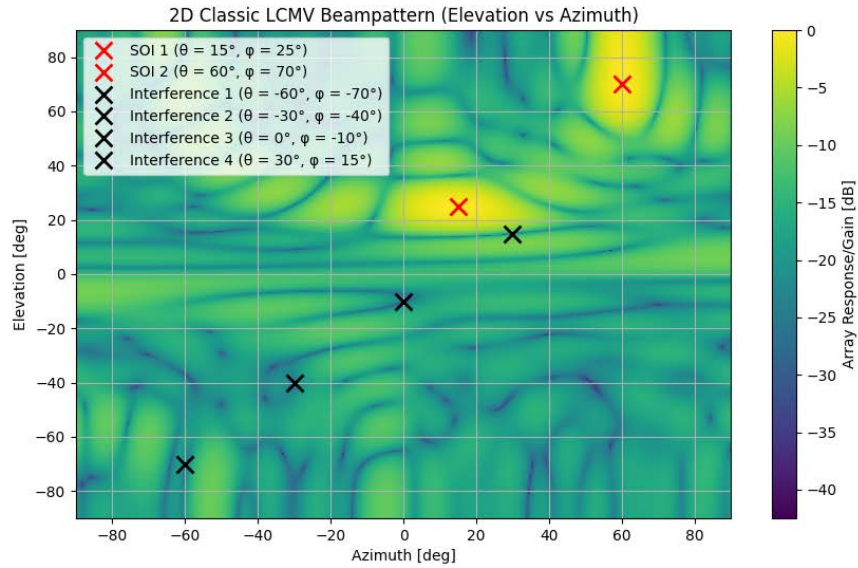
ανύψωσης $\phi_{int1} = -70^\circ$, $\phi_{int2} = -40^\circ$, $\phi_{int3} = -10^\circ$ και $\phi_{int4} = 15^\circ$, αντίστοιχα. Η τιμή του μήκους κύματος ήταν και εδώ ίση με ένα μέτρο, ενώ οι τιμές των οριζόντιων και κατακόρυφων αποστάσεων, d_x και d_y , μεταξύ των στοιχειοκεραιών στις δύο διαστάσεις ήταν ίσες μεταξύ τους και ίσες με μισό μέτρο.

Στα Σχήματα 4.7, 4.8 παρουσιάζονται οι συγκρίσεις των δισδιάστατων beampatterns που προέκυψαν από τον κλασικό LCMV μορφοποιητή δέσμης και τον FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV, αντίστοιχα, για κεραίες μεγέθους 12×12 ($N_r = 144$) και 16×16 ($N_r = 256$). Και για τις δύο περιπτώσεις των FNN μοντέλων, τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους δημιουργήθηκαν από τυχαία σήματα ενδιαφέροντος, των οποίων οι κατευθύνσεις άφιξης προέρχονταν από τυχαία επιλογή από δύο εύρη αζιμουθιακών γωνιών μήκους 5° το καθένα, γύρω από τις δύο γωνίες θ_{SOI1} και θ_{SOI2} , και από δύο εύρη γωνιών ανύψωσης μήκους, και πάλι, 5° το καθένα, γύρω από τις γωνίες ϕ_{SOI1} και ϕ_{SOI2} των σημάτων ενδιαφέροντος.

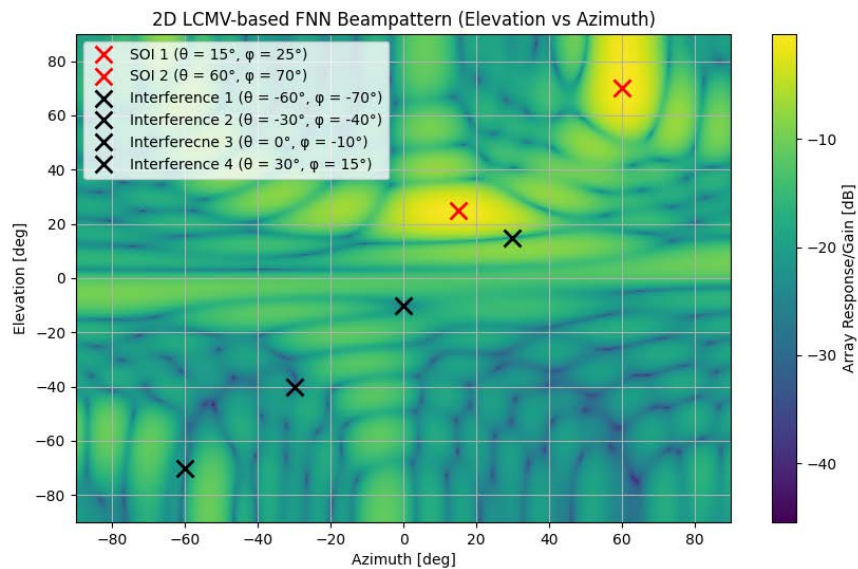
4.3 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Στο σημείο αυτό γίνεται μια ανάλυση/επισκόπηση των αποτελεσμάτων των αναπτυγμένων FNN μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR και LCMV, τα οποία παρουσιάζονται σε αυτό το κεφάλαιο.

Το πρώτο και γενικό σχόλιο που μπορεί να γίνει με την παρατήρηση των beampattern, ανεξαρτήτου διάταξης κεραιών και για τους δύο τύπους FNN μορφοποιητών δέσμης, έχει να κάνει με την ακρίβεια που παρουσιάζουν τα υλοποιημένα μοντέλα ως προς την τοποθέτηση των κύριων λοβών (που στην περίπτωση των beampattern για URA εμφανίζονται ως έντονα κίτρινες περιοχές, και όχι ως “κανονικοί” λοβοί) στις κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος και στην ορθή τοποθέτηση των μηδενικών (που στην περίπτωση των beampattern για URA εμφανίζονται ως έντονα μπλε περιοχές) στις κατάλληλες κατευθύνσεις άφιξης των παρεμβολών. Ακόμα και αν στα beampattern για τις περιπτώσεις που η μορφοποίηση δέσμης εφαρμόζεται σε URA συστοιχίες, οι μπλε περιοχές δεν φαίνεται να “πέφτουν” ακριβώς πάνω στις γωνίες των παρεμβολών, είναι αρκετά κοντά σε αυτές. Κάτι τέτοιο δεν αποτελεί πρόβλημα, αφού πρόκειται για ένα φαινόμενο που εμφανίζεται και στους κλασικούς μορφοποιητές δέσμης. Ακόμη, η απόκριση των στοιχειοκεραιών προς τις κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος (η τιμή του peak των κύριων λοβών) είναι σχεδόν σε

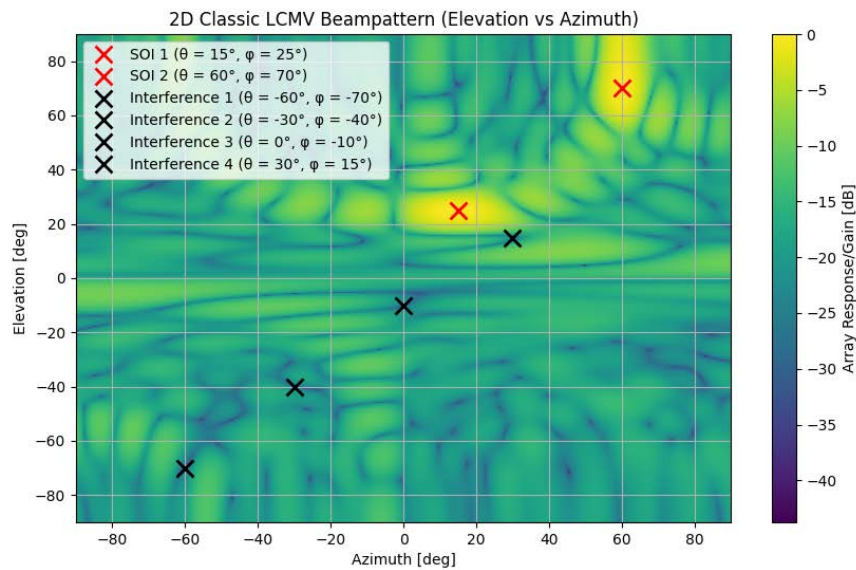


(α') Classic LCMV Beamformer

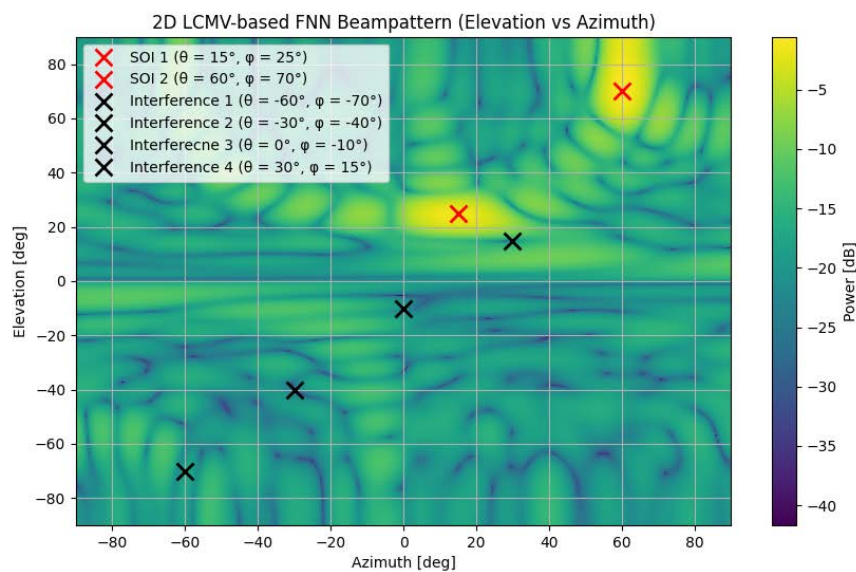


(β') FNN LCMV-based Beamformer

Σχήμα 4.7: Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης (4.7α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV (4.7β') για URA μεγέθους 12×12 ($N_r = 144$ στοιχειο-κεραίες).



(α') Classic LCMV Beamformer



(β') FNN LCMV-based Beamformer

Σχήμα 4.8: Σύγκριση κλασικού LCMV μορφοποιητή δέσμης (4.8α') με υλοποιημένο FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου LCMV (4.8β') για URA μεγέθους 16×16 ($N_r = 256$ στοιχειο-κεραίες).

όλες τις περιπτώσεις σχεδόν ίση με $0dB$, που αποτελεί και την μέγιστη τιμή κέρδους, ενώ, επίσης σε όλες τις περιπτώσεις, η απόκριση προς τις κατευθύνσεις άφιξης των παρεμβολών είναι μικρότερη από $-35dB$, δηλαδή αισθητά μικρότερη σε σχέση με ό,τι συμβαίνει προς τις κατευθύνσεις ενδιαφέροντος. Εξαίρεση στον προηγούμενο “κανόνα” αποτελεί η περίπτωση των FNN τύπου MVDR για ULA, των οποίων η εκπαίδευση γίνεται με έναν πίνακα συνδιασποράς που αποτελεί προϊόν μόνο της παρεμβολής και του θορύβου. Εκεί παρατηρείται ότι το peak του κύριου λοβού είναι λίγο μεγαλύτερο από $-10dB$, ενώ η απόκριση των κεραιών προς τις κατευθύνσεις των παρεμβολών είναι ακόμα χαμηλότερη από τα υπόλοιπα παραδείγματα, παίρνοντας τιμές κοντά στα $-50dB$ και $-70dB$.

Μια ακόμα παρατήρηση που μπορεί να γίνει με βάση τα beampattern έχει να κάνει με ένα γνωστό χαρακτηριστικό των μορφοποιητών δέσμης που εφαρμόζονται σε διατάξεις κεραιών, σύμφωνα με το οποίο ο μεγαλύτερος αριθμός στοιχείων υπαγορεύει και μεγαλύτερη ακρίβεια ως προς τον προσδιορισμό της κατεύθυνσης των σημάτων ενδιαφέροντος και παρεμβολής. Αυτή η βελτίωση στη διακριτική ικανότητα των μορφοποιητών δέσμης εμφανίζεται στα beampattern που αντιστοιχούν για μεγαλύτερες τιμές πλήθους κεραιών για κάθε είδος διάταξης, μέσω των πιο στενών κύριων λοβών και των περισσότερων και στενότερων δευτερευόντων λοβών, τα οποία καθιστούν εφικτό το λεπτομερέστερο σχηματισμό των κύριων λοβών ακριβώς γύρω από τις γωνίες ενδιαφέροντος και την τοποθέτηση των μηδενικών πάνω στις γωνίες παρεμβολής. Από την άλλη, ο μεγαλύτερος αριθμός στοιχείων σε μια κεραία φαίνεται ότι απαιτεί και στενότερο εύρος γωνιών κατά την εκπαίδευση των FNN, ώστε να προκύψει τουλάχιστον ανεκτό αποτέλεσμα.

Συγκριτικά, τώρα, με τα beampattern των παραδοσιακών MVDR και LCMV, αυτά των προτεινόμενων FNN μορφοποιητών δέσμης παρουσιάζουν αξιοσημείωτη ομοιότητα, σε βαθμό ταύτισης όσον αφορά τη μορφή τους. Ιδιαίτερα τα beampattern των FNN μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR φαίνεται να είναι πιο “ομαλά” και για τις ULA, όπου η εκπαίδευση του FNN έχει γίνει με πίνακα συνδιασποράς που προκύπτει με βάση και το σήμα ενδιαφέροντος, και για τις URA διατάξεις, ανεξαρτήτως μεγέθους, από τα αντίστοιχα του κλασικού MVDR, υπό την έννοια ότι τα ύψη των δευτερευόντων λοβών εμφανίζουν ένα είδος συμμετρικότητας ως προς τον κύριο λοβό, έχοντας παράλληλα ικανοποιητικά χαμηλότερο ύψος από εκείνο του κύριου λοβού, ώστε ο τελευταίος να διακρίνεται ξεκάθαρα. Για τα beampattern των FNN μορφοποιητών δέσμης τύπου LCMV αυτό το χαρακτηριστικό της ομαλότητας απαντάται σε λίγο μικρότερο βαθμό, γεγονός που οφείλεται, κυρίως, στην ύπαρξη δύο σημάτων ενδιαφέ-

ροντος, αλλά η ομοιότητα με τα beampattern της κλασικής μεθόδου είναι παραπάνω από προφανής. Ακόμη, είναι φανερό πως σε ορισμένες κατευθύνσεις σημάτων παρεμβολής, και για τις ULA και για τις URA συστοιχίες, οι πτώσεις στις τιμές κέρδους δεν είναι τόσο ραγδαίες (ώστε να σχηματιστεί το αντίστοιχο null), όσο εκείνες που παρατηρούνται για τον παραδοσιακό LCMV. Το φαινόμενο αυτό, βέβαια, δεν προκαλεί κάποια ανησυχία, μιας και η απόκριση των κεραιών ακόμα και σε αυτές τις περιπτώσεις παραμένει περιορισμένη και σίγουρα πολύ μικρότερη από εκείνη των γωνιών των σημάτων ενδιαφέροντος, και ως ένα βαθμό εξηγείται από την ύπαρξη πολλών παρεμβολών σε κοντινή γωνιακή απόσταση η μία από την άλλη. Το μόνο πραγματικά μη ικανοποιητικό κομμάτι των beampattern των αποτελεσμάτων του FNN μορφοποιητή τύπου LCMV, που έχει εκπαιδευτεί με πίνακα συνδιασποράς που προκύπτει χωρίς την συμβολή του σήματος ενδιαφέροντος, έχει να κάνει με τη σχετικά μικρή τιμή κέρδους που εντοπίζεται για τον έναν κύριο λοβό στη γωνία $\theta_1 = 15^\circ$ στην περίπτωση ULA συστοιχίας με $N_r = 32$ στοιχεία, όπου αυτός έχει μια peak τιμή λίγο μεγαλύτερη από $-10dB$, ενώ ο αντίστοιχος του στο beampattern του κλασικού LCMV παίρνει μια peak τιμή κοντά στα $0dB$. Αν και δεν τίθεται ουσιαστικό θέμα διάκρισης αυτού του κύριου λοβού (δηλ. φαίνεται/ξεχωρίζει ότι πρόκειται για κύριο λοβό), θα ήταν σίγουρα προτιμότερο να του αντιστοιχεί μια υψηλότερη τιμή κέρδους, καθιστώντας την ανάγνωση του συγκεκριμένου azimuth cut ευκολότερη.

Όσον αφορά την περίπτωση εφαρμογής μορφοποίησης σε ULA διατάξεις, τόσο από τα αποτελέσματα, όσο και από την παραπάνω συζήτηση είναι φανερό πως τα beampatterns που σχηματίζονται για τα FNN τύπου MVDR και LCMV που εκπαιδεύονται με πίνακα συνδιασποράς από ολόκληρο το λαμβανόμενο σήμα των στοιχειοκεραιών και για εκείνα που εκπαιδεύονται με πίνακα συνδιασποράς μόνο από παρεμβολή και θόρυβο, εμφανίζουν κάποιες δομικές διαφορές. Ειδικά τα beampatterns των δύο εκδοχών FNN τύπου MVDR έχουν μεταξύ τους σημαντική απόκλιση, με αυτό της πρώτης εκδοχής να έχει τη συνηθισμένη μορφή, ενώ εκείνο της δεύτερης να έχει πολύ πιο ρηχούς δευτερεύοντες λοβούς (υπό την έννοια ότι έχουν χαμηλό ύψος). Βέβαια, και για τις δύο εκδοχές είναι ορατός και διακριτός ο κύριος λοβός προς την κατεύθυνση ενδιαφέροντος και το μηδενικό τοποθετείται σωστά στη γωνία από όπου λαμβάνεται η παρεμβολή. Επιπλέον, φαίνεται να υπάρχει μια ενδιαφέρουσα σχέση μεταξύ των μεγεθών των κεραιών και του εύρους των γωνιών που χρησιμοποιείται στη φάση της εκπαίδευσης για τις δύο εκδοχές των FNN για MVDR και LCMV. Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, και επιβεβαιώνεται και για αυτές τις επιμέρους περιπτώσεις, μεγαλύ-

τερος αριθμός στοιχείων συνεπάγεται μικρότερο απαιτούμενο εύρος γωνιών για παραγωγή “καθαρού” beampattern. Το ενδιαφέρον στοιχείο, εδώ, είναι το ότι για την πρώτη εκδοχή εκπαίδευσης των FNN τα εύρη των γωνιών, αποδεδειγμένα, είναι γενικά μεγαλύτερα από τα αντίστοιχα εύρη που πρέπει να χρησιμοποιηθούν για τη δεύτερη εκδοχή. Αυτή και μόνο η παρατήρηση είναι αρκετή για να καταστήσει την πρώτη εκδοχή προτιμότερη σε ένα τέτοιο πλαίσιο.

Κεφάλαιο 5

Συμπεράσματα

Σε αυτό το τελευταίο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη ανασκόπηση της μελέτης που εκπονήθηκε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής, συνοψίζοντας τα βασικά αποτελέσματα αυτής που παρουσιάστηκαν και τα συμπεράσματα που προέκυψαν από αυτά, και κάνοντας και μια μικρή αναφορά σε ιδέες για περαιτέρω επέκταση της ιδέας της εργασίας.

5.1 Σύνοψη

Η εργασία ασχολήθηκε με τη σχεδίαση και κατασκευή μοντέλων FNN για εφαρμογή μορφοποίησης δέσμης τύπου MVDR και LCMV με χρήση συστοιχιών κεραιών ULA και URA. Αφού πρώτα αναλύθηκαν ιδιαίτερες έννοιες του πεδίου και αναδείχθηκαν οι κλασικές τεχνικές MVDR και LCMV, στη συνέχεια περιγράφηκε το πώς σχηματίστηκαν τα μοντέλα για κάθε περίπτωση, αλλά και το πώς ολοκληρώθηκε η διαδικασία εκπαίδευσής τους και ελέγχου τους. Το τελικό στάδιο της μελέτης περιλάμβανε την παρουσίαση των αποτελεσμάτων και της απόδοσης των FNN ως προς την ικανότητά τους να προσδιορίζουν τις κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος και των παρεμβολών, μέσω beampattern που προκύπτουν από την αποτίμηση των FNN για ένα πλήθος από προσομοιώσεις διαφορετικών προδιαγραφών.

5.2 Συμπεράσματα

Σε γενικές γραμμές, στα σχήματα δέσμης των αποτελεσμάτων των δύο τύπων FNN μορφοποιητών δέσμης που υλοποιήθηκαν εδώ είναι σε μεγάλο βαθμό ευδιάκριτες οι κατευθύν-

σεις άφιξης τόσο των σημάτων ενδιαφέροντος, προς τις οποίες το κέρδος όλων των διατάξεων κεραιών είναι υψηλό, όσο και των παρεμβολών, όπου έχουν τοποθετηθεί, αλλού περισσότερο και αλλού λιγότερο εμφανώς, τα κατάλληλα μηδενικά. Επίσης, αξιοσημείωτη είναι η ομοιότητα μεταξύ αυτών των σχημάτων με τα αντίστοιχα που προκύπτουν από την αξιοποίηση των κλασικών μορφοποιητών σε κάθε είδους διάταξης κεραιών και για κάθε διαφορετικό μέγεθος αυτής. Όλα τα παραπάνω συνηγορούν στο ότι οι προτεινόμενες μέθοδοι μορφοποίησης δέσμης μέσω εκπαιδευμένων FNN μοντέλων για σήματα ενδιαφέροντος από συγκεκριμένο εύρος γωνιών άφιξης λειτουργούν εξίσου αποδοτικά και σε ορισμένα σημεία και πιο αποδοτικά από τις παραδοσιακές. Έτσι, παρέχεται μια εναλλακτική για τους μορφοποιητές δέσμης MVDR και LCMV, με χρήση των πιο απλών νευρωνικών μοντέλων, αλλά και τον περιορισμό της ανάγκης για συγκεκριμένο εύρος κατευθύνσεων άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος στη φάση της εκπαίδευσής τους. Ο συγκεκριμένος περιορισμός ήταν απαραίτητος επειδή η αρχιτεκτονική ενός απλού FNN δεν μπορεί να γενικευτεί, σε ευρεία περιοχή γωνιών και δεν είναι σε θέση να μάθει να παράγει σωστά τα βάρη μορφοποίησης δέσμης για ολόκληρο το εύρος πιθανών γωνιών άφιξης, τουλάχιστον για την πλειοψηφία των περιπτώσεων που παρουσιάστηκαν και εδώ. Όταν εκπαιδεύονται πάνω σε όλο το χώρο των αζιμουθιακών γωνιών και γωνιών ανύψωσης, αυτά τα FNN τείνουν να καταρρέουν σε υποβέλτιστες λύσεις, λόγω της πολυπλοκότητας και της ποικιλομορφίας των αντιστοιχίσεων εισόδου-εξόδου τους. Φυσικά, μοναδική εξαίρεση σε αυτό αποτελεί η περίπτωση ULA συστοιχίας με $N_r = 16$ στοιχεία, για την οποία αποδείχθηκε ότι είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί ολόκληρο το εύρος των αζιμουθιακών γωνιών ($[-90^\circ, 90^\circ]$) στην περίπτωση εκπαίδευσης του FNN με έναν πίνακα συνδιασποράς που προκύπτει από ολόκληρο το λαμβανόμενο σήμα.

Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό, η συνολική συνεισφορά της διπλωματικής στα προβλήματα του χώρου της προσαρμοστικής μορφοποίησης δέσμης που αναφέρθηκαν έχει θετικό πρόσημο. Από τη μία, η προτεινόμενη χρήση των FNN σίγουρα μειώνει δραστικά την υπολογιστική πολυπλοκότητα που χρειάζεται για την εφαρμογή μορφοποίησης δέσμης σε σύγκριση με τους παραδοσιακούς MVDR και LCMV, μιας και η αποτίμηση των βαρών μέσω εξόδων νευρωνικού δικτύου - που απλά εκπαιδεύεται μια φορά και στη συνέχεια μπορεί να χρησιμοποιηθεί απεριόριστα - είναι ταχύτερη από τον υπολογισμό, κάθε φορά, των βαρών μέσω των συνηθισμένων πράξεων. Από την άλλη, όπως μαρτυρούν και τα αποτελέσματα, κυρίως των FNN μορφοποιητών δέσμης τύπου MVDR και δευτερευόντως των τύπου LCMV, υπάρχει σε γενικές γραμμές μικρότερη αβεβαιότητα ως προς τον προσδιορισμό των κατευθύνσεων

άφιξης των παρεμβολών και των σημάτων ενδιαφέροντος και αυτός γίνεται με πιο ομαλό τρόπο. Τέλος, η πρόκληση χρήσης τόσο απλών μοντέλων FNN για σκοπούς μορφοποίησης δέσμης θεωρείται επιτυχημένη, χάρη στην επιλογή κατά τη φάση της εκπαίδευσης σχετικά με το περιορισμένο εύρος κατευθύνσεων άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος.

5.3 Μελλοντικές επεκτάσεις

Παρόλο που αυτή η εργασία έδειξε το πώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα FNNs για να προσεγγίσουν τη συμπεριφορά των MVDR και LCMV μορφοποιητών δέσμης, παραμένουν κάποιες ανοιχτές προκλήσεις και ένας βασικός περιορισμός, προσφέροντας ευκαιρίες για μελλοντικές επεκτάσεις. Όπως έχει ειπωθεί επανειλημμένα, τα εκπαιδευμένα FNN είναι αξιόπιστα για τις συγκεκριμένες περιοχές γωνιών που καλύφθηκαν κατά τη φάση της εκπαίδευσης. Αυτός ο περιορισμός τονίζει μια ευρύτερη πρόκληση αναφορικά με τη γενίκευση της διαδικασίας μορφοποίησης δέσμης για γωνίες άφιξης σημάτων ενδιαφέροντος που ξεφεύγουν από τα στενά όρια εκείνων που αξιοποιήθηκαν στο σύνολο εκπαίδευσης. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, μια πιθανή προσέγγιση θα μπορούσε να είναι η διαίρεση του χώρου των γωνιών σε μικρότερες υποπεριοχές και η εκπαίδευση ενός συνόλου από εξειδικευμένα FNN, που το καθένα είναι υπεύθυνο για μια στενή υποπεριοχή του χώρου γωνιών. Αυτά θα μπορούσαν να συνδυαστούν, στη συνέχεια, με έναν μηχανισμό που θα επέλεγε το κατάλληλο (υπό-)δίκτυο FNN που θα έπρεπε να χρησιμοποιηθεί κάθε φορά, ανάλογα με την κατεύθυνση άφιξης του σήματος ενδιαφέροντος, για την εξαγωγή του βέλτιστου διάνυσματος βαρών μορφοποίησης δέσμης. Το ρόλο του συγκεκριμένου μηχανισμού, πιθανότατα, θα μπορούσε να διαδραματίσει κάποιος άλλος μορφοποιητής δέσμης, με σημαντικά μικρότερο υπολογιστικό κόστος από τον MVDR ή τον LCMV, και που πιθανώς από μόνος του δεν είναι ικανός να οδηγήσει σε ασφαλή και ακριβή αποτελέσματα. Ένας τέτοιος μορφοποιητής θα πρέπει να είναι σε θέση να προσφέρει ανεκτές προσεγγίσεις για την κατεύθυνση από την οποία καταφθάνει ένα σήμα ενδιαφέροντος, ώστε να επιλεγεί, μέσω επεξεργασίας του αποτελέσματος που αυτός θα εξάγει, το κατάλληλο, εξειδικευμένο FNN και να κατασκευαστεί το ιδανικό διάνυσμα βαρών για τις στοιχειοκεραίες. Ο μορφοποιητής δέσμης Fast Fourier Transform, για παράδειγμα, πληροί τις παραπάνω προϋποθέσεις και θα μπορούσε να αξιοποιηθεί σε αυτό το πλαίσιο.

Βιβλιογραφία

- [1] Wikipedia. Phased array. https://en.wikipedia.org/wiki/Phased_array, 2025. Ημερομηνία πρόσβασης: 21-5-2025.
- [2] Antonios Argyriou. Joint estimation of the number of antennas and aoa of a wireless communication transmitter. In *2022 IEEE International Symposium on Phased Array Systems Technology (PAST)*, pages 1–4, 2022.
- [3] Georgios Chrysanidis, Antonios Argyriou, Le-Nam Tran, Yanming Zhang, and Yanwei Liu. Power-efficient deceptive wireless beamforming against eavesdroppers. In *2025 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pages 1–6, 2025.
- [4] Antonios Argyriou. Passive angle-doppler profile estimation for narrowband digitally modulated wireless signals. In *2022 IEEE 12th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM)*, pages 246–250, 2022.
- [5] RAYmaps. Fundamentals of a uniform linear array. <https://www.raymaps.com/index.php/fundamentals-of-a-uniform-linear-array-ula/>, 2018. Ημερομηνία πρόσβασης: 20-5-2025.
- [6] L.C. Godara. Application of antenna arrays to mobile communications. ii. beam-forming and direction-of-arrival considerations. *Proceedings of the IEEE*, 85(8):1195–1245, 1997.
- [7] Antonios Argyriou and Shion Andrew. DFT & MVDR Beamforming Algorithms for Transient Search in Radio Interferometers that Experience RFI. *Astrophysical Journal Supplement Series*, 2025.

- [8] Christos Ntemkas and Antonios Argyriou. RFI and Jamming Detection in Antenna Arrays with an LSTM Autoencoder. In *2025 IEEE Radar Conference (RadarConf25)*, Krakow, Poland, 2025. IEEE.
- [9] What is beamforming: How it works and its benefits. IO.HFCL.com <https://io.hfcl.com/glossary/beamforming>, 2024. Ημερομηνία πρόσβασης: 25-5-2025.
- [10] Marc Lichtman. Beamforming and doa. PySDR.org <https://pysdr.org/content/doa.html>. Ημερομηνία πρόσβασης: 25-5-2025.
- [11] Peter Bevelacqua. Steering vector. Antenna-Theory.com <https://www.antenna-theory.com/definitions/steering.php>. Ημερομηνία πρόσβασης: 1-6-2025.
- [12] Peter Bevelacqua. Wave vector. Antenna-Theory.com <https://www.antenna-theory.com/definitions/wavevector.php>. Ημερομηνία πρόσβασης: 1-6-2025.
- [13] Y. Liu and Q. Wan. Sidelobe suppression for robust beamformer via the mixed norm constraint. *Wireless Personal Communications*, 65(4):825–832, 2011.
- [14] R.G. Lorenz and S.P. Boyd. Robust minimum variance beamforming. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(5):1684–1696, 2005.
- [15] Runming Zou, Yongqiang Cheng, Hao Wu, Zheng Yang, Xiaoqiang Hua, and Hanjie Wu. A steering-vector-based matrix information geometry method for space–time adaptive detection in heterogeneous environments. *Remote Sensing*, 16(12), 2024.
- [16] Σάββας Ράπτης. Τι είναι η μηχανική μάθηση (machine learning);. 2science.gr <https://2science.gr/machine-learning-1/>, 2021. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.
- [17] IBM. What is machine learning? IBM.com <https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning>, 2021. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.
- [18] IBM. What is a neural network? IBM.com <https://www.ibm.com/think/topics/neural-networks>, 2021. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.

- [19] Larry Hardesty. Explained: Neural networks. MIT.edu <https://news.mit.edu/2017/explained-neural-networks-deep-learning-0414>, 2017. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.
- [20] Grammarly. Feedforward neural network basics: What you need to know. Grammarly.com <https://www.grammarly.com/blog/ai/what-is-a-feedforward-neural-network/>, 2024. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.
- [21] Baheti Pragati. Activation functions in neural networks. V7labs.com <https://www.v7labs.com/blog/neural-networks-activation-functions>, 2021. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.
- [22] Kamali Kaivan. Deep learning (part 1) - feedforward neural networks (fnn). Training.Galaxyproject.org <https://training.galaxyproject.org/training-material/topics/statistics/tutorials/FNN/tutorial.html#citing-this-tutorial>, 2021. Ημερομηνία πρόσβασης: 2-6-2025.
- [23] Peter Gerstoft Emma Ozanich and Haiqiang Niu. A feedforward neural network for direction-of-arrival estimation. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 147(3):2035–2048, 2020.
- [24] Adheed H. Sallomi and Sulaiman Ahmed. Multi-layer feed forward neural network application in adaptive beamforming of smart antenna system. In *2016 Al-Sadeq International Conference on Multidisciplinary in IT and Communication Science and Applications (AIC-MITCSA)*, pages 1–6, 2016.
- [25] Anitha M. and N.G. Kurahatti. Adaptive beamforming using neural network and fuzzy logic model for measurement data fusion. In *2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP)*, pages 0209–0214, 2015.
- [26] Zhipeng Liao, Keqing Duan, Jinjun He, Qiu Zizhou, and Binbin Li. Robust adaptive beamforming based on a convolutional neural network. *Electronics*, 12:2751, 06 2023.
- [27] Ricardo Lovato and Xun Gong. Phased antenna array beamforming using convolutional neural networks. In *2019 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting*, pages 1247–1248, 2019.

- [28] A.H.El. Zooghby, C.G. Christodoulou, and M. Georgiopoulos. Neural network-based adaptive beamforming for one- and two-dimensional antenna arrays. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 46(12):1891–1893, 1998.
- [29] Yana Khare. What is adam optimizer and how to tune its parameters in pytorch. AnalyticsVidhya.com <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/12/adam-optimizer/>, 2023. Ημερομηνία πρόσβασης: 7-6-2025.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

Παράρτημα Α

Προγραμματισμός σε Python

Οι υλοποιήσεις των προσομοιώσεων και των πειραμάτων που περιγράφονται στο κεφάλαιο 3 έχουν γίνει με τη βοήθεια της γλώσσας προγραμματισμού Python. Το πρωτεύον πλαίσιο και οι βασικές βιβλιοθήκες της Python που χρησιμοποιούμε για τα διάφορα στάδια της ανάπτυξης των Μορφοποιητών Δέσμης είναι το PyTorch και οι NumPy και Matplotlib, αντίστοιχα. Ο συνδυασμός των κατάλληλων συναρτήσεων από αυτό το framework και αυτές τις βιβλιοθήκες δίνει τη δυνατότητα για δημιουργία των συστοιχιών κεραιών, για υλοποίηση των μαθηματικών τύπων των βαρών των Μορφοποιητών Δέσμης, για οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων και, το σημαντικότερο, για κατασκευή και παραμετροποίηση των νευρωνικών δικτύων.

A.1 Πλαίσιο PyTorch

Το PyTorch είναι ένα πλαίσιο μηχανικής μάθησης ανοιχτού κώδικα που βασίζεται στη γλώσσα προγραμματισμού της Python και στη βιβλιοθήκη Torch. Η Torch είναι μια βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης ανοιχτού κώδικα, επίσης, η οποία χρησιμοποιείται, κυρίως, για τη δημιουργία βαθέων νευρωνικών δικτύων, αποτελώντας την προτιμώμενη πλατφόρμα για ερευνητικές εργασίες πάνω στη βαθιά μάθηση. Το πλαίσιο PyTorch είναι κατασκευασμένο για να επιταχύνει τη διαδικασία ανάμεσα στη δημιουργία ερευνητικών πρωτοτύπων και στην ανάπτυξή τους. Η δημοφιλία του εξακολουθεί να αυξάνεται, καθώς απλοποιεί τη δημιουργία τεχνητών μοντέλων νευρωνικού δικτύου.

Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του PyTorch έχει να κάνει με την υποστήριξη tensor υπολογισμών - ως tensors ορίζονται γενικοί n -διάστατοι πίνακες και αποτελούν, ουσιαστικά,

μια γενίκευση των κλασικών διανυσμάτων και πινάκων σε μεγαλύτερες διαστάσεις - με επιτάχυνση μέσω Μονάδων Επεξεργασίας Γραφικών (Graphics Processing Units, GPUs), επιτρέποντας, με αυτόν τον τρόπο, γρήγορο και αποδοτικό χειρισμό των πολυδιάστατων πινάκων με τα δεδομένα. Άλλο ένα χαρακτηριστικό του PyTorch είναι ο δυναμικός υπολογισμός γράφων ο οποίος επιτρέπει στους χρήστες να διαφοροποιούν τη συμπεριφορά ενός δικτύου άμεσα, χωρίς αναμονή μέχρι την περάτωση της εκτέλεσης ολόκληρου του κώδικα, κάνοντάς την σχεδίαση μοντέλων πολύ πιο προσαρμόσιμη. Διαθέτει, επίσης, τη δυνατότητα αυτόματης παραγωγής δηλαδή τη δυνατότητα να υπολογίζει αυτόματα αριθμητικά την παράγωγο μιας συνάρτησης, πράγμα ιδιαίτερα κρίσιμο για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων με ανάστροφη αναδιάδοση. Όσον αφορά, τώρα, την κατασκευή νευρωνικών δικτύων, μέσα σε αυτό μπορεί κανείς να δημιουργήσει συγκεκριμένα δομοστοιχεία (modules) τα οποία αντιπροσωπεύουν το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου, και μπορούν να περιέχουν άλλα δομοστοιχεία και παραμέτρους. Στην περίπτωση των νευρωνικών, αυτές οι παράμετροι είναι, στην ουσία, οι παράμετροι εκμάθησης του μοντέλου. Το PyTorch παρέχει, ακόμη, το χρήστη με ένα πλούσιο σύνολο από βελτιστοποιητές (optimizers) και συναρτήσεις απώλειας (loss function), - επίσης σημαντικά κατά την εκπαίδευση του μοντέλου, όπως θα φανεί και στο Κεφάλαιο 3 - ενώ η απλή διαχείριση των "συσκευών"¹ επιτρέπει την εύκολη εναλλαγή μεταξύ CPU και GPU. Τέλος, είναι καίριο πως - λόγω του ότι χρησιμοποιεί Python - μπορεί να ενσωματώνεται ανεμπόδιστα σε λειτουργίες των υπολοίπων βιβλιοθηκών της Python.

A.2 Βιβλιοθήκες NumPy και Matplotlib

Το **NumPy** είναι ένα θεμελιώδες πακέτο επιστημονικών υπολογισμών της γλώσσας Python. Είναι μια βιβλιοθήκη η οποία παρέχει ένα αντικείμενο πολυδιάστατου πίνακα, διάφορα παράγωγα αντικείμενα, και μια ποικιλία από ρουτίνες για γρήγορες πράξεις σε πίνακες, συμπεριλαμβανομένων μαθηματικού και λογικού χειρισμού, ταξινόμησης, επιλογής, διακριτών Μ/Σ Fourier, βασικής γραμμικής άλγεβρας, βασικών στατιστικών πράξεων, τυχαίας προσομοίωσης και πολλών ακόμη.

Από την άλλη, η **Matplotlib** είναι μια δημοφιλής βιβλιοθήκη της Python που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία υψηλής ποιότητας απεικονίσεων και γραφημάτων. Προσφέρει ποικίλα εργαλεία για τη δημιουργία διαφόρων γραφικών παραστάσεων, διευκολύνοντας την

¹Με τον όρο "συσκευή" εννοείται η CPU ή η GPU

ανάλυση, εξερεύνηση και παρουσίαση δεδομένων. Η Matplotlib είναι ευέλικτη, υποστηρίζοντας πολλαπλούς τύπους γραφικών παραστάσεων και εξατομικευμένες επιλογές, που την κάνουν πολύτιμη για επιστημονική έρευνα, ανάλυση δεδομένων και οπτική επικοινωνία των αποτελεσμάτων. Τέλος, είναι σημαντικό ότι περιλαμβάνει συναρτήσεις με δυνατότητα αποτύπωσης τόσο διδιάστατων, όσο και τρισδιάστατων γραφικών.

Παράρτημα Β

Επιλογή κατάλληλων ευρών γωνιών στη φάση εκπαίδευσης των FNN

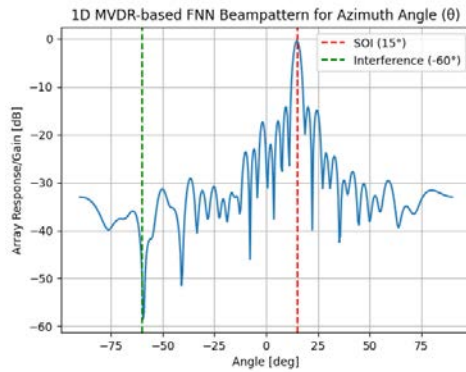
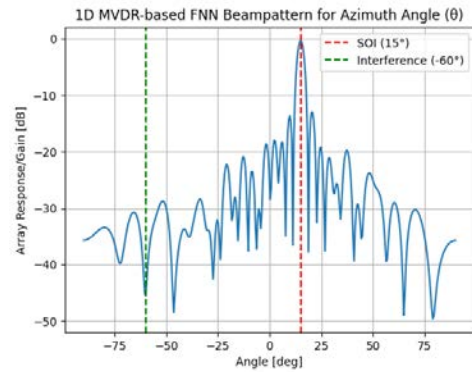
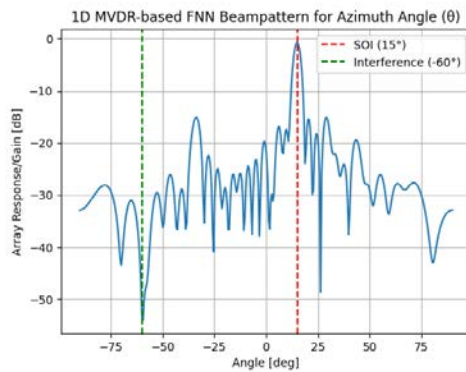
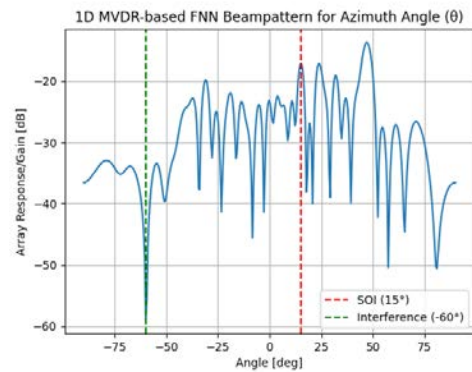
B.1 Εκπαίδευση FNN για διαφορετικά εύρη γωνιών

Για την εξακρίβωση των κατά προσέγγιση βέλτιστων δυνατών μηκών ευρών γωνιών άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την δημιουργία του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης των μοντέλων FNN για τις διαφορετικές περιπτώσεις προσομοιώσεων που παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 4, είναι αναγκαίοι οι σχετικοί πειραματισμοί. Μέσα από αυτούς καθίσταται εφικτός ο εντοπισμός εκείνου του μήκους του διαστήματος γωνιών για κάθε περίπτωση, με βάση το οποίο το εκπαιδευμένο FNN παρουσιάζει, κατά την αποτίμησή του, μια βέλτιστη εικόνα στο beampattern, με διακριτό/τούς τον/τους κύριο/ους λοβό/ους στις κατευθύνσεις άφιξης των σημάτων ενδιαφέροντος, σωστά τοποθετημένα τα μηδενικά στις κατευθύνσεις των παρεμβολών, και δευτερεύοντες λοβούς αισθητά μικρότερους σε ύψος από τους κύριους.

Η διαδικασία πραγματοποίησης των συγκεκριμένων πειραματισμών περιλαμβάνει διαδοχικές εκπαιδεύσεις του εκάστοτε FNN αρχικά για ένα μικρό εύρος γωνιών, το οποίο σιγά-σιγά αυξάνεται ανά λίγες μοίρες (π.χ. ανά 10°) έως ότου βρεθεί ένα μήκος διαστήματος γωνιών με το οποίο προκύπτει ένα μοντέλο του οποίου η αποτίμηση οδηγεί στον σχηματισμό ενός beampattern που δεν πληροί τις προϋποθέσεις που αναφέρθηκαν νωρίτερα. Το μήκος του εύρους γωνιών ενός προηγούμενου βήματος της διαδικασίας, με το οποίο παράγεται ένα μοντέλο που επιτυγχάνει μια ικανοποιητική μορφή beampattern, είναι αυτό το οποίο επιλέγεται για την εκάστοτε περίπτωση ως βέλτιστο μήκος διαστήματος και χρησιμοποιείται στη

συνέχεια στις προσομοιώσεις του Κεφαλαίου 4.

Ένα στιγμιότυπο εφαρμογής αυτής της διαδικασίας παρουσιάζεται στο Σχήμα Β.1 για την περίπτωση κατασκευής ενός FNN τύπου MVDR για ULA συστοιχία με $N_r = 32$ στοιχεία, κατά την εκπαίδευση του οποίου, στον υπολογισμό του πίνακα συνδιασποράς, χρησιμοποιείται ολόκληρο το λαμβανόμενο σήμα. Όταν το FNN εκπαιδεύεται με εύρη μήκους 50° και 70° , τα παραγόμενα beampattern από την αποτίμησή του χαρακτηρίζονται ως ικανοποιητικά και έχουν όλα τα απαιτούμενα χαρακτηριστικά. Όταν εκπαιδεύεται με διάστημα μήκους 100° , φαίνεται ότι στο αντίστοιχο beampattern, παρόλο που ο κύριος λοβός και το μηδενικό τοποθετούνται σωστά, υπάρχουν κάποιοι δευτερεύοντες λοβοί που έχουν κάπως αυξημένο ύψος. Όταν, πια, εκπαιδεύεται με διάστημα γωνιών μήκους 120° , τότε στο αντίστοιχο beampattern δεν γίνεται διακριτός καθαρά ο κύριος λοβός, ένδειξη ότι το βέλτιστο μήκος είναι κάποιο από τα προηγούμενα. Για αυτό το λόγο, το βέλτιστο μήκος ορίζεται να είναι ίσο με 70° , και αυτό είναι και το μήκος που χρησιμοποιήθηκε στο κεφάλαιο των αποτελεσμάτων.

(α') Angle range width: 50° (β') Angle range width: 70° (γ') Angle range width: 100° (δ') Angle range width: 120°

Σχήμα B.1: Beampattern FNN μορφοποιητή δέσμης τύπου MVDR για ULA με $N_r = 32$ στοιχειοκεραίες όταν το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης δημιουργείται από τυχαία σήματα ενδιαφέροντος από εύρη γωνιών μήκους 50° , 70° , 100° και 120°