



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών

και Μηχανικών Υπολογιστών

ΔΠΜΣ Επιστήμη Δεδομένων & Μηχανική Μάθηση

**Υψηλού Επιπέδου Προσομοίωση για την
Χαρτογράφηση της Υποθαλάσσιας Ραδιενέργειας σε
Μεγάλη Κλίμακα από Υποβρύχια Gliders**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΕΛΚΟΝ ΧΑΤΣΙΚΙΑΝ

Αθήνα, Φεβρουάριος 2023



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών

και Μηχανικών Υπολογιστών

ΔΠΜΣ Επιστήμη Δεδομένων & Μηχανική Μάθηση

**Υψηλού Επιπέδου Προσομοίωση για την
Χαρτογράφηση της Υποθαλάσσιας Ραδιενέργειας σε
Μεγάλη Κλίμακα από Υποβρύχια Gliders**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΕΛΚΟΝ ΧΑΤΣΙΚΙΑΝ

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Καράντζαλος

Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 28^η Φεβρουαρίου 2023.

.....
Κωνσταντίνος Καράντζαλος

Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Αθανάσιος Βουλόδημος

Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Παρασκευή Νομικού

Αν. Καθηγήτρια Ε.Κ.Π.Α.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2023

.....
Μελκόν Χατσιαϊάν

Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Μελκόν Χατσιαϊάν, 2023.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η αναζήτηση πηγών ραδιενέργειας, καθώς και η χαρτογράφηση των επιπέδων της, κάτω από την επιφάνεια της θάλασσας, αποτελεί μία ανάγκη μείζονος σημασίας για την προστασία της υποθαλάσσιας και της ανθρώπινης ζωής. Για τον λόγο, αυτό, στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η προσομοίωση των τιμών μέτρησης ραδιενέργειας στον βυθό της θάλασσας, με την χρήση νέων αυτόνομων οχημάτων πλοήγησης, τα underwater gliders. Για την επίτευξη του στόχου μας, αρχικά υλοποιούμε την προσομοίωση των πορειών των underwater gliders μέσα σε έναν όγκο ενδιαφέροντος. Έπειτα, προσομοιώνουμε και τις αναμενόμενες τιμές μέτρησης της ραδιενέργειας με βάση τις πορείες που σχεδιάστηκαν, για διαφορετικού είδους πηγές. Στην συνέχεια, χρησιμοποιούμε την τεχνική του interpolation, μέσω μίας ήδη υλοποιημένης συνάρτησης, καθώς και ενός νευρωνικού δικτύου, το οποίο κατασκευάσαμε, για την προσέγγιση των άγνωστων τιμών των σημείων, από τα οποία δεν πέρασαν τα underwater gliders βάση της σχεδιασμένης πορείας τους. Τέλος, θεωρούμε τα αποτελέσματα της προσομοίωσης αρκετά ικανοποιητικά και ενθαρρυντικά, σύμφωνα με την αξιολόγηση που πραγματοποιήσαμε κατά την εκτέλεση του παραπάνω μηχανισμού.

Λέξεις Κλειδιά

προσομοίωση, ραδιενέργεια, πηγές ραδιενέργειας, υποθαλάσσια αυτόνομα οχήματα πλοήγησης, underwater gliders, μηχανική μάθηση, νευρωνικό δίκτυο, multilayer perceptron, MLP

Abstract

The search for radiation sources, as well the mapping of radiation levels under the surface of the sea, is of major importance for the protection of marine and human life. For this exact reason, the purpose of this diploma thesis is the simulation of radiation measurements in the sea, by using a new type of autonomous underwater vehicles, called underwater gliders. Initially, in order to achieve our goal, we implement the simulation of the paths that the underwater gliders will follow, in a volume of interest, which we define. Afterwards, we simulate the expected measurements of radiation, based on the paths of the underwater gliders and the different type of radiation sources, which were chosen. Next, we make use of the technique of interpolation, by taking advantage of an already implemented library, as well as a neural network, which we designed, in order to estimate the unknown values of the coordinates, from which the underwater gliders did not pass, as they were not included in the created paths. Finally, we consider the results of the simulation to be quite satisfactory and encouraging, according to the evaluation we carried out during the execution of the above mechanism.

Key words

simulation, radiation, radiation sources, autonomous underwater vehicle, underwater gliders, machine learning, neural network, multilayer perceptron, MLP

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε από τον Μαΐο 2022 έως τον Φεβρουάριο 2023, στο Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης της σχολής Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, στα πλαίσια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών 'Επιστήμη Δεδομένων & Μηχανική Μάθηση'.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Επιβλέποντα Καθηγητή μου κ. Κωνσταντίνο Καράντζαλο για την βοήθειά και την καθοδήγηση του στην εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καθώς και συνολικά για την έως τώρα συνεργασία μας. Ακόμη, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Μεταδιδακτορικό Ερευνητή κ. Μάκη Ντούσκο για τις πολύτιμες συμβουλές του και την καθοδήγησή του, καθώς ήταν ενεργά στο πλάι μου από την αρχή μέχρι το τέλος της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Οι γνώσεις και οι ιδέες του αποτέλεσαν έναν σημαντικό παράγοντα στην επιτυχή εκπλήρωση της.

Κλείνοντας, ένα ακόμη σημαντικό κεφάλαιο της ζωής μου, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου, παλαιούς και νεότερους, για την υποστήριξη που μου παρείχαν κατά την διάρκεια των φοιτητικών μου χρόνων και για τις αξέχαστες στιγμές που περάσαμε μαζί.

Ακόμη, οφείλω να ευχαριστήσω τους φίλους και συμφοιτητές μου στο Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα, Βασίλη και Δημήτρη, για τις αμέτρητες ώρες που περάσαμε μιλώντας διαδικτυακά στα χρόνια του Covid-19, για τα μαθήματα του ΔΠΜΣ.

Τέλος, το μεγαλύτερο ευχαριστώ ανήκει στους γονείς μου για την απεριόριστη εμπιστοσύνη και την αδιάκοπη στήριξη τους κατά το σύνολο των ακαδημαϊκών μου χρόνων.

Μελκόν Χατσιγιάν,

28 Φεβρουαρίου 2023

Περιεχόμενα

Περίληψη	6
Abstract	8
Ευχαριστίες.....	10
Περιεχόμενα	12
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	15
1.1 Σημασία αναζήτησης πηγών ραδιενέργειας.....	15
1.2 Αντικείμενο και Συνεισφορά της Εργασίας	15
1.3 Δομή της Εργασίας.....	16
Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	19
2.1 Εισαγωγή στα underwater gliders	19
2.2 Κινηματική των underwater gliders	20
2.3 Multilayer Perceptron	22
2.4 Σύνθεση τιμών εξόδου από αραιό σύνολο τιμών εισόδου	23
2.5 Positional Encoding.....	25
Κεφάλαιο 3: Σχεδιασμός Περιβάλλοντος Προσομοίωσης	28
3.1 Εισαγωγή.....	28
3.2 Προσομοίωση Περιβάλλοντος και Πορειών.....	28
3.3 Προσομοίωση Πηγών Ραδιενέργειας.....	29
3.3.1 Σημειακές Πηγές.....	30
3.3.2 Πηγές κατανομής.....	31
3.3.3 Διάχυτες πηγές.....	31
3.3.4 Plume - Κωνοειδείς πηγές.....	32
3.4 Interpolation.....	33
3.4.1 Γραμμική Παρεμβολή	34
3.4.2 Υλοποίηση Αλγορίθμου Παρεμβολής με MLP.....	35

Κεφάλαιο 4: Αποτελέσματα Προσομοίωσης και Μεθόδων Παρεμβολής.....	38
4.1 Εισαγωγή.....	38
4.2 Αποτελέσματα Προσομοίωσης Περιβάλλοντος και Τροχιών	38
4.3 Αποτελέσματα Προσομοίωσης Πηγών Ραδιενέργειας.....	40
4.4 Μετρικές Αξιολόγησης Μοντέλων και Χαρακτηριστικά Συστήματος.....	49
4.5 Αποτελέσματα Παρεμβολής των Προσομοιωμένων Τιμών Ραδιενέργειας	50
4.5 Σχολιασμός Αποτελεσμάτων Μεθόδων Παρεμβολής.....	53
Κεφάλαιο 5: Επίδραση Υπερπαραμέτρων Multilayer Perceptron	56
5.1 Εισαγωγή.....	56
5.2 Πειραματισμός με αριθμό κρυφών επιπέδων MLP	56
5.3 Χρήση Positional Encoding.....	57
Κεφάλαιο 6: Επίλογος	61
6.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα.....	61
6.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις	62
Κατάλογος Σχημάτων	64
Κατάλογος Πινάκων	66
Βιβλιογραφία	68

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Σημασία αναζήτησης πηγών ραδιενέργειας

Η ραδιενέργεια αποτελεί μία μορφή ενέργειας, η οποία μεταδίδεται σε μορφή κυμάτων ή σωματιδίων, και διαχωρίζεται σε κατηγορίες ανάλογα με το είδος της ραδιενεργούς διάσπασης. Η ραδιενέργεια μπορεί να έχει ευεργετικές συνέπειες για τον άνθρωπο εφόσον χρησιμοποιηθεί σε μικρές δόσεις και με ασφάλεια, όπως για τον σχηματισμό ιατρικών απεικονίσεων και την αντιμετώπιση ασθενειών. Ωστόσο, η έκθεση σε μεγάλη ποσότητα ραδιενέργειας μπορεί να αποβεί καταστροφική για οποιαδήποτε μορφή ζωής.

Συνεπώς, γίνεται κατανοητό το πόσο σημαντική είναι η αναζήτηση και ο εντοπισμός πηγών ραδιενέργειας, οι οποίες μπορεί να είτε φυσικές είτε δημιουργημένες από τον άνθρωπο. Με τον εντοπισμό αυτών των πηγών, μας δίνεται η δυνατότητα να λάβουμε τα κατάλληλα μέτρα ώστε να προστατέψουμε την ανθρώπινη ζωή, καθώς και το περιβάλλον. Ακόμη, η δραστηριότητα των πηγών, καθώς και των φαινομένων που συμβαίνουν γύρω από αυτές, αποτελούν αντικείμενο έρευνας και απασχόλησης ενός μέρους της επιστημονικής κοινότητας.

1.2 Αντικείμενο και Συνεισφορά της Εργασίας

Η αναζήτηση ραδιενεργών πηγών κάτω από την επιφάνεια της θάλασσας, καθώς και η χαρτογράφηση των επιπέδων ραδιενέργειας που υπάρχουν στον ωκεανό αποτελούν μείζονος σημασίας για την προστασία της ανθρώπινης αλλά και της υποθαλάσσιας ζωής. Αυτόν τον στόχο έχει και το ευρωπαϊκό έργο

RAMONES: Advancing deep-ocean radioactivity monitoring to Environmental Intelligence status [1].

Η χαρτογράφηση των επιπέδων ραδιενέργειας μπορεί να επιτευχθεί με την χρήση υποθαλάσσιων οχημάτων, στα οποία έχουν εγκατασταθεί οι κατάλληλοι αισθητήρες μέτρησης. Ένα είδος υποθαλάσσιων οχημάτων αποτελούν τα underwater gliders, τα οποία προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα συγκριτικά με άλλα οχήματα. Η πορεία που θα ακολουθήσει ένα αυτόνομο όχημα προκαθορίζεται από τον χρήστη συναρτήσει των απαιτήσεων για την σωστή κάλυψη ενός όγκου ενδιαφέροντος. Ωστόσο, είναι αναγκαία η πραγματοποίηση προσομοιώσεων, πριν την εκτέλεση των πειραμάτων, προκειμένου να γίνει η αναζήτηση της βέλτιστης πορείας των υποθαλάσσιων οχημάτων. Ακόμη, μέσω της προσομοίωσης, γίνεται δυνατή η εκτίμηση των μετρήσεων κατά την εκτέλεση των πειραμάτων, συναρτήσει των διαφορετικών πηγών ραδιενέργειας που μπορεί να υπάρχουν στον όγκο ενδιαφέροντος.

Για τον σκοπό, αυτό, στην παρούσα διπλωματική εργασία υλοποιούμε την προσομοίωση των αναμενόμενων τιμών μέτρησης της ραδιενέργειας από τους αισθητήρες, σε συνάρτηση με τις διαφορετικές τύπου πηγές. Επιπροσθέτως, υλοποιούμε την προσομοίωση τεσσάρων διαφορετικού είδους χωρικών κατανομών ραδιενέργειας. Ακόμη, συγκρίνουμε τα διαφορετικά είδη τροχιών των underwater gliders συναρτήσει με την καλύτερη κάλυψη του χώρου αναζήτησης και τον χρόνο που απαιτείται για την ολοκλήρωση αυτών. Τέλος, χρησιμοποιούμε την τεχνική του interpolation για την προσέγγιση των τιμών της ραδιενέργειας σε περιοχές, τις οποίες οι προκαθορισμένες τροχιές των underwater gliders δεν περιελάμβαναν. Για την βελτίωση αυτών των αποτελεσμάτων και την μείωση του απαιτούμενου χρόνου εκτέλεσης, δημιουργούμε και χρησιμοποιούμε ένα πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο, όπως θα δείξουμε στην συνέχεια της εργασίας.

1.3 Δομή της Εργασίας

Στο κεφάλαιο 2 παρουσιάζουμε το θεωρητικό υπόβαθρο, στο οποίο στηρίχθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία. Παραθέτουμε πληροφορίες για τα underwater gliders και τις μεθόδους με τις οποίες επιτυγχάνουν την κίνησή τους στο νερό. Ακόμη, παρουσιάζουμε τον τρόπο λειτουργίας ενός πλήρως διασυνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου, καθώς και προγενέστερες έρευνες σχετικά με την σύνθεση εξόδου από αραιά σύνολο δεδομένων εισόδου και την αύξηση των διαστάσεων της εισόδου με την χρήση της τεχνικής του positional encoding.

Στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζουμε την σχεδίαση του όγκου ενδιαφέροντος και τον τροχίον των underwater gliders. Ακόμη, παρουσιάζουμε τα διαφορετικά είδη πηγών ραδιενέργειας που προσθέσαμε στην προσομοίωση μας. Τέλος, παρουσιάζουμε και δύο διαφορετικές μεθόδους παρεμβολής που χρησιμοποιήσαμε για την προσέγγιση άγνωστων τιμών ραδιενέργειας μέσα στον όγκο ενδιαφέροντος.

Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης των τροχίον των underwater gliders και των πηγών ραδιενέργειας. Ακόμη, παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα αποτελέσματα των μεθόδων παρεμβολής.

Στο κεφάλαιο 5 παραθέτουμε τα βήματα που ακολουθήσαμε προκειμένου να καταλήξουμε στην τελική αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που αναπτύξαμε.

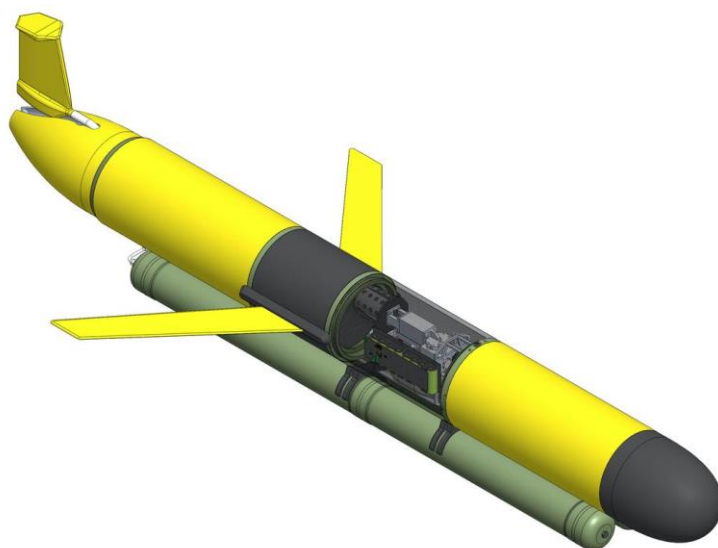
Στο κεφάλαιο 6 συνοψίζουμε την παρούσα διπλωματική εργασία και παραθέτουμε πιθανές μελλοντικές κατευθύνσεις, για την περαιτέρω ανάπτυξη της προσομοίωσης που πραγματοποιήσαμε.

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Εισαγωγή στα underwater gliders

Τα underwater gliders αποτελούν αυτόνομα υποθαλάσσια οχήματα, τα οποία εκμεταλλεύονται την πλευστότητα τους για να κινηθούν μέσα στο νερό [2]. Σε αντίθεση με τα πιο παραδοσιακά υποθαλάσσια οχήματα πλοήγησης που χρησιμοποιούν κάποιον κινητήρα ώστε να λάβουν ώθηση και να κινηθούν στο νερό, τα underwater gliders μεταβάλλουν το κέντρο βάρους τους, ώστε να πετύχουν άνωση και βύθιση, καθώς και τα πτερύγια τους για να μετατρέψουν την κάθετη κίνηση σε οριζόντια και αντίστροφα. Το σχήμα ενός underwater glider είναι παρόμοιο με αυτό μίας τορπίλης, ώντας μακρύ και λεπτό όπως φαίνεται στην εικόνα 2.1. Σε αυτά μπορούν να εγκαταστηθούν διαφορετικού είδους αισθητήρες και κάμερες, ανάλογα με το τι θέλει ο χρήστης να εντοπίσει κάτω από την επιφάνεια της θάλασσας. Τέλος, η τροχιά που θα ακολουθήσουν είναι προκαθορισμένη πριν από την έναρξη της κίνησης τους.



Σχήμα 2.1: Μορφή ενός underwater glider

Το πιο σημαντικό πλεονέκτημα που προσφέρουν τα συγκεκριμένα οχήματα πλοήγησης είναι η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Όπως περιγράψαμε παραπάνω, χρησιμοποιούν κατά κύριο λόγο την μεταβολή του κέντρου βάρους τους για να πετύχουν την κίνησή τους. Συνεπώς, η ελάχιστη χρήση ενός κινητήρα, ο οποίος χρησιμοποιείται μόνο για μία μικρή αρχική ώθηση, οδηγεί σε χαμηλή χρήση της μπαταρίας που διαθέτουν. Αποτέλεσμα αυτού είναι η δυνατότητα τους να παραμείνουν κάτω από την επιφάνεια της θάλασσας για πολύ μεγάλα χρονικά διαστήματα, δίχως να απαιτούν φόρτιση ή αλλαγή της μπαταρίας τους.

Ωστόσο, υπάρχουν και ορισμένοι περιορισμοί κατά την επιλογή της χρήσης των συγκεκριμένων οχημάτων. Βασικό περιορισμό αποτελεί η μικρή ταχύτητα κίνησης, αφού το μέγιστο που μπορεί να φτάσει είναι περίπου στα 2 χιλιόμετρα ανά ώρα. Συνεπώς, αυτό δεν τα κάνει κατάλληλα για την παρακολούθηση στόχων, οι οποίοι κινούνται με μεγαλύτερη ταχύτητα από αυτήν. Ένα ακόμη μειονέκτημα αποτελεί η τροποποίηση της κατεύθυνσης τους, καθώς απαιτεί σημαντικό χρόνο αφού χρησιμοποιούν την αλλαγή του κέντρου βάρους τους και τα πτερύγια τους, σε αντίθεση με άλλα οχήματα πλοήγησης που βασίζονται μόνο στον κινητήρα τους για την αλλαγή κατεύθυνσης. Τέλος, τα underwater gliders διαθέτουν λιγότερο χώρο για την εγκατάσταση και μεταφορά οργάνων μέτρησης συγκριτικά με άλλα οχήματα πλοήγησης, κάτι που περιορίζει την δυνατότητα τους να χρησιμοποιηθούν σε πιο σύνθετες έρευνες, όπου αντικείμενο είναι η παρακολούθηση περισσότερων από ένα φαινομένων.

Συνολικά, τα underwater gliders είναι κατάλληλα για έρευνες, κατά τις οποίες η δυνατότητα της παραμονής τους μέσα στην θάλασσα για μεγαλύτερης διάρκειας περιόδους είναι πιο σημαντική από την υψηλή ταχύτητα ή την γρήγορη αλλαγή κατεύθυνσης που προσφέρουν άλλα αυτόνομα υποθαλάσσια οχήματα πλοήγησης. Η χρήση των underwater gliders περιλαμβάνει κατά κύριο λόγο την έρευνα των ωκεανών, την παρακολούθηση του περιβάλλοντος, καθώς και την αξιοποίηση τους για στρατιωτικούς σκοπούς.

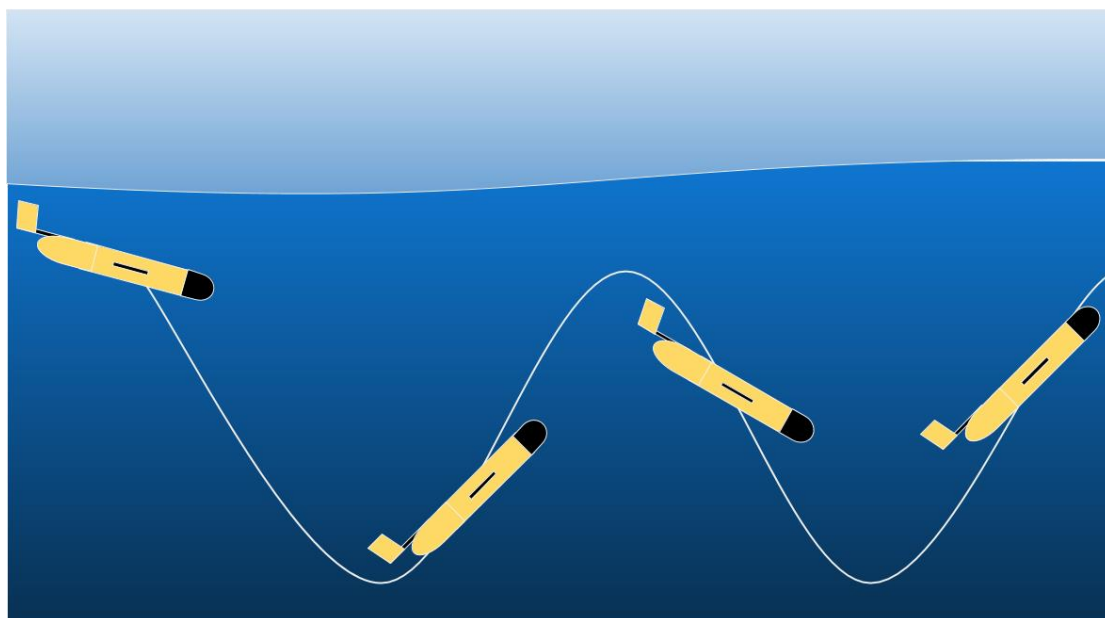
2.2 Κινηματική των underwater gliders

Τα underwater gliders, όπως αναφέραμε παραπάνω, χρησιμοποιούν την αλλαγή του κέντρου βάρους τους, την αλλαγή της κατεύθυνσης των πτερυγίων τους, καθώς και μία ελάχιστη ώθηση από έναν κινητήρα για την επίτευξη της κίνησής τους [3], [4].

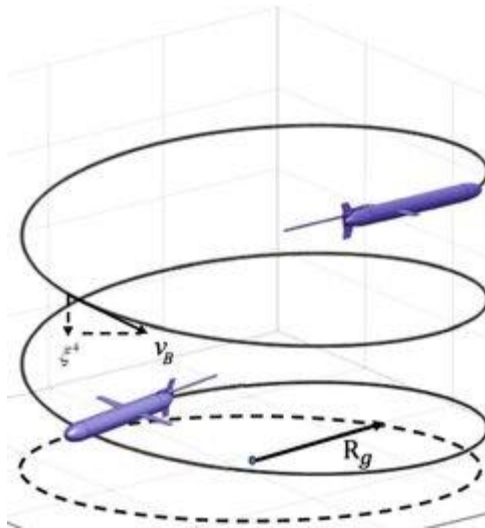
Ωστόσο, μία πολύ σημαντική παράμετρος για τον καθορισμό της κίνησής τους αποτελεί το pitch angle. Το pitch angle είναι η γωνία που σχηματίζεται

μεταξύ του άξονα που κινείται παράλληλα το όχημα και του οριζόντιου άξονα. Με το pitch angle καθορίζεται το βάθος πλεύσης του underwater glider και τροποποιείται με την αλλαγή της γωνίας των πτερυγίων του οχήματος. Το pitch angle μπορεί να λάβει τιμές από -25° έως 25° . Όταν το pitch angle είναι θετικό, τότε επιτυγχάνεται η άνωση του οχήματος, ενώ η βύθιση πραγματοποιείται όταν το pitch angle είναι αρνητικό. Κατά την πλεύση τους, τα συγκεκριμένα οχήματα πλοήγησης τροποποιούν το pitch angle μεταξύ θετικού και αρνητικού, ώστε να επιτύχουν την πορεία που τους έχει προιαθοριστεί. Συνεπώς, το pitch angle είναι μία παράμετρος με την οποία μπορεί να ελεγχθεί το βάθος πλεύσης και η ταχύτητα του οχήματος.

Η αλλαγή του κέντρου βάρους, η τροποποίηση της γωνίας των πτερυγίων και επακολούθως του pitch angle, καθώς και η μικρή ώθηση από έναν κινητήρα, αποτελούν τα βασικά χαρακτηριστικά, ώστε τα underwater gliders να μπορούν να επιτύχουν οριζόντια και κάθετη κίνηση, όπως και την αλλαγή κατεύθυνσης γύρω από έναν άξονα κάθετο σε αυτά. Ωστόσο, δίνεται η δυνατότητα του συνδιασμού των παραπάνω κινήσεων, για την επίτευξη πιο σύνθετων τροχιών. Στην παρούσα εργασία αξιοποιούμε αυτήν την δυνατότητα για να εξετάσουμε δύο σύνθετες κινήσεις, όπως την διαγώνια και την σπιρωτή κίνηση. Οι συγκεκριμένες τροχιές παρουσιάζονται στα σχήματα 2.2 και 2.3 αντίστοιχα.



Σχήμα 2.2: Διαγώνια κίνηση ενός underwater glider



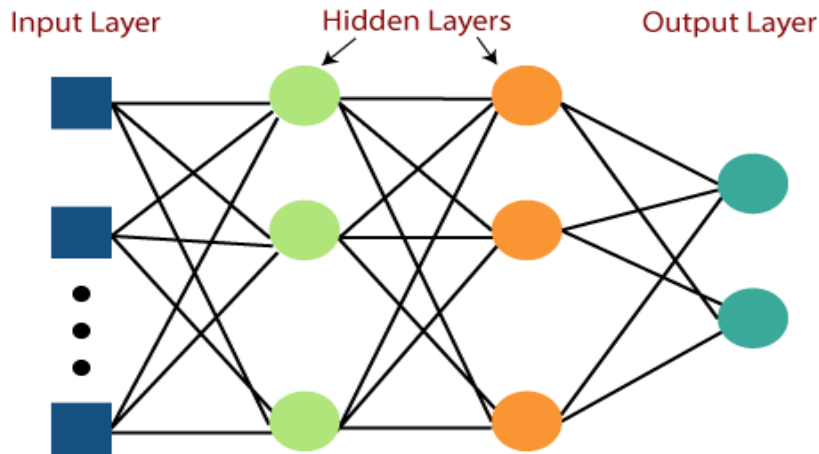
Σχήμα 2.3: Σπιρωτή κίνηση ενός underwater glider

2.3 Multilayer Perceptron

Το multilayer perceptron (MLP) αποτελεί ένα είδος νευρωνικού δικτύου, το οποίο αποτελείται από επίπεδα διασυνδεδεμένων μεταξύ τους κόμβων. Κάθε κόμβος ή νευρώνας λαμβάνει περισσότερες από μία εισόδους, τις επεξεργάζεται και παράγει ένα αποτέλεσμα, το οποίο και αποστέλλει στους κόμβους του επόμενου επιπέδου. Τα MLP αποτελούνται από το επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα και το επίπεδο εξόδου. Η αρχιτεκτονική ενός MLP παρουσιάζεται στην εικόνα 2.4.

Κατά την διαδικασία του forward pass, το επίπεδο εισόδου λαμβάνει την είσοδο από την χρήστη ή το σύστημα και το προωθεί στο επόμενο επίπεδο. Κάθε κόμβος είναι υπεύθυνος να πραγματοποιήσει συγκεκριμένους υπολογισμούς πάνω στις εισόδους που έλαβε ανάλογα με τα βάρη του (weights) και κάποιες σταθερές πραγματικές τιμές (bias) και να εφαρμόσει μία συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) στα αποτελέσματα. Το επίπεδο εξόδου είναι αυτό που παράγει το αποτέλεσμα του δικτύου και μπορεί να αποτελείται από μία ή περισσότερες εξόδους, ανάλογα με το τι έχει καθορίσει ο χρήστης κατά τον αρχικό σχεδιασμό του δικτύου.

Κατά την εκπαίδευση του δικτύου, τα βάρη του κάθε κόμβου, καθώς και τα biases, μεταβάλλονται σύμφωνα με την διαφορά του λάθους της εξόδου του MLP και της επιθυμητής εξόδου, σε μία διαδικασία που ονομάζεται backpropagation. Η συνάρτηση λάθους και η συνάρτηση που αναλαμβάνει την μεταβολή των βαρών και των biases (optimizer) ορίζονται από τον χρήστη κατά την αρχική επιλογή της αρχιτεκτονικής του δικτύου.



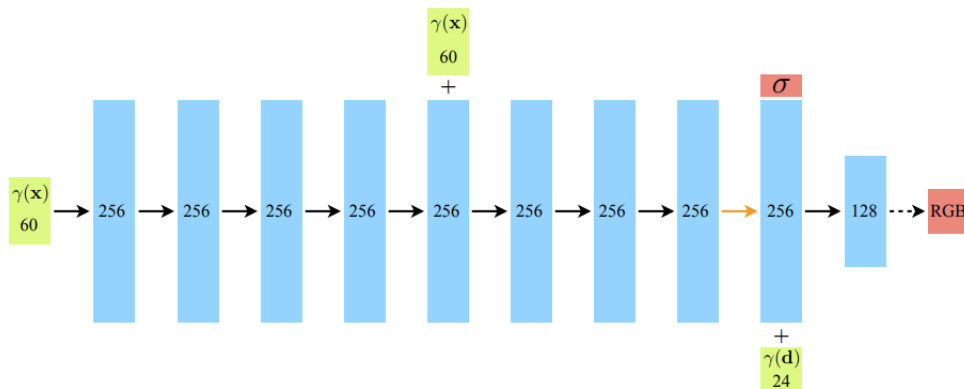
Σχήμα 2.4: Αρχιτεκτονική ενός Multilayer Perceptron

Τα MLP μπορούν να προσεγγίσουν σε πολύ μεγάλο βαθμό οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση, ανάλογα με την αρχιτεκτονική που έχει αρχικά επιλεγεί. Ωστόσο, ένα συχνό πρόβλημα που ενδέχεται να προκύψει και έχει ως αποτέλεσμα την αισθητή μείωση της απόδοσής τους, αποτελεί η υπερεκπαίδευση (overfitting). Η υπερεκπαίδευση προκύπτει όταν το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται πάνω στα δείγματα για πολλές εποχές και έτσι, μπορεί να αναγνωρίζει μόνο αυτά. Συνεπώς, σε αυτήν την περίπτωση, το νευρωνικό δίκτυο δεν πετυχαίνει την γενίκευση πάνω στα δείγματα εισόδου και έχει ως αποτέλεσμα όταν του δοθεί μία είσοδος, την οποία δεν έχει λάβει πρωτύτερα, να μην μπορεί να προβλέψει την σωστή έξοδο. Τεχνικές όπως τα L1 ή L2 regularization, οι οποίες προσθέτουν κάποιο penalty στην συνάρτηση λάθους, καθώς το early stopping, κατά το οποίο η εκπαίδευση σταματά νωρίτερα με βάση κάποια συνθήκη που αφορά τα λάθη του νευρωνικού δικτύου κατά την εκπαίδευση, έχουν αναπτυχθεί ώστε να προλαμβάνουν το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης.

2.4 Σύνθεση τιμών εξόδου από αραιό σύνολο τιμών εισόδου

Έπειτα από την λήψη των τιμών ραδιοενέργειας από τους αισθητήρες, οι οποίοι είναι τοποθετημένοι πάνω στα underwater gliders, μία διαδικασία που πρέπει να ακολουθήσουμε είναι αυτή της προσέγγισης των υπόλοιπων τιμών ραδιοενέργειας του χώρου αναζήτησης με βάση τις πραγματικές τιμές. Πιο συγκεκριμένα, λόγω του ότι οι τροχιές των underwater gliders καλύπτουν μόνο ένα πολύ μικρό ποσοστό του χώρου αναζήτησης, είναι απαραίτητο να προσομοιώσουμε τις υπόλοιπες τιμές του χώρου, όπως θα αναπτύξουμε και στο κεφάλαιο 4.

Οι Mildenhall et al. παρουσίασαν το NeRF [5], μία μέθοδο για την σύνθεση σύνθετων σκηνών, χρησιμοποιώντας μια συνεχή συνάρτηση από ένα αραιό σύνολο τιμών εισόδου. Η μέθοδος, αυτή, αποτελείται από ένα πλήρως διασυνδεδεμένο βαθύ νευρωνικό δίκτυο, με 5D είσοδο που αποτελείται από την τοποθεσία (x, y, z) και την γωνία θέασης (θ, φ) . Το νευρωνικό δίκτυο παράγει μία έξοδο δύο διαστάσεων, όπου η πρώτη αφορά την ακτινοβολία που περνά από το σημείο (x, y, z) με γωνία (φ, θ) , η οποία αντιστοιχίζεται σε ένα χρώμα RGB, και την πυκνότητα της ακτινοβολίας. Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που κατασκευάστηκε, παρουσιάζεται στην εικόνα 2.5. Για την δημιουργία του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, η ομάδα τοποθέτησε σε διαφορετικές γωνίες θέασης (φ, θ) πομπούς ακτινοβολίας και κατέγραψε τις μετρήσεις της ακτινοβολίας και της πυκνότητας αυτής, σε διαφορετικές συντεταγμένες (x, y, z) .



Σχήμα 2.5: Αρχιτεκτονική δικτύου NeRF

Κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης και της λήψης των αποτελεσμάτων από το νευρωνικό δίκτυο, οι συγγραφείς παρατήρησαν ότι οι μέχρι πρότινος τεχνικές δεν παρουσίαζαν τα επιθυμητά αποτελέσματα, σχετικά με την κατασκευή και σύνθεση σκηνών σε υψηλή ευκρίνεια. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που παρουσιάζουν, το αίτιο αυτής της συμπεριφοράς, αποτελεί το γεγονός ότι τα MLP δεν είναι ικανά να μάθουν συναρτήσεις υψηλού βαθμού. Το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε χρησιμοποιώντας την τεχνική του positional encoding στην είσοδο, η οποία θα παρουσιαστεί στην ενότητα 2.5.

Συνολικά, η μέθοδος που παρουσιάστηκε από τους Mildenhall et al. αποτελεί μία καινοτόμο προσέγγιση στο πρόβλημα της σύνθεσης τιμών από ένα αραιό σύνολο τιμών εισόδου και μπορεί να προσεγγίσει σε πολύ καλό βαθμό την γεωμετρία των αντικειμένων που δέχεται ως είσοδο, καθώς και τα χρώματα

αυτών. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, το NeRF υπερτερεί έναντι άλλων τεχνικών για την σύνθεση σύνθετων σκηνών.

2.5 Positional Encoding

Το positional encoding αποτελεί μία τεχνική, η οποία χρησιμοποιείται κατά κόρον στους τομείς της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (natural language processing) και της όρασης υπολογιστών (computer vision), προκειμένου να εισάγουμε πληροφορία θέσης στις ακολουθίες εισόδου. Με αυτόν τον τρόπο, δίνεται η δυνατότητα στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται να κατανοήσουν καλύτερα τις σχετικές θέσεις των διαφορετικών στοιχείων στην ακολουθία εισόδου.

Η παραδοσιακή τεχνική του positional encoding αφορούσε την εισαγωγή ενός νέου πίνακα εισόδου με διαφορετικές τιμές κάθε φορά για κάθε ένα στοιχείο της ακολουθίας εισόδου. Η συγκεκριμένη μέθοδος δεν είναι αρκετά αποδοτική, καθώς δεν κλιμακώνει καλά για μεγάλες εισόδους λόγω των απαιτήσεων της για χώρο στην μνήμη, και μπορεί να οδηγήσει στο φαινόμενο του overfitting, καθώς προσθέτει μεγάλη πολυπλοκότητα στο μοντέλο. Οι Vaswani et al. [6] παρουσίασαν μία εναλλακτική προσέγγιση του positional encoding, κατά την οποία προσθέτουμε έναν σταθερό πίνακα σε κάθε στοιχείο της ακολουθίας εισόδου. Έπειτα, ο νέος πίνακας κωδικοποιεί το στοιχείο της εισόδου σε συνάρτηση με τα υπόλοιπα της ακολουθίας και παράγει τον τελικό πίνακα, ο οποίος στην συνέχεια εισάγεται ως είσοδος στο μοντέλο.

Ο υπολογισμός του πίνακα, που περιγράφηκε παραπάνω, πραγματοποιείται κάνοντας χρήση συναρτήσεων ημιτονοειδούς τύπου. Σύμφωνα με τους συγγραφείς, η συγκεκριμένη προσέγγιση βελτίωσε την απόδοση του μοντέλου που είχαν κατασκευάσει με σκοπό την μοντελοποίηση της φυσικής γλώσσας. Ακόμη, συνέκριναν την απόδοση της συγκεκριμένης προσέγγισης με άλλες προσεγγίσεις του positional encoding, όπως της προσθήκης ενός πίνακα με διαφορετικές τιμές σε κάθε είσοδο που αναφέρθηκε παραπάνω, και διαπίστωσαν πως η προσέγγισή τους ήταν η πιο αποδοτική.

Μία ακόμη σχετική δημοσίευση με το positional encoding είναι αυτή των Tancik et al. [7]. Οι συγγραφείς της συγκεκριμένης δημοσίευσης προτείνουν την χρήση των χαρακτηριστικών Fourier για την μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην εκμάθηση συναρτήσεων υψηλής συχνότητας για εισόδους χαμηλών διαστάσεων. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που παρουσίασαν, η συγκεκριμένη μέθοδος είναι αποτελεσματικότερη σε σύγκριση με άλλες τεχνικές αναπαράστασης των

δεδομένων σε υψηλότερες διαστάσεις και επιτρέπει στο δίκτυο να μάθει συναρτήσεις υψηλής συχνότητας. Τα πειράματα που πραγματοποιήσαν εμπεριείχαν την ταξινόμηση εικόνων (image classification), την παλινδρόμηση (regression) και το generative modeling.

Κατά την τεχνική που παρουσιάζουν οι συγγραφείς, προτείνεται μία μέθοδος, κατά την οποία προσεγγίζουν τον μετασχηματισμό Fourier μέσω μίας συλλογής από παραμέτρους που μαθαίνονται, οι οποίες στην συνέχεια, χρησιμοποιούνται για την κατασκευή των χαρακτηριστικών Fourier. Τέλος, τα χαρακτηριστικά Fourier ενώνονται με την αρχική ακολουθία εισόδου και δημιουργούν μία νέα αναπαράσταση των δεδομένων, η οποία εμπεριέχει την χωρική πληροφορία και την συχνότητα της αρχικής εισόδου.

Κεφάλαιο 3

Σχεδιασμός Περιβάλλοντος Προσομοίωσης

3.1 Εισαγωγή

Στον παρόν κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε τις κατευθύνσεις που ακολουθήσαμε για τον σχεδιασμό των τροχιών των underwater gliders, καθώς και την επιλογή και σχεδιασμό σημειακών πηγών και διαφορετικού τύπου χωρικών κατανομών ραδιενέργειας. Ακόμη, θα παρουσιάσουμε και την τεχνική του interpolation, καθώς και δύο διαφορετικούς τρόπους υλοποίησης αυτής της λύσης στην προσομοίωση μας, για την προσέγγιση των άγνωστων τιμών ραδιενέργειας εντός του όγκου ενδιαφέροντος. Τέλος, πρέπει να σημειωθεί πως χρησιμοποιήθηκε μόνο η προγραμματιστική γλώσσα Python στην παρούσα διπλωματική εργασία, τόσο για τις γραφικές αναπαράστασεις που θα παρουσιαστούν παρακάτω, όσο και για τις προσομοιώσεις των μετρούμενων τιμών ραδιενέργειας και την κατασκευή και εκπαίδευση του MLP που θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο.

3.2 Προσομοίωση Περιβάλλοντος και Πορειών

Για την διεξαγωγή των πειραμάτων μας, αρχικά ορίζουμε τον χώρο ενδιαφέροντος, ο οποίος έχει την μορφή ενός κυβοειδούς σχήματος τριών διαστάσεων με μέγεθος $3000 \times 3000 \times 300$ (x, y, z άξονες αντίστοιχα) μέτρα. Ο όγκος, αυτός, παρουσιάζεται στην εικόνα 3.1. Στην προσομοίωση μας, επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε μέγεθη που ανταποκρίνονται στις πραγματικές συνθήκες και όχι υπό κάποια κλίμακα.



Σχήμα 3.1: Χώρος ενδιαφέροντος

Στην συνέχεια, και σύμφωνα με την ενότητα 2.2 σχεδιάζουμε τις τροχιές των underwater gliders, είτε με διαγώνια είτε με σπιρωτή κίνηση. Πρέπει να τονισθεί πως στην παρούσα διπλωματική εργασία, πραγματοποιούμε την παραδοχή, πως δεν υπάρχει κάποιο σφάλμα ή απόκλιση στις πορείες των οχημάτων πλοήγησης, που μπορεί να δημιουργηθεί εξαιτίας διάφορων υποθαλάσσιων συνθηκών.

Ακόμη, για την διαγώνια κίνηση, ορίζουμε την απόσταση μεταξύ δύο κινήσεων του underwater glider παράλληλα με κάποιον άξονα x ή y , ως **trajectory spacing**. Επίσης, για την σπιρωτή κίνηση, χωρίζουμε τον αρχικό όγκο σε μικρότερα κομμάτια ως προς τους άξονες x και y , τα οποία και ονομάζουμε **voxels** ή **voxel spacing**. Ορίζουμε, ακόμη, την ακτίνα της σπιρωτής κίνησης, ως το ένα τέταρτο του μεγέθους του voxel spacing. Τέλος, περιορίζουμε την κίνηση του underwater glider ως προς τον άξονα z , ώστε αυτό να κινείται μέσα στο εύρος $[25, 300]$. Ο λόγος για αυτόν τον περιορισμό είναι ότι το όχημα δεν μπορεί να βρεθεί πολύ κοντά στον πυθμένα της θάλασσας, προκειμένου να αποφευχθεί οποιαδήποτε σύγκρουση.

3.3 Προσομοίωση Πηγών Ραδιενέργειας

Στην παρούσα ενότητα θα παρουσιαστούν οι διαφορετικού τύπου πηγές ραδιενέργειας, με τις οποίες πειραματιστήκαμε, είτε για την προσομοίωση των μετρήσεων που θα πέραμε υπό πραγματικές συνθήκες σύμφωνα με τις τροχιές των underwater gliders, είτε για την γραφική τους αναπαράσταση. Όλες οι προσομοιωμένες τιμές των μετρήσεων ραδιενέργειας αποθηκεύτηκαν σε αρχεία τύπου csv, προκειμένου να αξιοποιηθούν αργότερα, όπως θα παρουσιαστεί σε επόμενα κεφάλαια.

3.3.1 Σημειακές Πηγές

Κατά την διαδικασία της επιλογής διαφορετικού τύπου πηγών, η πρώτη κατηγορία που εξετάζουμε είναι οι σημειακές πηγές. Μία σημειακή πηγή αποτελεί ένα θεωρητικό σενάριο που χρησιμοποιείται στην επιστήμη της φυσικής και αξιοποιείται για να περιγράψει την εκπομπή ραδιενέργειας από ένα απείρως μικρό σε μέγεθος σημείο στον χώρο. Ωστόσο, στον πραγματικό κόσμο δεν υπάρχουν πηγές-σημεία, αφού κάθε πηγή έχει ένα πραγματικό πεπερασμένο μέγεθος. Όμως, το μοντέλο της σημειακής πηγής μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μία καλή προσέγγιση όταν το μέγεθος της πηγής στον χώρο είναι πολύ μικρότερο από την απόσταση, στην οποία λαμβάνουμε μετρήσεις για την εκπεμπόμενη ραδιενέργεια από αυτήν.

Η ένταση της ραδιενέργειας που εκπέμπεται από μία σημειακή πηγή είναι αντιστρόφως ανάλογη του τετραγώνου της απόστασης μεταξύ της πηγής και του σημείου παρατήρησης [8]. Συνεπώς, καθώς απομακρυνόμαστε από την σημειακή πηγή, τόσο πιο γρήγορα μειώνεται η ένταση της ραδιενέργειας, σύμφωνα την αντιστρόφως ανάλογη σχέση. Ένα ακόμη φαινόμενο, το οποίο επηρεάζει σημαντικά την μετάδοση της ραδιενέργειας στον χώρο, είναι αυτό της θωράκισης (shielding). Σύμφωνα με το αυτό το φαινόμενο, η ένταση της ραδιενέργειας μειώνεται εκθετικά όσο η πυκνότητα του υλικού, στο οποίο διαδίδεται, αυξάνεται. Το φαινόμενο της θωράκισης ονομάζεται και ως απόσβεση (attenuation).

Συνεπώς, η ένταση της μετρούμενης ραδιενέργειας σε ένα σημείο από μία σημειακή πηγή, εξαρτάται από την ένταση της πηγής I_0 , την απόσταση της πηγής και του σημείου παρατήρησης R , καθώς τον δείκτη απόσβεσης (attenuation rate) μ , το οποίο είναι μία σταθερή τιμή που εξαρτάται από το μέσο διάδοσης. Έτσι, προκύπτει η ακόλουθη σχέση.

$$I_R = \frac{I_0}{R^2} \cdot e^{-\mu \cdot R} \quad (1)$$

Ακόμη, λαμβάνοντας υπόψιν τις πηγές [9], [10], ορίζουμε τον δείκτη απόσβεσης για μέσο διάδοσης το νερό ως $\mu \approx 7.2 \text{ m}^{-1}$, ενώ για τον αέρα ο δείκτης απόσβεσης ορίζεται ως $\mu \approx 7.8 \cdot 10^{-3} \text{ m}^{-1}$. Τέλος, προσθέτουμε τον όρο της στερεάς γωνίας $sa = 4 \cdot 10^4 / R^2$ στην σχέση (1) και συνεπώς, αυτή λαμβάνει την ακόλουθη μορφή.

$$I_R = \frac{4 \cdot I_0 \cdot 10^{-4}}{R^4} \cdot e^{-\mu \cdot R} \quad (2)$$

3.3.2 Πηγές κατανομής

Ένα είδος χωρικής κατανομής ραδιενέργειας που εξετάσαμε αποτελούν οι κατανομές αναφορές, οι οποίες καλύπτουν συνολικά τον όγκο ενδιαφέροντος. Η μοντελοποίηση του background μέσω των συναρτήσεων αναφοράς αποτελεί ένα σενάριο, το οποίο είναι αρκετά διαδεδομένο στην παρακολούθηση του περιβάλλοντος αλλά και την προστασία και περιθάλψη των ανθρώπων.

Μία κατανομή αναφοράς είναι μία κανονική ή γνωστή σε εμάς κατανομή, η οποία χρησιμοποιείται ως συγκριση σε σχέση με την λήψη των πραγματικών ή προσομοιωμένων μετρήσεων που λάβαμε για τον χώρο που αυτή καλύπτει. Για τον ορισμό της κατανομής αναφοράς που περιγράφει έναν χώρο, απαιτείται η μακροχρόνια λήψη των μετρήσεων ραδιενέργειας μέσα σε αυτόν. Έπειτα, σύμφωνα με αυτές τις μετρήσεις, μοντελοποιούμε την συμπεριφορά του φαινομένου ως background μέσα σε αυτόν τον χώρο και οδηγούμαστε στην εύρεση της κατανομής που τις περιγράφει.

Συνεπώς, έχοντας στην κατοχή μας την συνάρτηση αναφοράς, μας δίνεται η δυνατότητα να διαπιστώσουμε τυχόν αλλαγές ή ανωμαλίες των επιπέδων ραδιενέργειας στον χώρο σε μελλοντικό χρόνο και να λάβουμε τις κατάλληλες αποφάσεις για την προστασία του ανθρώπου ή του περιβάλλοντος.

3.3.3 Διάχυτες πηγές

Ο νόμος του Fick αποτελεί μία πολύ σημαντική εξίσωση στην επιστήμη της φυσικής, ο οποίος περιγράφει την ροή σωματιδίων ή κάποιας ουσία μέσα σε ένα μέσο διάδοσης [11]. Σύμφωνα με τον νόμο του Fick, ο ρυθμός διάχυσης εξαρτάται πλήρως από τον βαθμό της συγκέντρωσης της ουσίας. Ο νόμος του Fick εκφράζεται μαθηματικά από την σχέση (3), όπου J είναι ο ρυθμός διάχυσης, D είναι ο συντελεστής διάχυσης, C είναι η συγκέντρωση της ουσίας και x είναι η απόσταση πάνω στον άξονα διάχυσης.

$$J = -D \cdot \frac{dC}{dx} \quad (3)$$

Ωστόσο, στον πραγματικό κόσμο, η συγκέντρωση μίας ουσίας δεν είναι σταθερή, αφού αυτή μεταβάλλεται σε σχέση με τον χρόνο και τον χώρο, εξαιτίας της συνεχούς παραγωγής ή κατανάλωσης της ουσίας αυτής. Το σενάριο, αυτό, είναι γνωστό και ως μία διάχυτη πηγή. Προκειμένου να εκφραστεί αυτό το φαινόμενο, ο νόμος του Fick τροποποιείται ως εξής:

$$\frac{dC}{dt} = D \cdot \frac{d^2C}{dx^2} \quad (4)$$

Η σχέση (4) αποτελεί τον δεύτερο νόμο του Fick. Τέλος, ο νόμος του Fick για διάχυτες πηγές χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορα επιστημονικά πεδία, όπως αυτά της βιοφυσικής, της επιστήμης περιβάλλοντος και της χημικής μηχανικής. Πιο συγκεκριμένα, ο νόμος του Fick μπορεί να αξιοποιηθεί για να μοντελοποιήσει την μεταφορά ρύπων στα ύδατα.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, χρησιμοποιούμε το φαινόμενο της διάχυσης, για να μοντελοποιήσουμε μία χωρική πηγή ραδιενέργειας, η οποία καλύπτει συνολικά τον όγκο ενδιαφέροντος. Πιο συγκεκριμένα, αξιοποιούμε την αναλυτική μορφή του δεύτερου νόμου του Fick, η οποία παρουσιάζεται στην σχέση (5), όπου $C(x, t)$ είναι η συγκέντρωση της ουσίας σε σημείο x και χρονική στιγμή t , C_0 είναι η αρχική συγκέντρωση της ουσίας, C_s είναι η συγκέντρωση της ουσίας στο σημείο x , ενώ το $\text{erf}(x)$ αποτελεί την συνάρτηση λάθους.

$$C(x, t) = C_s - (C_s - C_0) \cdot \text{erf}\left(\frac{x}{2\sqrt{Dt}}\right) \quad (5),$$

$$\text{όπου} \quad \text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x \exp(-u^2) du \quad (6)$$

3.3.4 Plume - Κωνοειδείς πηγές

Το τελευταίο είδος πηγής, το οποίο προσθέσαμε στην προσομοίωσή μας, είναι το plume. Ένα plume ραδιενεργής δραστηριότητας ορίζει την εκπομπή μίας μάζας ραδιενεργών στοιχείων ή αερίων από κάποιο πυρηνικό γεγονός ή ατύχημα. Για παράδειγμα, τέτοιου είδους plumes μπορούν να δημιουργηθούν ως αποτέλεσμα μίας ηφαιστιακής έκρηξης και να μολύνουν τον αέρα ή τα ύδατα, εάν πρόκειται για υποθαλάσσια έκρηξη. Η συμπεριφορά ενός plume εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως το είδος και την ποσότητα της ραδιενεργούς

ουσίας που εκπέμπεται, τις καιρικές συνθήκες, τις κατεύθυνσεις του ανέμου ή των υδάτων. Ένα plume μπορεί να μεταφέρει πολύ γρήγορα και σε μεγάλες εκτάσεις, ραδιενεργά ισότοπα στον αέρα ή το νερό.

Μία μορφή μοντελοποίησης του plume αποτελεί το κωνοειδές σχήμα, κατά την διαδικασία όπου η ραδιενεργός ουσία εξέρχεται από το φαινόμενο που την προκάλεσε [12].

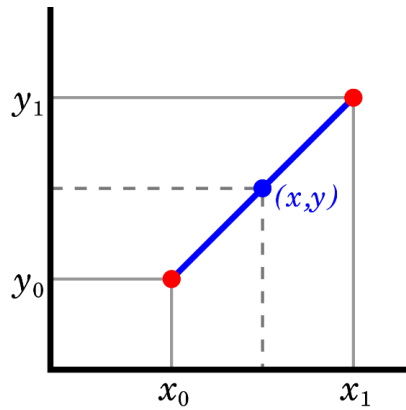
3.4 Τεχνικές Παρεμβολής

Οι αισθητήρες μέτρησης ραδιενέργειας που είναι εγκατεστημένοι στα underwater gliders, λαμβάνουν μετρήσεις ραδιενέργειας μόνο από τα σημεία από τα οποία διέρχονται και για ακτίνα ενός μέτρου γύρω από το όχημα. Συνεπώς, γίνεται αντιληπτό πως οι μετρήσεις που λαμβάνουμε είναι λίγες σε αριθμό, ώστε να μπορέσουμε να μοντελοποιήσουμε την συμπεριφορά της ραδιενέργειας στον χώρο ενδιαφέροντος.

Προκειμένου να μπορέσουμε να χαρτογραφήσουμε τα επίπεδα ραδιενέργειας στον χώρο, χρειάζεται να έχουμε στην κατοχή μας και εκτιμήσεις ραδιενέργειας, για περιοχές που τα underwater gliders δεν κάλυψαν. Οι τιμές, αυτές, μπορούν να προκύψουν μέσω μίας τεχνικής προσέγγισης άγνωστων τιμών που ονομάζεται interpolation.

Η τεχνική του interpolation περιγράφει ένα μαθηματικό μοντέλο, το οποίο χρησιμοποιείται για να γίνει προσέγγιση μίας άγνωστης τιμής που βρίσκεται ανάμεσα σε δύο γνωστές, σε εμάς, τιμές. Το interpolation μπορεί να πραγματοποιηθεί κάνοντας χρήση διαφορετικών συναρτήσεων ή αλγορίθμων. Ορισμένες διαφορετικές εκδόσεις αυτής της τεχνικής είναι το linear interpolation, το polynomial interpolation ή το spline interpolation. Στην εικόνα 3.2, παρουσιάζεται γραφικά το linear interpolation, όπου οι τιμές των σημείων (x_0, y_0) και (x_1, y_1) είναι γνωστές και η τιμή του (x, y) αποτελεί την τιμή προς αναζήτηση.

Ωστόσο, πρέπει να τονισθεί πως εξαιτίας του ότι τα δεδομένα των προσομοιωμένων μετρήσεων ραδιενέργειας αναφέρονται σε μία τρισδιάστατη θέση (x, y, z) , ενώ προέρχονται από το μήκος μία τροχιάς των underwater gliders, δηλαδή μία διάσταση, κάνει το πρόβλημα δυσκολότερο προς επίλυση με την χρήση του interpolation.



Σχήμα 3.2: Παράδειγμα linear interpolation

3.4.1 Γραμμική Παρεμβολή

Η συνάρτηση `scipy.interpolate.griddata` της βιβλιοθήκης SciPy χρησιμοποιείται για την πραγματοποίηση της τεχνικής του interpolation που περιγράφηκε παραπάνω, για πολυδιάστατα δεδομένα κάνοντας χρήση διάφορων μεθόδων. Η είσοδος της συνάρτησης αποτελείται από τρεις πίνακες, τον πίνακα `points`, τον πίνακα `values` και τον πίνακα `xi`.

Ο πίνακας `points` είναι της μορφής `(npoints, ndim)` και αναπαριστά τις συντεταγμένες των σημείων των δεδομένων, όπου `npoints` είναι ο αριθμός των σημείων και `ndim` είναι η διάσταση των δεδομένων. Ο πίνακας `values` είναι της μορφής `(npoints,)` και αναπαριστά τις τιμές που αντιπροσωπεύουν το κάθε ένα σημείο των συντεταγμένων. Τέλος, ο πίνακας `xi` είναι της μορφής `(npoints, ndim)` και αναπαριστά τις συντεταγμένες των σημείων, στα οποία θέλουμε ο αλγόριθμος να προσεγγίσει την πραγματική τιμή.

Ακόμη, η βιβλιοθήκη SciPy μας δίνει την δυνατότητα να επιλέξουμε μεταξύ διάφορων τεχνικών interpolation, συμπεριλαμβανομένων των linear, cubic και nearest neighbor. Για του σκοπούς της παρούσας διπλωματικής εργασίας, επιλέξαμε το linear interpolation, καθώς θεωρήσαμε ότι ταιριάζει περισσότερο στην μορφή των δεδομένων μας. Ο αναγνώστης, εάν το επιθυμεί, μπορεί να αναζητήσει περισσότερες πληροφορίες για την συνάρτηση `scipy.interpolate.griddata` εδώ¹.

¹ [SciPy `griddata` function](#)

3.4.2 Υλοποίηση Αλγορίθμου Παρεμβολής με MLP

Στην παρούσα υποενότητα, θα παρουσιάσουμε την αξιοποίηση ενός MLP, προκειμένου να πραγματοποιήσουμε ένα interpolation στις προσομοιωμένες τιμές των μετρήσεων ραδιενέργειας. Αιτία για την χρήση του MLP αποτελεί η βελτίωση της επίδοσης, καθώς και η μείωση του απαιτούμενου χρόνου εκτέλεσης του interpolation. Η χρήση του MLP που θα περιγράψουμε παρακάτω, γίνεται με την εκπαίδευση του κάθε φορά στις προσομοιωμένες τιμές για τις διαφορετικού τύπου πηγές, καθώς και στα διαφορετικά σενάρια των trajectory ή voxel spacing.

Η αρχιτεκτονική του MLP που κατασκευάσαμε ξεκινά με τον ορισμό 3 νευρώνων στο επίπεδο είσοδου που αντιστοιχούν στις συντεταγμένες των σημείων (x, y, z) και 1 νευρώνα στο επίπεδο εξόδου που αντιστοιχά στην προσέγγιση της άγνωστης τιμής. Αρχικά, υλοποιούμε ένα MLP που περιέχει τέσσερα κρυφά επίπεδα μεταξύ των επιπέδων εισόδου και εξόδου, εκ των οποίων τα τρία πρώτα αποτελούνται από 256 νευρώνες, ενώ το τρίτο από 128 νευρώνες. Πρόκειται για ένα πλήρως διασυνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο και συνεπώς, κάθε νευρώνας ενός επιπέδου συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Ως συνάρτηση ενεργοποίησης του κάθε νευρώνα, επιλέγουμε την ReLU. Ως συνάρτηση λάθους για την εκπαίδευση του δικτύου, επιλέγουμε το MSE. Τέλος, επιλέγουμε τον Adam ως optimizer του δικτύου μας με learning rate ίσο με 10^{-4} .

Ακόμη, για την εκπαίδευση του μοντέλου μας αλλά και την λήψη πρόβλεψεων για τις άγνωστες τιμές, οργανώνουμε τις εισόδους σε batches μεγέθους 2048 δειγμάτων. Το batching είναι μία τεχνική, η οποία είναι ευρέως διαδεδομένη και χρησιμοποιείται για την βελτίωση της ταχύτητας και της επίδοσης ενός νευρωνικού δικτύου. Όπως περιγράψαμε στην ενότητα 2.3, κατά την εκπαίδευση ενός δικτύου με μία είσοδο, υπολογίζουμε την απόκλιση της εξόδου με την πραγματική τιμή και έπειτα, ανανεώνουμε τα βάρη των νευρώνων με βάση αυτό. Κατά το batching, αθροίζονται τα λάθη των εξόδων όλων των δειγμάτων ενός batch και στην συνέχεια, ανανεώνουμε τα βάρη με βάση αυτό το άθροισμα.

Επιπροσθέτως, υλοποιούμε και την τεχνική του early stopping για το μοντέλο μας, με patience ίσο με 7 εποχές. Το early stopping αποτελεί μία μέθοδο, η οποία μας βοηθά να αποτρέψουμε το μοντέλο μας να οδηγηθεί σε overfitting. Αυτό, συμβαίνει δημιουργώντας ένα validation set, το οποίο το μοντέλο μας δέχεται ως είσοδο στο τέλος κάθε εποχής και κάνει προβλέψεις πάνω σε αυτό. Έπειτα, με βάση τις επιδόσεις του πάνω στις επιστρεφόμενες εξόδους, το early stopping είναι σε θέση να σταματήσει ολόκληρη την

διαδικασία εκπαίδευσης, αν αναγνωρίσει πως το μοντέλο οδηγείται σε overfitting και η επίδοση του μειώνεται. Πιο συγκεκριμένα, το early stopping ορίζεται με μία υπερπαράμετρο, το patience, σύμφωνα με την οποία περιμένει τόσες εποχές ίσες με το patience, και εάν η επίδοση δεν έχει βελτιωθεί, τότε σταματά η εκπαίδευση. Πρέπει να τονισθεί πως το validation set παραμένει πάντα άγνωστο στο νευρωνικό δίκτυο, αφού δεν γίνεται ανανέωση των βαρών του για τα λάθη που υπολογίζονται για τις εξόδους του.

Τέλος, προσθέσαμε την τεχνική του positional encoding στην είσοδο των τριών συντεταγμένων (x, y, z), κάνοντας χρήση των Fourier Features, μία διαδικασία που περιγράφηκε στην ενότητα 2.5. Για την υλοποίηση των Fourier Features, χρησιμοποιούμε την `rff.layers.GaussianEncoding` της βιβλιοθήκης Random Fourier Features. Η συνάρτηση `GaussianEncoding` λαμβάνει τρία ορισμάτα ως είσοδο, τα `sigma`, `input_size` και `encoded_size`. Το `sigma` αποτελεί την τιμή της τυπικής απόκλιση της κατανομής που εφαρμόζεται για την παραγωγή των δειγμάτων. Η παράμετρος `input_size` αναφέρεται στον αριθμό των συντεταγμένων ενός δείγματος εισόδου, δηλαδή ισούται με 3 για την περιγραφή των δικών μας δεδομένων εισόδου. Τέλος, η παράμετρος `encoded_size` είναι ίση με τον αριθμό των διαστάσεων, στις οποίες θέλουμε να αναγάγουμε το πρόβλημα μας, δηλαδή τον αριθμό των διαστάσεων που θέλουμε να προβάλλουμε την αρχική είσοδο των τριών διαστάσεων. Ο αναγνώστης, εάν το επιθυμεί, μπορεί να αναζητήσει περισσότερες πληροφορίες για την συνάρτηση `rff.layers.GaussianEncoding` εδώ².

² [GaussianEncoding function](#)

Κεφάλαιο 4

Αποτελέσματα Προσομοίωσης και Μεθόδων Παρεμβολής

4.1 Εισαγωγή

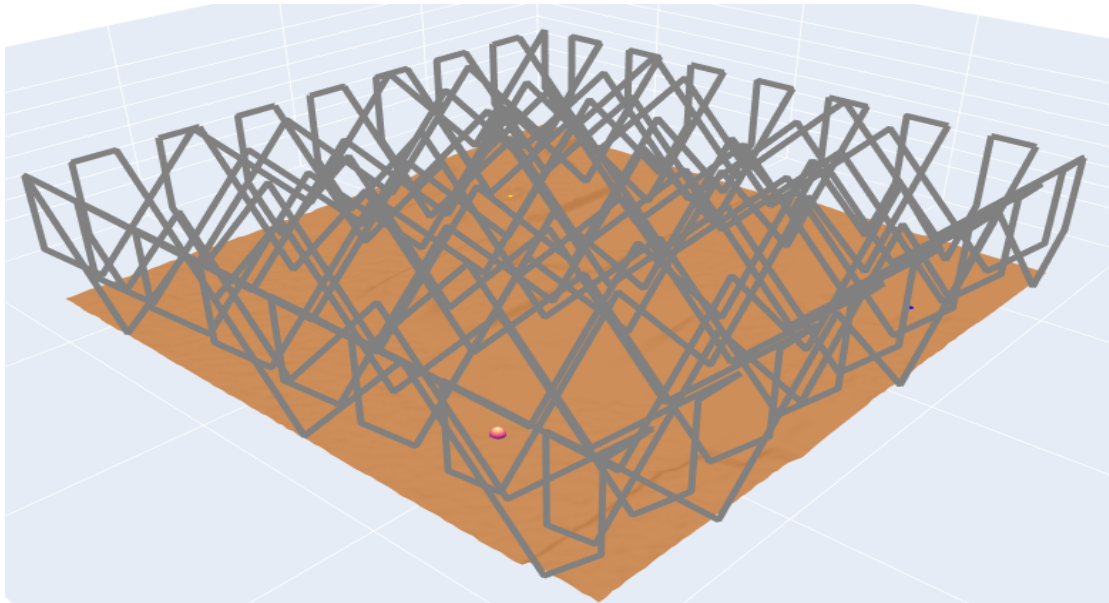
Στο παρόν κεφάλαιο, θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της προσομοίωσης των τροχιών των underwater gliders, τις εκτιμήσεις των μετρήσεων της ραδιενέργειας για κάθε διαφορετικού είδους πηγή ραδιενέργειας που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3, καθώς και τα αποτελέσματα του interpolation κάνοντας χρήση της συνάρτησης της γραμμικής παρεμβολής και του MLP που παρουσιάστηκε νωρίτερα. Τέλος, θα πραγματοποιηθεί σχολιασμός των αποτελεσμάτων, καθώς και η εξαγωγή συμπερασμάτων σύμφωνα με αυτά.

4.2 Αποτελέσματα Προσομοίωσης Περιβάλλοντος και Τροχιών

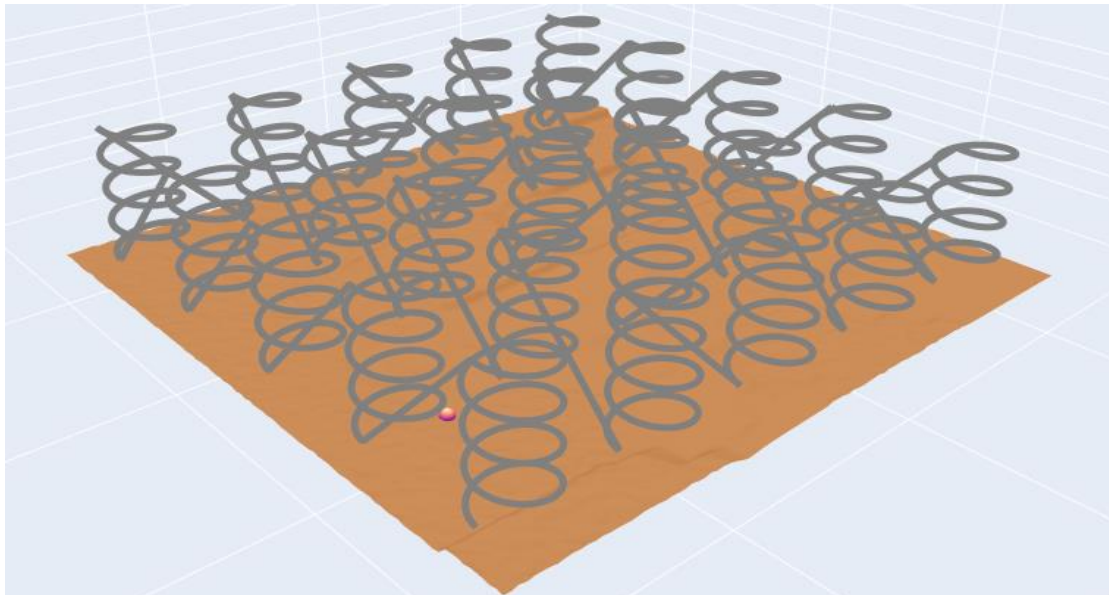
Όπως παρουσιάσαμε στην ενότητα 3.1, για την κατασκευή της προσομοίωσης των τροχιών των underwater gliders, σχεδιάσαμε δύο διαφορετικού είδους πορείες, την διαγώνια και την σπιρωτή. Τα δύο διαφορετικά είδη τροχιών παρουσιάζονται στα σχήματα 4.1, 4.2 και 4.3.

Ακόμη, μία ιδιαίτερα χρήσιμη πληροφορία που μπορούμε να εξάγουμε ακόμη από την προσομοίωση, είναι αυτή του απαιτούμενου χρόνου της εκτέλεσης της πορείας των underwater glider ή αυτή του ποσοστού κάλυψης του χώρου ενδιαφέροντος. Για την εξαγωγή της εκτίμησης του χρόνου ολοκλήρωσης της πορείας, αθροίζουμε τις αποστάσεις μεταξύ των διαφορετικών σημείων και διαιρούμε με 0.5 m/s, δηλαδή την ταχύτητα κίνησης των underwater gliders. Με βάση τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων για τον εντοπισμό των σημειακών πηγών, προσεγγίζουμε την ακτίνα μέτρησης ραδιενέργειας γύρω από

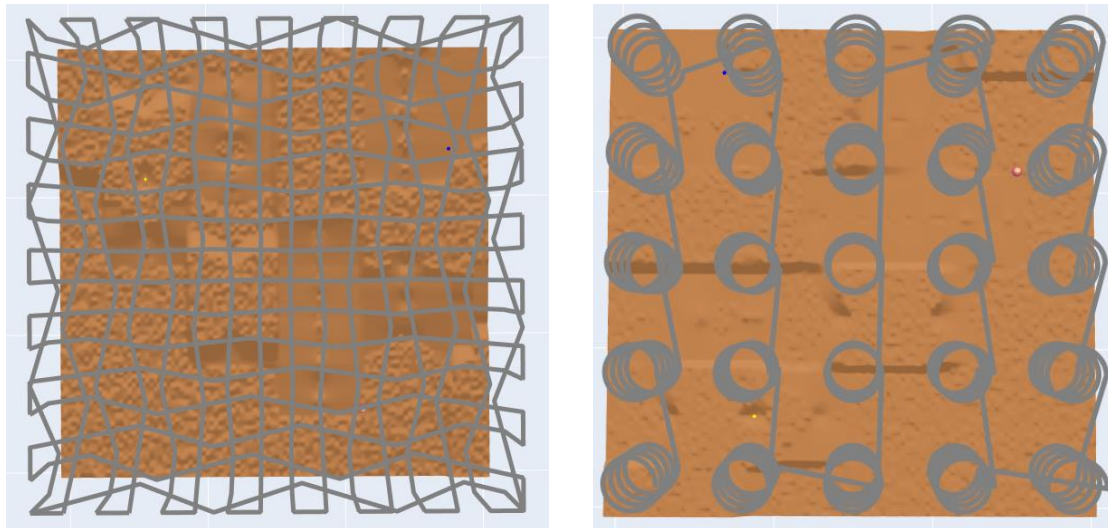
τον αισθητήρα που φέρει το underwater glider ως $r = 1\text{m}$. Έπειτα, ορίζουμε ως όγκο του χώρου που αντιστοιχεί στις μετρήσεις ως έναν κύλινδρο με ακτίνα $r = 1\text{m}$ και βρισκουμε το ποσοστό κάλυψης από την συνολική απόσταση που διένυσε το underwater glider σε συνάρτηση με τον συνολικό όγκο. Σύμφωνα με τα παραπάνω, προκύπτουν οι πίνακες 4.1 και 4.2.



Σχήμα 4.1: Παρουσίαση διαγώνιας κίνησης στην προσομοίωση



Σχήμα 4.2: Παρουσίαση σπирωτής κίνησης στην προσομοίωση



Σχήμα 4.3: Top-view διαγώνιας και σπρωτής κίνησης της προσομοίωσης

Trajectory Spacing (m)	Συνολική Απόσταση (km)	Εκτιμώμενος Χρόνος	Ποσοστό Κάλυψης (%)
100 x 100	221.21	5d & 2:53h	0.025
150 x 150	151.79	3d & 12:19h	0.017
200 x 200	117.07	2d & 17:02h	0.013
250 x 250	96.251	2d & 5:28h	0.011

Πίνακας 4.1: Χαρακτηριστικά τροχιών διαγώνιας κίνησης

Voxel Spacing (m)	Συνολική Απόσταση (km)	Εκτιμώμενος Χρόνος	Ποσοστό Κάλυψης (%)
200 x 200	362.2	8d & 9:13h	0.042
300 x 300	229.57	5d & 7:32h	0.026
400 x 400	146.7	3d & 9:30h	0.017
500 x 500	133.21	3d & 2:00h	0.015

Πίνακας 4.2: Χαρακτηριστικά τροχιών σπρωτής κίνησης

4.3 Αποτελέσματα Προσομοίωσης Πηγών Ραδιενέργειας

Όπως παρουσιάστηκε, στην υποενότητα 3.3, τα διαφορετικά είδη των διαφορετικών πηγών ραδιενέργειας που προσθέσαμε στην προσομοίωση μας, αποτελούνται από τις σημειακές πηγές, τις πηγές κατανομής, τις διάχυτες πηγές, καθώς και τις κωνοειδείς πηγές. Στην συνέχεια, θα παρουσιάσουμε τα

αποτελέσματα των προσομοιώσεων αυτών των πηγών, καθώς και την γραφική τους αναπαράσταση.

- Σημειακές Πηγές

Κάνοντας χρήση της σχέσης (2) και των διαφορετικών τιμών απόσβεσης ανάλογα με το μέσο διάδοσης εκτελέσαμε τα πρώτα πειράματα προσομοίωσης μετρήσεων ραδιενέργειας κατά την κίνηση των underwater gliders στον ορισμένο όγκο. Ακόμη, κατά την διάρκεια όλων των προσομοιώσεων και την παρουσίαση των αποτελεσμάτων που θα ακολουθήσουν στην παρούσα υποενότητα, θεωρούμε ότι δεν υπάρχει οποιοσδήποτε θόρυβος στο μέσο διάδοσης, και λαμβάνουμε μετρήσεις ραδιενέργειας που προέρχονται μόνο από τις ορισμένες πηγές. Τέλος, ορίσαμε τρεις στατικές σημειακές πηγές στο $z=0$, των οποίων οι θέσεις και οι αρχικές παρουσιάζονται παρακάτω.

- Πηγή 1:

$$\Theta\acute{\epsilon}\sigma\eta: (x, y, z) = (2500, 2100, 0)$$

$$\text{Αρχική ένταση: } I_{0_1} = 1 \cdot 10^{12} \text{ Bq}$$

- Πηγή 2:

$$\Theta\acute{\epsilon}\sigma\eta: (x, y, z) = (700, 2700, 0)$$

$$\text{Αρχική ένταση: } I_{0_2} = 7.5 \cdot 10^{11} \text{ Bq}$$

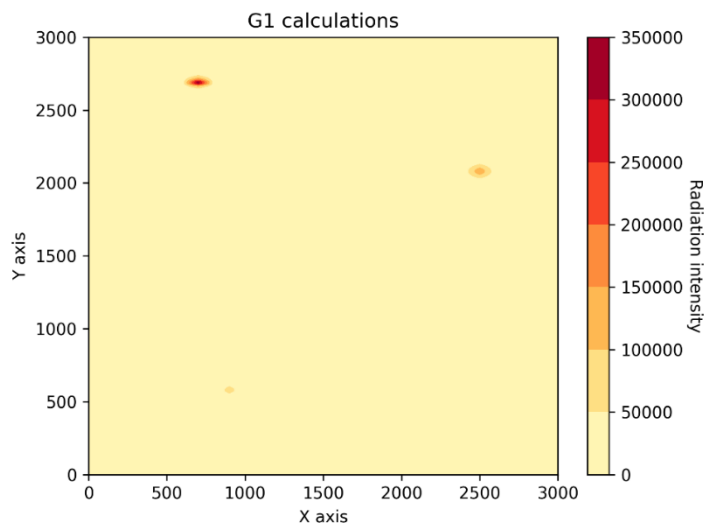
- Πηγή 3:

$$\Theta\acute{\epsilon}\sigma\eta: (x, y, z) = (900, 600, 0)$$

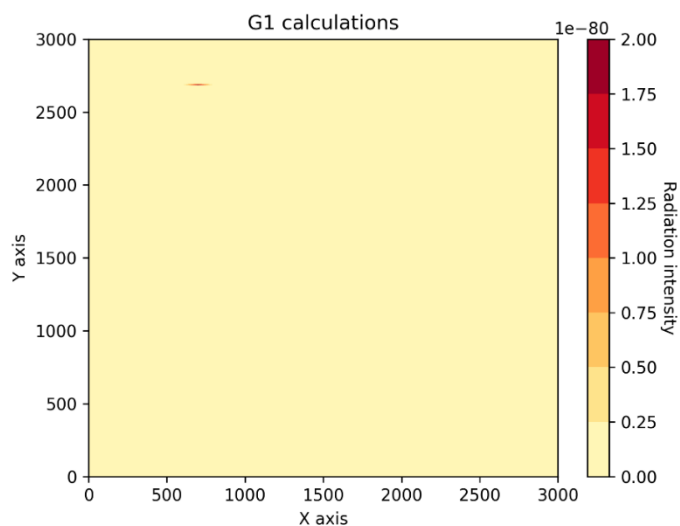
$$\text{Αρχική ένταση: } I_{0_3} = 5 \cdot 10^{11} \text{ Bq}$$

Παρακάτω, στην εικόνα 4.4, παρουσιάζεται το heatmap των προσομοιωμένων μετρήσεων με προβολή πάνω στο επίπεδο x-y, με μέσο διάδοσης τον αέρα. Ακόμη, για την εύρεση των τιμών ανάμεσα στις τροχιές των underwater gliders έχει χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση `griddata`. Παρατηρούμε ότι οι τρεις πηγές απεικονίζονται αρκετά καλά, με ίσως μοναδική εξαίρεση την πηγή 3. Ωστόσο, και οι τρεις πηγές βρέθηκαν από τα underwater gliders και

συνεπώς, μπορούμε να κάνουμε μία πιο εκτενή αναζήτηση και απεικόνιση αυτών, εάν σε επόμενο πείραμα, περιορίσουμε την κίνηση των underwater gliders σε μία περιοχή γύρω από αυτές.



Σχήμα 4.4: Heatmap προσομοιωμένων τιμών με διάδοση στον αέρα

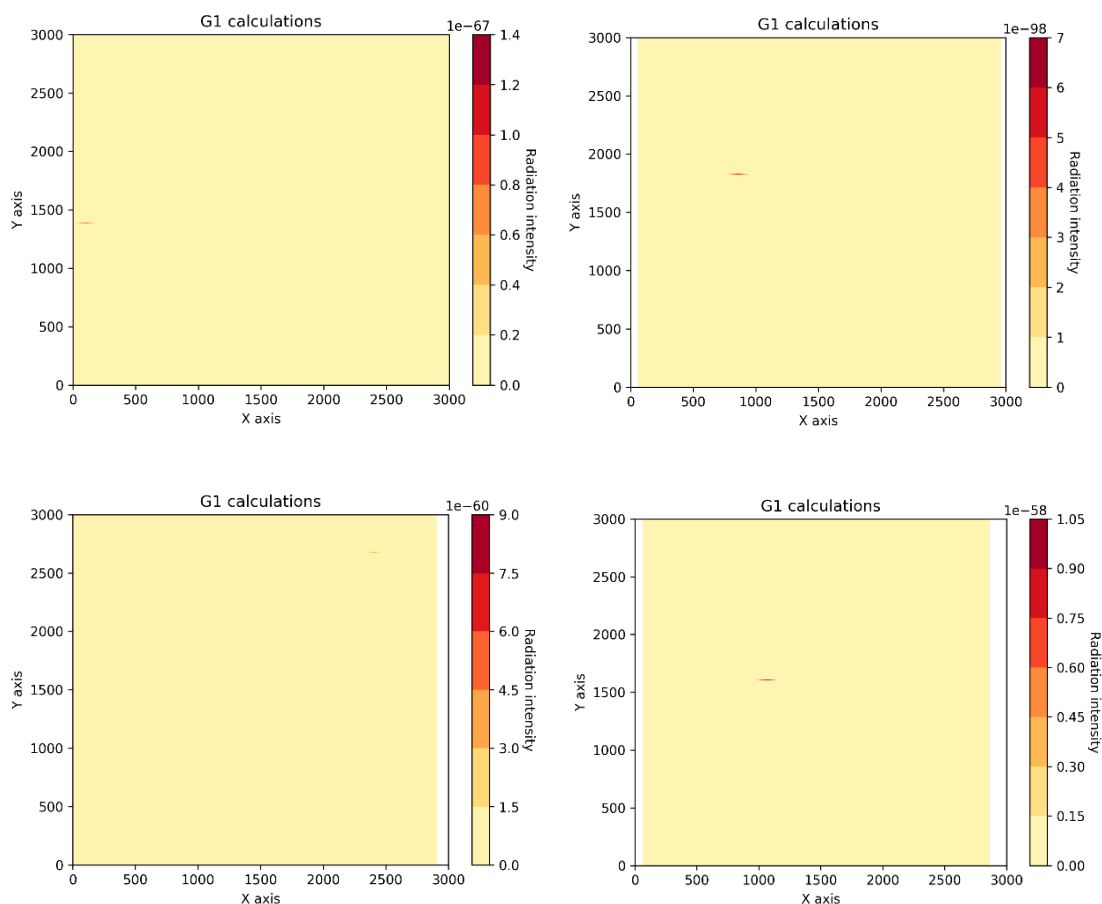


Σχήμα 4.5: Heatmap προσομοιωμένων τιμών με διάδοση στο νερό

Παραπάνω, στην εικόνα 4.5, παρουσιάζεται το heatmap των προσομοιωμένων μετρήσεων με προβολή πάνω στο επίπεδο x-y, για μέσο διάδοσης το νερό. Σε αντίθεση με το παραπάνω διάγραμμα, παρατηρούμε πως μόνο η μία πηγή ραδιενέργειας εντοπίζεται. Ακόμη, παρατηρούμε πως οι

μετρούμενες τιμές ραδιενέργειας είναι πολλές τάξεις μεγέθους μικρότερες συγκριτικά με την διάδοση στον αέρα, το οποίο οφείλεται εξ'ολοκλήρου στον δείκτη απόσβεσης, καθώς η τιμή του επηρεάζει πολύ σημαντικά τον εκθετικό όρο της σχέσης (2). Συνεπώς, σύμφωνα με την συγκεκριμένη προσομοίωση για το νερό, θεωρούμε πως είναι πολύ δύσκολο να βρεθούν σημειακές πηγές στο νερό, καθώς η πυκνότητα του είναι αρκετά μεγάλη και αυτή επηρεάζει πολύ σημαντικά την διάδοση της ραδιενέργειας σε αυτό.

Για την επιβεβαίωση της παραπάνω παρατήρησης, εκτελέσαμε 30 ακόμη πειράματα. Σε κάθε ένα από αυτά, τοποθετούμε με τυχαίο τρόπο 30 σημειακές πηγές πάνω στο επίπεδο x-y ($z=0$), ορίζοντας με τυχαίο τρόπο την αρχική τους εντάση μέσα στο εύρος $[10^9, 10^{12}]$ Bq, με μέσο διάδοσης το νερό. Σε κάθε πείραμα, ορίζουμε την αρχική τοποθέτηση του underwater glider σε απόσταση 5 μέτρων από αυτήν του προηγούμενου πειράματος ως προς τον άξονα x, με αρχικό σημείο του πρώτου πειράματος το $x = 3000$. Στην συνέχεια, παρουσιάζουμε τα heatmaps των τεσσάρων καλύτερων προσομοιώσεων που λάβαμε, ως προς τον αριθμό των πηγών που βρέθηκαν, καθώς και των μεγαλύτερων τιμών ραδιενέργειας που μετρήθηκαν.



Σχήμα 4.6: Heatmaps καλύτερων αποτελεσμάτων από σύνολο πειραμάτων

Σε ορισμένα από τα παραπάνω heatmaps παρατηρούνται ορισμένες άσπρες περιοχές. Οι περιοχές με άσπρο χρώμα στην δεξιά πλευρά των διαγραμμάτων οφείλονται στην συνθήκη που περιγράψαμε παραπάνω, κατά την οποία μειώμενουμε κατά 5 μέτρα σε κάθε πείραμα την αρχική τοποθεσία του underwater glider. Οι περιοχές με άσπρο χρώμα στην αριστερή πλευρά των διαγραμμάτων οφείλονται στο γεγονός πως με trajectory spacing ίσο με 100, η επόμενη τροχιά παράλληλη με τον y άξονα θα ήταν εκτός ορίων ($x < 0$) και συνεπώς, η διαδικασία τερματίστηκε.

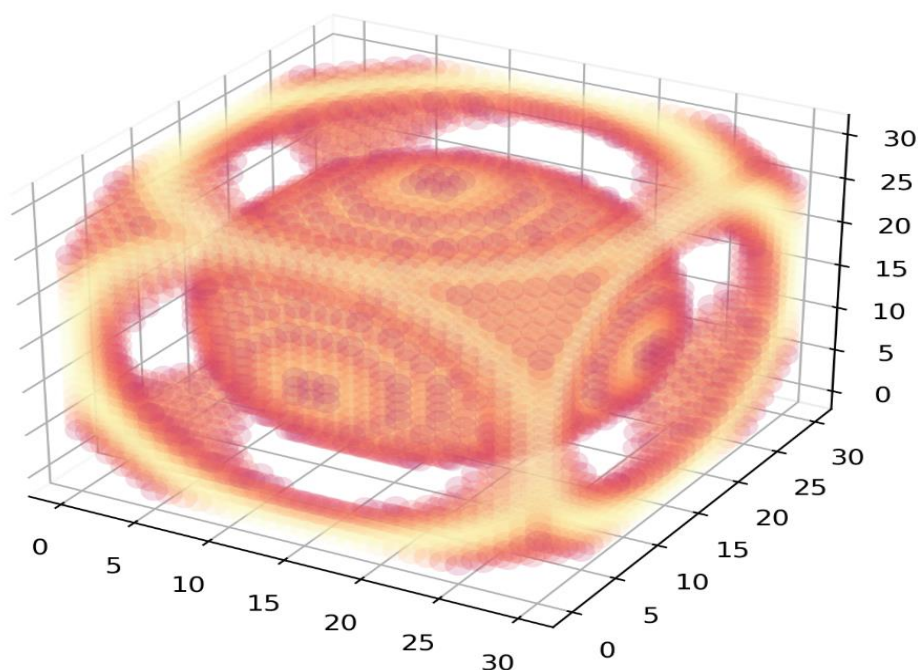
Συνολικά, από τα παραπάνω διαγράμματα επιβεβαιώνεται η αρχική μας παρατήρηση κι έτσι, η μέτρηση της ραδιενέργειας από σημειακές πηγές στο νερό είναι εκπληκτικά δύσκολη. Ακόμη, αν συνυπολογίσουμε και την βέβαιη ύπαρξη και κάποιου θορύβου στο μέσο διάδοσης, κάτι το οποίο δεν περιλαμβάνεται στα παραπάνω πειράματα, τότε γίνεται πρακτικά αδύνατη.

Λαμβάνοντας υπόψιν τα παραπάνω ευρήματα μας, επιλέξαμε να κατευθυνθούμε προς την αναζήτηση και την χαρτογράφηση της ραδιενέργειας γενικότερα μέσα στον όγκο, σε αντίθεση με την εύρεση των πηγών και την αντιστοίχιση τους σε κάποιο συγκεκριμένο σημείο του χώρου. Ως αποτέλεσμα, στις επόμενες υποενότητες εξετάζουμε τύπους πηγών που καλύπτουν συνολικά ή μερικώς κάποιο κομμάτι του χώρου και προκύπτουν από κάποιες κατανομές αναφοράς, ορίζοντας όλες τις μετρήσεις μας ως background και μη διαχωρίζοντας την ύπαρξη του θορύβου από αυτές.

- Πηγές Κατανομής

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, εξετάσαμε ορισμένες κατανομές αναφοράς, με σκοπό την χρήση τους για την προσομοίωση των μετρήσεων κατά την εκτέλεση των πορειών των underwater gliders. Ακόμη, ορίζουμε την προσομοιωμένη μέτρηση της ραδιενέργειας ως το αποτέλεσμα που επιστρέφει η συνάρτηση αναφοράς για μία θέση (x, y, z), μη λαμβάνοντας υπόψιν κάποιον άλλο παράγοντα. Μία κατανομή αναφοράς που εξετάσαμε είναι η ακόλουθη:

$$I(x, y, z) = \sin \sqrt{\left(\frac{x-1500}{150}\right)^2 + \left(\frac{y-1500}{150}\right)^2 + \left(\frac{z-150}{15}\right)^2} \quad (7)$$

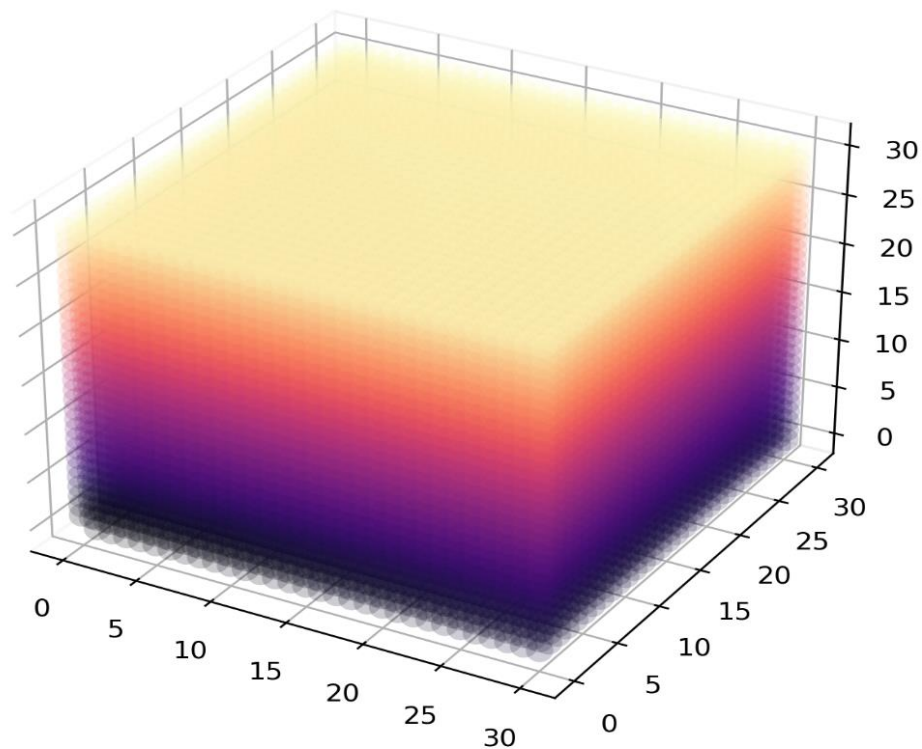


Σχήμα 4.7: Γραφική αναπαράσταση σχέσης (7)

Στην εικόνα 4.7, παρουσιάζεται η γραφική αναπαράσταση της κατανομής αναφοράς της σχέσης (7). Παρατηρούμε ότι η συγκεκριμένη συνάρτηση καλύπτει πλήρως τον χώρο ενδιαφέροντος, έχοντας αρκετές αλλαγές ως προς τις επιστρεφόμενες τιμές ανάλογα με την θέση. Ακόμη, το σύνολο τιμών της συγκεκριμένης συνάρτησης είναι το $[-1, 1]$. Αυτό είναι κάτι που μας ενδιαφέρει σημαντικά, αφού θέλουμε μία συνάρτηση, η οποία θα παρουσιάζει δυσκολίες ως προς την εκμάθηση της, προκειμένου να αξιοποιηθεί για τους σκοπούς που θα αναλυθούν στο επόμενο κεφάλαιο.

Στην συνέχεια, μία ακόμη κατανομή αναφοράς που εξετάσαμε είναι αυτή που παρουσιάζεται στην εικόνα 4.8 και την σχέση (8). Παρατηρούμε ότι και αυτή η συνάρτηση καλύπτει πλήρως τον χώρο ενδιαφέροντος. Ωστόσο, παρατηρείται ότι ακολουθεί ένα πολύ προφανές μονοπάτι ως προς τις επιστρεφόμενες τιμές, καθώς αυτές αυξάνονται όσο μεγαλώνει η τιμή του z άξονα.

$$I(x, y, z) = \sqrt{\left(\frac{x}{3000}\right)^2 + \left(\frac{y}{3000}\right)^2 + \left(\frac{z}{300}\right)^2} \quad (8)$$



Σχήμα 4.8: Γραφική αναπαράσταση σχέσης (8)

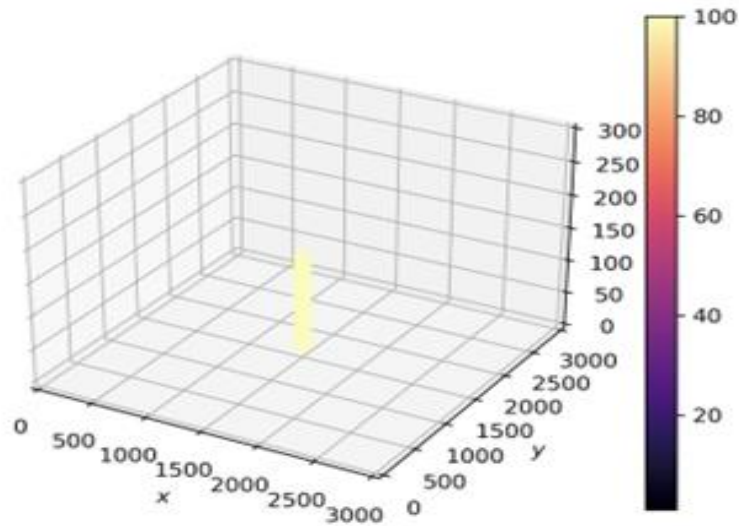
Συνοφίζοντας, επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε την συνάρτηση αναφοράς της σχέσης (7), καθώς αυτή παρουσιάζει αρκετές αλλαγές ως προς την συμπεριφορά της, καθώς έρχεται πιο κοντά στις πραγματικές συνθήκες, γεγονός που θέλουμε να αξιοποιήσουμε.

- Διάχυτες Πηγές

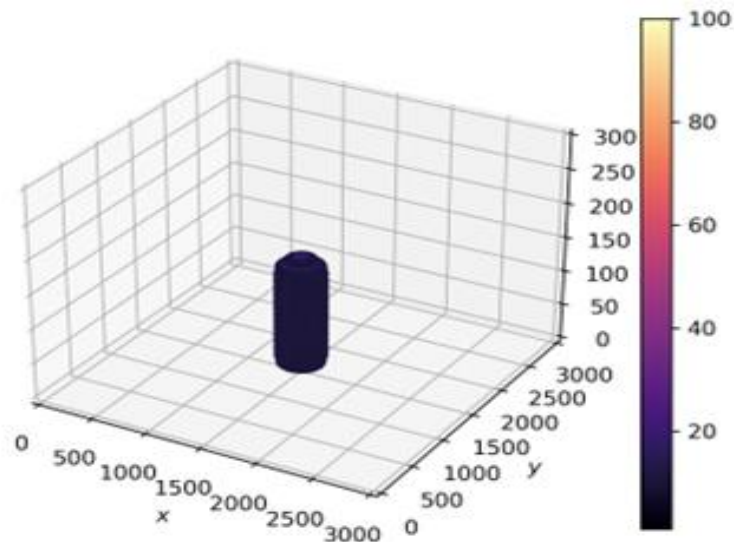
Παρακάτω, στις εικόνες 4.9, 4.10 και 4.11, παρουσιάζονται οι γραφικές αναπαραστάσεις του φαινομένου της διάχυσης για διαφορετικές χρονικές στιγμές. Ακόμη, ορίζουμε έναν κύλινδρο, ο οποίος έχει σταθερή συγκέντρωση στον χρόνο ίση με 100. Τέλος, στα διαγράμματα εφαρμόστηκε μάσκα στις τιμές συγκέντρωσης και παρουσιάζονται μόνο αυτές που είναι μεγαλύτερες του 10. Για τον υπολογισμό του φαινομένου της διάχυσης μέσα στον όγκο ενδιαφέροντος, έγινε χρήση της σχέσης (5), δηλαδή της αναλυτικής μορφής του δεύτερου νόμου του Fick.

Για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας, επιλέγουμε να κρατήσουμε την διάχυση της ραδιενέργειας που ανιστοιχεί στην χρονική στιγμή $t = 4000$.

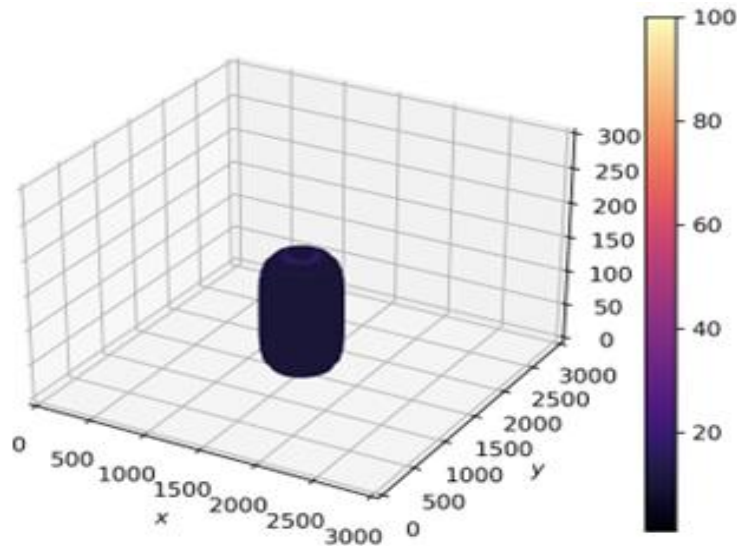
Ακόμη, το εύρος των τιμών που λαμβάνουμε είναι μέσα στο $[0, 100]$, όπως φαίνεται και από τα παραπάνω διαγράμματα. Τέλος, κρατήσαμε σε ένα αρχείο όλες τις τιμές που προέκυψαν από την εφαρμογή του δεύτερου νόμου του Fick για την συγκεκριμένη χρονική στιγμή, προκειμένου να τις αξιολογήσουμε κατά την διαδικασία την σύγκριση των αποτελεσμάτων της συνάρτησης της γραμμικής παρεμβολής και των αποτελεσμάτων του MLP.



Σχήμα 4.9: Φαινόμενο διάχυσης - αρχική κατάσταση ($t=0$)



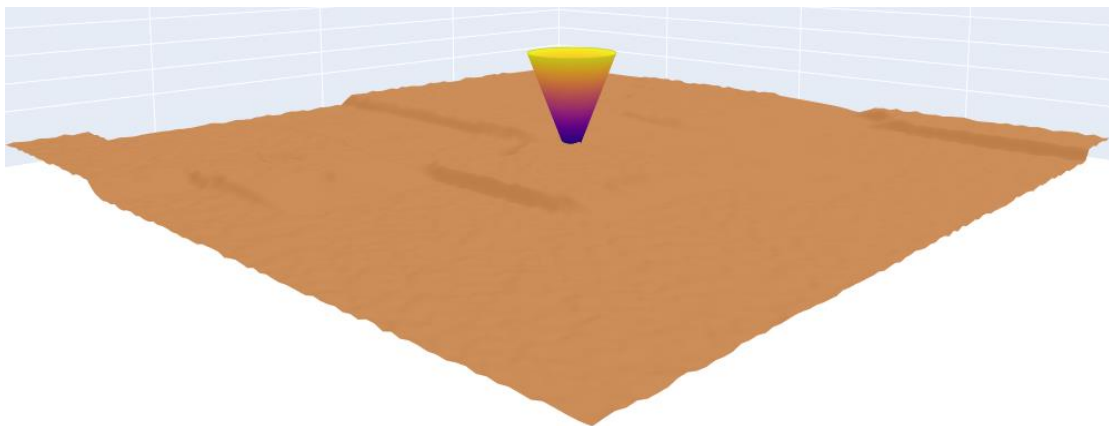
Σχήμα 4.10: Φαινόμενο διάχυσης ($t=4000$)



Σχήμα 4.11: Φαινόμενο διάχυσης ($t=15000$)

- Plume

Το τελευταίο είδος πηγής ραδιενέργειας που προσθέσαμε στην προσομοίωση, ήταν το plume. Όπως αναφέραμε και στην υποενότητα 3.3.4, ένα plume μπορεί να μοντελοποιηθεί ως ένα κωνοειδές σχήμα. Για τον λόγο, αυτό, θεωρούμε έναν κώνο τριών διαστάσεων και τον τοποθετούμε στο κέντρο του πυθμένα της προσομοίωσης μας ($x = 1500, y = 1500$). Εντός του εσωτερικού του κώνου, οι επιστρεφόμενες τιμές είναι ίσες με 10, ενώ εξωτερικά του είναι ίσες με 1. Τέλος, η ακτίνα του κώνου στην βάση του είναι $R_b = 80$, ενώ η ακτίνα στο υψηλότερο σημείο είναι $R_t = 300$. Και πάλι, για κάθε σημείο των διαφορετικών τροχιών των underwater gliders, λαμβάνουμε τις προσομοιωμένες τιμές μέτρησις και τις αποθηκεύουμε σε αρχεία, με σκοπό την αξιοποίησή τους για την διαδικασία του interpolation.



Σχήμα 4.12: Παρουσίαση κωνοειδούς πηγής στην προσομοίωση

4.4 Μετρικές Αξιολόγησης Μοντέλων και Χαρακτηριστικά Συστήματος

Στην παρούσα υποενότητα, θα παρουσιαστούν οι δείκτες ή μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της επίδοσης της συνάρτησης της γραμμικής παρεμβολής ή του νευρωνικού δικτύου.

Mean Squared Error

Το Mean Squared Error (MSE) αποτελεί μία μετρική που χρησιμοποιείται για να αξιολογηθεί η επίδοση ενός μοντέλου regression. Ο υπολογισμός του προκύπτει από το άθροισμα των διαφορών υψωμένων στο τετράγωνο, μεταξύ της εξόδου πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής, και διαρώντας το άθροισμα με τον αριθμό των συνολικών παρατηρήσεων, όπως φαίνεται παρακάτω. Το MSE είναι χρήσιμο, διότι δίνει μεγαλύτερο βάρος στα μεγαλύτερα λάθη του μοντέλου και επιβάλλει μεγαλύτερα penalty σε αυτό, για προβλέψεις που απέχουν αρκετά από τις πραγματικές τιμές.

$$MSE = \frac{1}{n} \cdot \sum_1^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Root Mean Squared Error

Το Root Mean Squared Error (RMSE) υπολογίζεται με τον ίδιο τρόπο, όπως το MSE, μόνο που στο τελικό αποτέλεσμα εφαρμόζεται η τετραγωνική ρίζα. Αυτό κάνει το αποτέλεσμα ίσως λίγο πιο εύκολα ερμηνεύσιμο, αφού οι τιμές του είναι μικρότερες και πιο κοντά στις τιμές της μεταβλητής-στόχου και μοιράζονται τις ίδιες μονάδες. Η επίδοση ενός μοντέλου αυξάνεται, όσο τα MSE και RMSE μειώνονται και τείνουν προς το μηδέν.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_1^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Peak Signal-to-Noise Ratio

Το Peak Signal-to-Noise Ratio ή PSNR αποτελεί μία μετρική, με την οποία αξιολογείται η ποιότητα του ανακατευσμένου ή συμπιεσμένου αρχείου εικόνας ή βίντεο. Είναι μία ευρέως χρησιμοποιούμενη μετρική για την σύγκριση της ποιότητας μεταξύ του αρχικού σήματος με ένα νέο σήμα, που έχει δεχθεί

κάπου είδους επεξεργασία. Για τον υπολογισμό του PSNR απαιτείται η γνώση του εύρους τιμών του αρχικού σήματος, καθώς και το MSE που προκύπτει από μεταξύ των αρχικών και των νέων δεδομένων. Ο υπολογισμός του PSNR γίνεται ως εξής.

$$PSNR = 20 \log_{10}(value_{max} - value_{min}) - 10 \log_{10} MSE$$

Όλα τα πειράματα που εκτελέστηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, πραγματοποιήθηκαν σε οικιακό υπολογιστή, του οποίου τα χαρακτηριστικά παρουσιάζονται στον πίνακα 4.3. Η εκτέλεση της συνάρτησης της γραμμικής παρεμβολής `griddata`, έγινε με χρήση του επεξεργαστή και της DRAM, ενώ η εκπαίδευση και η λήψη προσεγγίσεων από το MLP, έγιναν με την εξ'ολοκλήρου χρήση της κάρτας γραφικών.

Hardware	Χαρακτηριστικά
Επεξεργαστής	AMD Ryzen 9 5900X
Φυσικοί Πυρήνες	12
Λογικοί Πυρήνες	24
Μέγεθος DRAM	32 GB
Συχνότητα DRAM	3600 MHz
Κάρτα Γραφικών	NVIDIA GeForce RTX 3070

Πίνακας 4.3: Χαρακτηριστικά συστήματος

4.5 Αποτελέσματα Παρεμβολής των Προσομοιωμένων Τιμών Ραδιενέργειας

Όπως αναφέραμε και στο προηγούμενο κεφάλαιο, κάναμε χρήση της γραμμικής παρεμβολής για την προσέγγιση των άγνωστων τιμών ραδιενέργειας, για σημεία από τα οποία τα underwater gliders δεν παρήλθαν, με βάση τις πορείες που είχαμε σχεδιάσει.

Για τον σκοπό, αυτό, δημιουργούμε ένα νέο πλέγμα συντεταγμένων, το οποίο δίνουμε ως είσοδο στην συνάρτηση γραμμικής παρεμβολής `griddata`, προκειμένου να μας επιστρέψει την προσέγγιση των πραγματικών τιμών που αντιστοιχούν σε κάθε ένα από αυτά. Το πλέγμα που δημιουργήσαμε αποτελείται από $31 \times 31 \times 8 = 7688$ συνδυασμούς συντεταγμένων σημείων. Τα σημεία είναι διαχωρισμένα σε 31 ίσες αποστάσεις για τους άξονες x και y στο εύρος [0, 3000]

και σε 8 ίσες αποστάσεις για τον άξονα z στο εύρος $[0, 300]$. Η επιλογή του μεγέθους του πλέγματος έγινε με το σκεπτικό της ύπαρξης αραιών σημείων, ώστε να μπορούμε να αξιολογήσουμε την συνάρτηση ως προς τις επιστρεφόμενες προσεγγίσεις των τιμών, αλλά και ως μίας μικρής ποσότητας σημείων, καθώς η συγκεκριμένη συνάρτηση είναι επεξεργαστικά πολύ βαριά και απαιτείται αραιτός χρόνος για την ολοκλήρωση της, όπως θα φανεί και παρακάτω.

Ακόμη, δίνουμε ως είσοδο στην συνάρτηση όλες τις προσομοιωμένες μετρήσεις ραδιενέργειας, για τις διαφορετικού τύπου πηγές που περιγράφηκαν στο κεφάλαιο 3, καθώς και τα διαφορετικά σενάρια ως προς το trajectory ή voxel spacing ανάλογα με το είδος της κίνησης. Στους πίνακες 4.4 και 4.5, παρουσιάζονται αναλυτικά οι μετρικές αξιολόγησης της συνάρτησης σε σύγκριση με τις πραγματικές τιμές των συντεταγμένων του πλέγματος που δημιουργήσαμε, καθώς και ο χρόνος ολοκλήρωσης της διαδικασίας.

Στους παρακάτω πίνακες, στον χαρακτηρισμό των πειραμάτων, το πρώτο μέρος της ονομασίας $\{x\}$, αναφέρεται στην επιλογή του trajectory spacing εάν πρόκειται για διαγώνια κίνηση ή σε voxel spacing εάν πρόκειται για σπιρωτή κίνηση, ενώ το δεύτερο μέρος αναφέρεται στο είδος της πηγής στο οποίο αντιστοιχούν οι μετρήσεις.

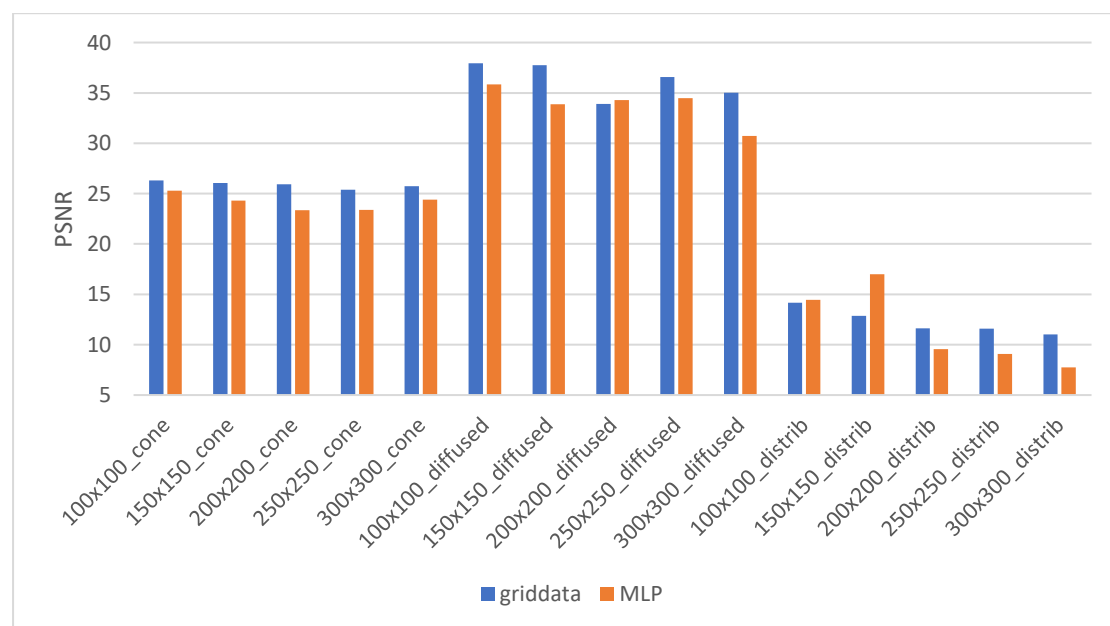
Πείραμα	RMSE	MSE	PSNR	Χρόνος Ολοκλήρωσης (seconds)
100x100_cone	0.435	0.19	26.309	4517.82
150x150_cone	0.448	0.201	26.058	3685.19
200x200_cone	0.455	0.207	25.922	6208.8
250x250_cone	0.485	0.235	25.373	2474.45
300x300_cone	0.465	0.217	25.729	2489.56
100x100_diffused	1.254	1.573	37.946	4714.56
150x150_diffused	1.282	1.643	37.757	3189.47
200x200_diffused	1.995	3.979	33.915	6514.14
250x250_diffused	1.467	2.153	36.582	2365.43
300x300_diffused	1.756	3.085	35.02	2126.22
100x100_distrib	0.392	0.153	14.164	4781.69
150x150_distrib	0.455	0.207	12.867	3081.06
200x200_distrib	0.526	0.276	11.609	6601.45
250x250_distrib	0.526	0.276	11.607	2692.13
300x300_distrib	0.562	0.315	11.031	2432.46

Πίνακας 4.4: Αποτελέσματα διαγώνιας κίνησης με χρήση γραμμικής παρεμβολής

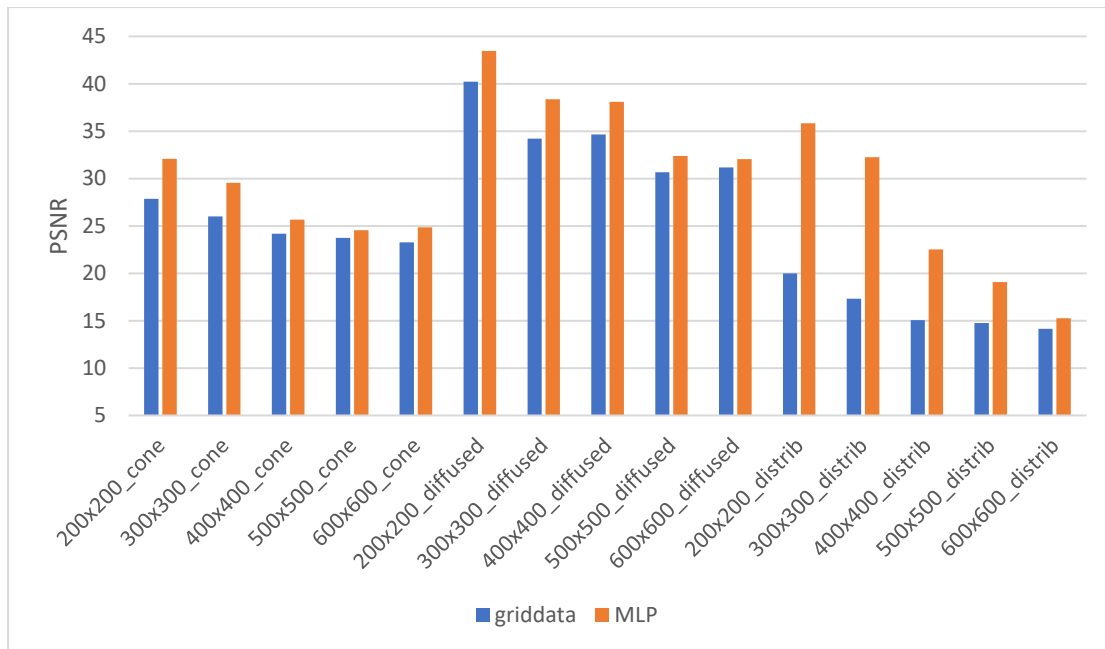
Πείραμα	RMSE	MSE	PSNR	Χρόνος Ολοκλήρωσης (seconds)
200x200_cone	0.364	0.132	27.863	8903.57
300x300_cone	0.451	0.203	26.003	2063.71
400x400_cone	0.556	0.309	24.191	1566.98
500x500_cone	0.584	0.341	23.757	901.47
600x600_cone	0.617	0.381	23.275	1350.45
200x200_diffused	0.966	0.933	40.213	9747.65
300x300_diffused	1.928	3.718	34.209	1775.19
400x400_diffused	1.83	3.351	34.661	1691.73
500x500_diffused	2.9	8.413	30.663	863.36
600x600_diffused	2.732	7.465	31.182	1166.25
200x200_distrib	0.2	0.04	19.996	9425.7
300x300_distrib	0.273	0.074	17.31	2059.14
400x400_distrib	0.353	0.124	15.073	1696.59
500x500_distrib	0.366	0.134	14.746	893.72
600x600_distrib	0.392	0.153	14.162	1308.94

Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα σπρωτικής κίνησης με χρήση γραμμικής παρεμβολής

Στην συνέχεια, αφού πρώτα εκπαιδεύσουμε το νευρωνικό δίκτυο στις προσομοιωμένες τιμές των μετρήσεων ραδιενέργειας, λαμβάνουμε τις προσεγγίσεις των άγνωστων τιμών πάνω στο ίδιο πλέγμα συντεταγμένων που παρουσιάσαμε παραπάνω, διαστάσεων 31x31x8. Στα σχήματα 4.13 και 4.14, παρουσιάζουμε τις επιδόσεις του MLP ως προς την μετρική PSNR, συγκριτικά με αυτές της συνάρτησης της γραμμικής παρεμβολής.



Σχήμα 4.13: Σύγκριση PSNR μεταξύ griddata και MLP για διαγώνια κίνηση



Σχήμα 4.14: Σύγκριση PSNR μεταξύ griddata και MLP για σπιρωτή κίνηση

4.5 Σχολιασμός Αποτελεσμάτων Μεθόδων Παρεμβολής

Λαμβάνοντας υπόψιν τις μετρικές αξιολόγησης από τους πίνακες 4.4 και 4.5, κάνοντας χρήση της συνάρτησης γραμμικής παρεμβολής, παρατηρούμε ότι λαμβάνουμε τα καλύτερα αποτελέσματα για την διάχυτη πηγή ραδιενέργειας. Αυτό συμβαίνει, διότι, οι μεταβολές των προσομοιωμένων τιμών ραδιενέργειας είναι πολύ μικρές, καθώς η διάχυση πραγματοποιείται σταδιακά και ως εξορισμού, καθώς αυξάνεται ο χρόνος, οι τιμές τείνουν σε μία σταθερή τιμή. Τα αμέσως επόμενα καλύτερα αποτελέσματα, τα λαμβάνουμε για την κωνοειδή πηγή. Ο λόγος για αυτήν την παρατήρηση αφορά το γεγονός πως στο σενάριο που περιγράψαμε παραπάνω για είδος πηγής plume, για κάποιο μέρος του όγκου η μετρούμενη τιμή είναι ίση με 10, ενώ για τον υπόλοιπο χώρο είναι ίση με 1. Αυτό το σενάριο είναι αρκετά απλό, ώστε η συνάρτηση να είναι σε θέση να προσεγγίσει αρκετά καλά τις άγνωστες τιμές. Τέλος, η πηγή που προκύπτει από την κατανομή της σχέσης (7), φαίνεται να παρουσιάζει δυσκολίες ως προς την εκμάθηση της από το μοντέλο της συνάρτησης `griddata`, καθώς περιέχει αρκετές μεταβολές ως προς τις τιμές εξόδου της και για αυτόν παρατηρείται η συγκεκριμένη χαμηλή επίδοση.

Ακόμη, κάτι που παρατηρούμε από τα αποτελέσματα των δύο πινάκων, είναι πως τα βέλτιστα αποτελέσματα ως προς την προσέγγιση των τιμών του χώρου και για κάθε διαφορετικού είδους πηγή, τα λαμβάνουμε με την σπιρωτή κίνηση και voxel spacing ίσο με 200x200, υπό το κόστος μεγάλου χρόνου

ολοκλήρωσης της συγκεκριμένης τροχιάς, όπως αυτή παρουσιάστηκε στον πίνακα 4.2. Ωστόσο, με την διαγώνια κίνηση λαμβάνουμε ελάχιστα χειρότερα αποτελέσματα αλλά εξίσου σημαντικά, με το πλεονέκτημα της πιο γρήγορης ολοκλήρωσης της τροχιάς.

Επιπροσθέτως, ένα πολύ σημαντικό μειονέκτημα της συνάρτησης ``griddata`` αποτελεί ο χρόνος που απαιτείται για την εκτέλεση της. Με βάση τους πίνακες 4.4 και 4.5, ο χρόνος αυτός κυμαίνεται από περίπου 15 λεπτά έως μέχρι και περίπου 3 ώρες. Ο χρόνος που απαιτείται για την ολοκλήρωση της διαδικασίας συνδέεται άμεσα με το `trajectory` ή `voxel spacing`, καθώς μεταβάλλεται ο αριθμός των προσομοιωμένων τιμών και συνεπώς, των τιμών εισόδου στην συνάρτηση.

Από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στα παρακάτω διαγράμματα, καταλήγουμε πως η σπιρωτή κίνηση φαίνεται να είναι η ιδανικότερη κίνηση, ανάμεσα στις δύο, για οποιουδήποτε είδους πηγή. Συγκρίνοντας τα δύο διαγράμματα, φαίνεται ότι τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το PSNR των τιμών της προσέγγισης δίνονται από την σπιρωτή κίνηση, και μάλιστα κάνοντας χρήση του MLP για το `interpolation`. Μάλιστα, όπως ήταν αναμενόμενο, το μικρότερο `voxel spacing`, δηλαδή ίσο με 200x200, είναι και αυτό που μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, αφού τα σημεία μέτρησης ραδιενέργειας είναι περισσότερα από κάθε άλλο μέγεθος της ίδιας μεταβλητής. Συνεπώς, το MLP κάνει χρήση του μεγαλύτερου αριθμού δεδομένων εισόδου, προκειμένου να μάθει καλύτερα την υποκείμενη συνάρτηση του χώρου ενδιαφέροντος.

Ακόμη, παρατηρούμε και την δυνατότητα του MLP να μαθαίνει σύνθετες συναρτήσεις, όπως αυτό της συνάρτησης κατανομής, αφού σε αυτήν την περίπτωση, παρατηρούμε πάνω από την διπλάσια τιμή ως προς το PSNR, στην σπιρωτή κίνηση.

Τέλος, αξίζει να αναφερθούμε και στον χρόνο εκτέλεσης του `interpolation`, κάνοντας χρήση το MLP. Με βάση τους χρόνους εκτέλεσης που κρατήσαμε για την εκπαίδευση και την λήψη των προβλέψεων από το MLP, αυτοί κυμαίνονται από τα 18 έως τα 369 δευτερόλεπτα, με τον μέσο όρο τους να ανέρχεται στα 101 δευτερόλεπτα. Αυτό, σημαίνει πως συγκριτικά με την συνάρτηση ``griddata``, της οποίας οι χρόνοι εκτέλεσης παρουσιάστηκαν στους πίνακες 4.4 και 4.5, λαμβάνουμε ένα `speedup`, το οποίο στην χειρότερη περίπτωση ανέρχεται στο 8, ενώ στην καλύτερη περίπτωση ανέρχεται στο 26. Η συγκεκριμένη επιτάχυνση οφείλεται στην χρήση της κάρτας γραφικών κυρίως για την εκπαίδευση του MLP, αλλά και για την λήψη των προσεγγίσεων από αυτό.

Κεφάλαιο 5

Επίδραση Υπερπαραμέτρων Multilayer Perceptron

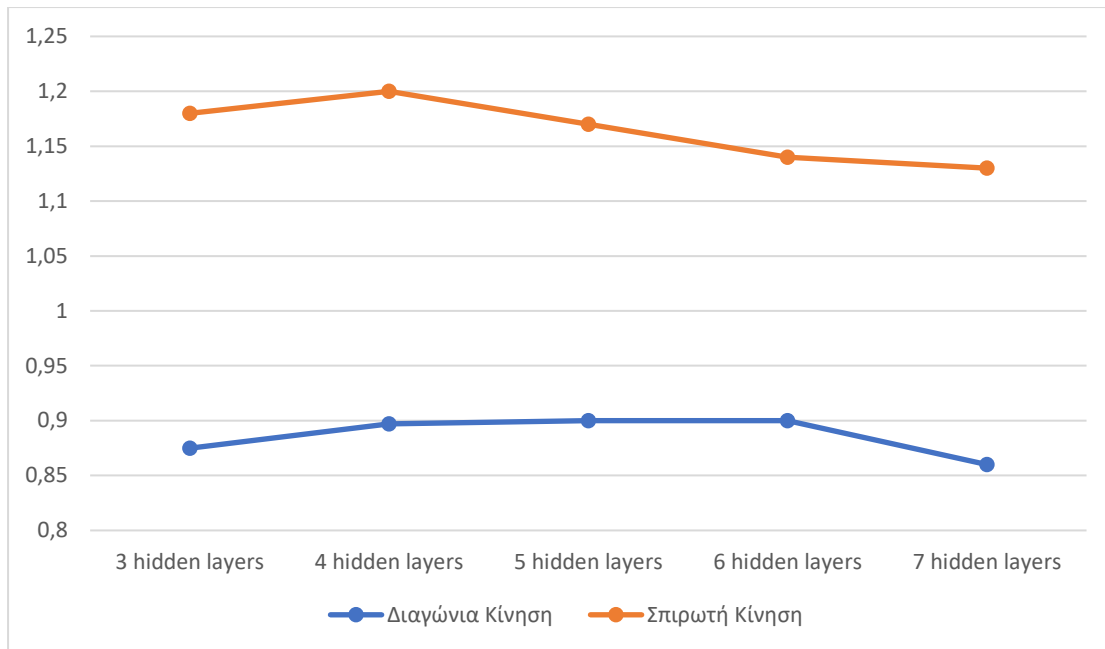
5.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα περιγράψουμε τα ενδιάμεσα βήματα της διαδικασίας που ακολουθήσαμε, προκειμένου να καταλήξουμε στην αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που παρουσιάστηκε στην υποενότητα 3.4.2.

5.2 Πειραματισμός με αριθμό κρυφών επιπέδων MLP

Μία υπερπαραμέτρος του MLP που έχει αρκετή βαρύτητα ως προς την επίδοση του, είναι αυτή του αριθμού των κρυφών επιπέδων ανάμεσα στο επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου. Καθώς, αυτή, η υπερπαραμέτρος μεταβάλλεται, μεταβάλλεται και η χωριτικότητα του νευρωνικού δικτύου και συνεπώς, ο όγκος της πληροφορίας που μπορεί να μάθει και να αποθηκεύσει. Συνεπώς, στην παρούσα υποενότητα, δοκιμάζουμε διαφορετικούς αριθμούς από κρυφά επίπεδα που αποτελούνται από 256 νευρώνες, εκτός του τελευταίου που αποτελείται πάντα από 128 νευρώνες.

Για την συνολική αξιολόγηση του MLP ανάμεσα στα διαφορετικά πειράματα με διαφορετικό αριθμό κρυφών επιπέδων, υπολογίζουμε κάθε φορά το κανονικοποιημένο PSNR που προέκυψε ως προς αυτό της συνάρτησης `griddata` για το αντίστοιχο σενάριο εκτέλεσης. Έπειτα, λαμβάνουμε, τον γεωμετρικό μέσο όρο των κανονικοποιημένων PSNR για κάθε ένα σενάριο διαφορετικού αριθμού κρυφών επιπέδων και τα παρουσιάζουμε στο σχήμα 5.1, για τα δύο διαφορετικά είδη κίνησης.



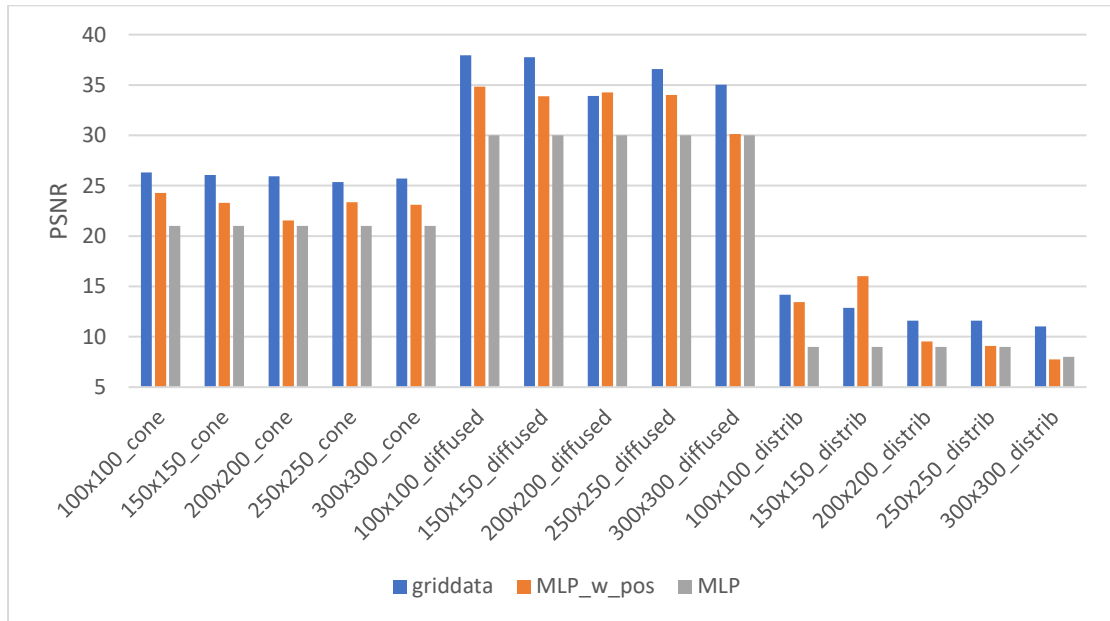
Σχήμα 5.1: Κανονικοποιημένο PSNR για τα διαφορετικό αριθμό κρυφών επιπέδων MLP

Από τα παραπάνω αποτελέσματα, παρατηρούμε ότι το νευρωνικό δίκτυο, για την διαγώνια κίνηση, πετυχαίνει την βέλτιστη επίδοση του για 4 κρυφά επίπεδα ενώ με την περαιτέρω αύξηση, η επίδοση παραμένει σταθερή. Για την σπιρωτή κίνηση, παρατηρούμε ότι η βέλτιστη επίδοση του MLP επιτυγχάνεται με 4 κρυφά επίπεδα νευρώνων, ενώ η περαιτέρω αύξηση των κρυφών επιπέδων επηρεάζει αρνητικά την επίδοση του. Ακόμη, παρατηρούμε ότι το MLP για την διαγώνια κίνηση πετυχαίνει επίδοση ίση με το περίπου 90% της επίδοσης της συνάρτησης `griddata`. Για την σπιρωτή κίνηση, το MLP πετυχαίνει συνολικά περίπου 20% αύξηση της επίδοσης, σε σύγκριση με την συνάρτηση `griddata`. Και πάλι θεωρούμε πως το MLP ευνοείται από τις εισόδους, κατά τις οποίες τα σημεία είναι πιο πυκνά κατανεμημένα στον χώρο, δηλαδή του σεναρίου της σπιρωτής κίνησης. Συνεπώς, συμπεραίνουμε πως η βέλτιστη αρχιτεκτονική του MLP, για το συγκεκριμένο πρόβλημα, αποτελείται από 4 κρυφά επίπεδα νευρώνων, και για τα δύο είδη κινήσεων.

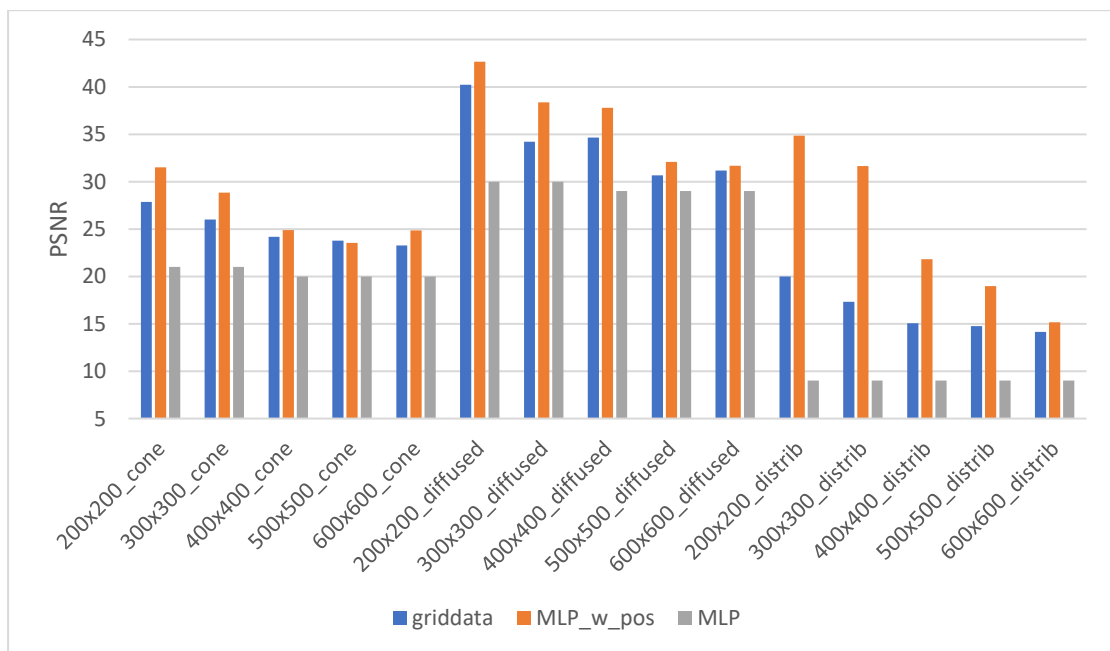
5.3 Χρήση Positional Encoding

Κατά την διαδικασία των πειραμάτων, το αρχικό MLP που είχαμε κατασκευάσει δεν περιελάμβανε την χρήση του positional encoding στην είσοδο, όπως αυτό περιγράφηκε στην ενότητα 2.5. Ωστόσο, για την βελτίωση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου, επιλέξαμε να προσθέσουμε την

συγκεκριμένη τεχνική στην υλοποίησή μας. Συνεπώς, κατ'όπιν πειραματισμών με διαφορετικά μεγέθη για τις υπερπαραμέτρους `'sigma'` και `'encoded_size'` που περιγράφηκαν στην ενότητα 3.4.2, επιλέξαμε τις τιμές 10^{-4} και 100 αντίστοιχα. Στην συνέχεια, παραθέτουμε τα διαγράμματα της μετρικής του PSNR για την πρόβλεψη των άγνωστων τιμών του MLP, κάνοντας χρήση των Fourier Features και συγκρίνοντας τες με αυτές του MLP που δεν γίνεται χρήση του positional encoding και της συνάρτησης `'griddata'`.



Σχήμα 5.2: PSNR για griddata, MLP_w_pos και MLP για διαγώνια κίνηση



Σχήμα 5.3: PSNR για griddata, MLP_w_pos και MLP για σπρωτή κίνηση

Στις γραφικές παραστάσεις που παρουσιάζονται στα σχήματα 5.2 και 5.3, οι μπάρες με πορτοκάλι αποτελούν τα αποτελέσματα της συνάρτησης της γραμμικής παρεμβολής, με μπλε τα αποτελέσματα του MLP με την χρήση του positional encoding και με γκρι τα αποτελέσματα του MLP χωρίς την χρήση του positional encoding.

Από τα παραπάνω διαγράμματα, παρατηρούμε συνολικότερα πως η χρήση του positional encoding στην είσοδο βελτίωσε αισθητά ή δεν επηρέασε την επίδοση του νευρωνικού δικτύου ανάλογα με το πείραμα, στο οποίο εκτελέστηκε. Ακόμη, παρατηρούμε, ότι, η επίδοση του MLP ως προς το PSNR ξεπερνά αυτήν του `griddata` για την σπιρωτή κίνηση και για κάθε διαφορετικό voxel spacing και είδος πηγής, κάτι που δεν συνέβαινε προηγουμένως. Η βελτίωση, αυτή, φτάνει ακόμη μέχρι το 100% για την πηγή κατανομής και voxel spacing ίσο με 200x200. Για την διαγώνια κίνηση, παρατηρείται επίσης βελτίωση και η επίδοση του MLP είναι πολύ κοντά σε αυτή της συνάρτησης `griddata`, όμως παραμένει και πάλι μικρότερη.

Κεφάλαιο 6

Επίλογος

6.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, ήταν η προσομοίωση των των μετρήσεων ραδιενέργειας μέσα σε ένα υποθαλάσσιο χώρο ενδιαφέροντος, με σκοπό την εύρεση της τοποθεσίας των πηγών ή την χαρτογράφηση των επιπέδων ραδιενέργειας συνολικά στον χώρο.

Συγκεκριμένα, γίνεται η αξιοποίηση ενός νέου αυτόνομου υποθαλάσσιου οχήματος πλοήγησης, το underwater glider, το οποίο διακρίνεται για την ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας και την δυνατότητα του να παραμείνει κάτω από την επιφάνεια της θάλασσας για πολύ μεγάλα χρονικά διαστήματα, δίχως να χρειάζεται κάποιους είδους επαναφόρτιση. Συνεπώς, προκειμένου να προσομοιώσουμε τις λήψεις των μετρήσεων των underwater gliders, έπρεπε να προηγηθεί ο σχεδιασμός των τροχιών που θα ακολουθήσουν. Έπειτα, και όπως παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3, επιλέξαμε διαφορετικά είδη πηγών που καλύπτουν συνολικά τον χώρο. Ακόμη, παρατηρήσαμε πως είναι σχεδόν αδύνατο να εντοπίσουμε σημειακές πηγές, λόγω του φαινομένου της θωράκισης και της υψηλής πυκνότητας του νερού που εμποδίζει την διάδοση της ραδιενέργειας σε αυτό.

Τέλος, εξαιτίας του ότι τα underwater gliders λαμβάνουν μετρήσεις από συγκεκριμένες τοποθεσίες, στις οποίες έχουν βρεθεί, χρησιμοποιούμε την τεχνική του interpolation, προκειμένου να προσεγγίσουμε τις άγνωστες τιμές των υπόλοιπων σημείων του χώρου. Για τον σκοπό, αυτό, αξιοποιήθηκε μία συνάρτηση της βιβλιοθήκης SciPy, καθώς και ένα νευρωνικό δίκτυο MLP που κατασκευάσαμε. Από τα τελικά αποτελέσματα, παρατηρήσαμε πως το MLP πέτυχε έως και 20% καλύτερη επίδοση σε ελάχιστο απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης συγκριτικά με την υπάρχουσα συνάρτηση.

6.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Μία πολύ σημαντική και προφανής επέκταση της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα ήταν αυτή της προσομοίωσης τιμών μέτρησης και άλλων μεγεθών, πέραν της ραδιενέργειας, για τα οποία απαιτείται η παρακολούθησή τους. Για παράδειγμα, η διάδοση των χημικών στην θάλασσα αποτελεί ένα πρόβλημα μείζονος σημασίας, το οποίο χρήζει διαρκούς παρακολούθησης για την προστασία και την πρόληψη είτε της υποθαλάσσιας είτε της ανθρωπίνης ζωής.

Επιπροσθέτως, μία ακόμη σημαντική επέκταση της εργασίας θα ήταν ο πειραματισμός με πιο σύνθετες τροχιές για τα underwater gliders, με σκοπό ενδεχομένως την καλύτερη κάλυψη του χώρου ενδιαφέροντος. Όπως είδαμε και στο κεφάλαιο 4, η επιλογή της τροχιάς επηρεάζει σημαντικά την επίδοση του MLP. Συνεπώς, μία διαφορετική επιλογή πιο σύνθετης τροχιάς από αυτές που παρουσιάστηκαν παραπάνω, ενδέχεται να επέτρεπε την ακόμη καλύτερη χαρτογράφηση της ραδιενέργειας στον βυθό.

Ακόμη, η προσθήκη απόκλισης στις τροχιές των underwater gliders, θα έκανε την προσομοίωση πιο κοντά στις πραγματικές συνθήκες. Προκειμένου να γίνει αυτό, θα ήταν απαραίτητη η ανάλυση των υποθαλάσσιων συνθηκών και με ποιο τρόπο αυτές θα επηρέαζαν την αρχικά προγραμματισμένη πορεία των οχημάτων πλοήγησης.

Τέλος, θα παρουσίαζε ιδιαίτερο ενδιαφέρον να πραγματοποιηθεί η μοντελοποίηση του θορύβου και της σχετικής απόδοσης των οργάνων μέτρησης της ραδιενέργειας, ώστε να συνεικτιμηθεί η επιρροή τους στα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Ακόμη, θα ήταν πολύ σημαντική η λήψη πραγματικών μετρήσεων, προκειμένου να γίνει η σύγκρισή τους με τις εκτιμήσεις της ραδιενέργειας της προσομοίωσης, προκειμένου να εντοπιστούν τυχόν αδυναμίες των παραδοχών που έγιναν κατά τον σχεδιασμό του μοντέλου.

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 2.1: Μορφή ενός underwater glider.....	19
Σχήμα 2.2: Διαγώνια κίνηση ενός underwater glider.....	21
Σχήμα 2.3: Σπιρωτή κίνηση ενός underwater glider	22
Σχήμα 2.4: Αρχιτεκτονική ενός Multilayer Perceptron	23
Σχήμα 2.5: Αρχιτεκτονική δικτύου NeRF.....	24
Σχήμα 3.1: Χώρος ενδιαφέροντος	29
Σχήμα 3.2: Παράδειγμα linear interpolation.....	34
Σχήμα 4.1: Παρουσίαση διαγώνιας κίνησης στην προσομοίωση.....	39
Σχήμα 4.2: Παρουσίαση σπιρωτής κίνησης στην προσομοίωση	39
Σχήμα 4.3: Top-view διαγώνιας και σπιρωτής κίνησης της προσομοίωσης.....	40
Σχήμα 4.4: Heatmap προσομοιωμένων τιμών με διάδοση στον αέρα	42
Σχήμα 4.5: Heatmap προσομοιωμένων τιμών με διάδοση στο νερό.....	42
Σχήμα 4.6: Heatmaps καλύτερων αποτελεσμάτων από σύνολο πειραμάτων	43
Σχήμα 4.7: Γραφική αναπαράσταση σχέσης (7).....	45
Σχήμα 4.8: Γραφική αναπαράσταση σχέσης (8).....	46
Σχήμα 4.9: Φαινόμενο διάχυσης - αρχική κατάσταση ($t=0$).....	47
Σχήμα 4.10: Φαινόμενο διάχυσης ($t=4000$).....	47
Σχήμα 4.11: Φαινόμενο διάχυσης ($t=15000$)	48
Σχήμα 4.12: Παρουσίαση κωνοειδούς πηγής στην προσομοίωση	48
Σχήμα 4.13: Σύγκριση PSNR μεταξύ griddata και MLP για διαγώνια κίνηση.....	52
Σχήμα 4.14: Σύγκριση PSNR μεταξύ griddata και MLP για σπιρωτή κίνηση	53
Σχήμα 5.1: Κανονικοποιημένο PSNR για τα διαφορετικό αριθμό κρυφών επιπέδων MLP. 57	
Σχήμα 5.2: PSNR για griddata, MLP_w_pos και MLP για διαγώνια κίνηση	58
Σχήμα 5.3: PSNR για griddata, MLP_w_pos και MLP για σπιρωτή κίνηση.....	58

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 4.1: Χαρακτηριστικά τροχιών διαγώνιας κίνησης.....	40
Πίνακας 4.2: Χαρακτηριστικά τροχιών σπιρωτής κίνησης	40
Πίνακας 4.3: Χαρακτηριστικά συστήματος.....	50
Πίνακας 4.4: Αποτελέσματα διαγώνιας κίνησης με χρήση γραμμικής παρεμβολής.....	51
Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα σπιρωτής κίνησης με χρήση γραμμικής παρεμβολής.....	52

Βιβλιογραφία

- [1] “RAMONES: Advancing deep-ocean radioactivity monitoring to Environmental Intelligence status - RAMONES Project.” <https://ramones-project.eu/ramones-advancing-deep-ocean-radioactivity-monitoring-to-environmental-intelligence-status/> .
- [2] M. Y. Javaid, M. Ovinis, T. Nagarajan, and F. B. M. Hashim, “Underwater Gliders: A Review,” MATEC Web of Conferences, vol. 13, p. 02020, 2014, doi: 10.1051/MATECCONF/20141302020.
- [3] N. Mahmoudian and C. Woolsey, “Underwater glider motion control,” Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control, pp. 552–557, 2008, doi: 10.1109/CDC.2008.4739432.
- [4] S. Zhang, J. Yu, A. Zhang, and F. Zhang, “Spiraling motion of underwater gliders: Modeling, analysis, and experimental results,” Ocean Engineering, vol. 60, pp. 1–13, Mar. 2013, doi: 10.1016/J.OCEANENG.2012.12.023.
- [5] B. Mildenhall, P. P. Srinivasan, M. Tancik, J. T. Barron, R. Ramamoorthi, and R. Ng, “NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis,” Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), vol. 12346 LNCS, pp. 405–421, Mar. 2020, doi: 10.48550/arxiv.2003.08934.
- [6] A. Vaswani et al., “Attention Is All You Need,” Adv Neural Inf Process Syst, vol. 2017-December, pp. 5999–6009, Jun. 2017, doi: 10.48550/arxiv.1706.03762.
- [7] M. Tancik et al., “Fourier Features Let Networks Learn High Frequency Functions in Low Dimensional Domains,” Adv Neural Inf Process Syst, vol. 33, pp. 7537–7547, 2020.
- [8] T. U. of N. C. Physics Labs, “Radioactivity.” https://www.webassign.net/question_assets/unccolphysem1/lab_9/manual.html
- [9] “NIST: X-Ray Mass Attenuation Coefficients - Water, Liquid.” <https://physics.nist.gov/PhysRefData/XrayMassCoef/ComTab/water.html> .
- [10] “NIST: X-Ray Mass Attenuation Coefficients - Air, Dry.” <https://physics.nist.gov/PhysRefData/XrayMassCoef/ComTab/air.html> .
- [11] “Fick’s Laws of Diffusion: Formulas, Equations, & Examples.” <https://www.sciencefacts.net/ficks-laws.html> .

- [12] K. B. Schnelle, "Atmospheric Diffusion Modeling," *Encyclopedia of Physical Science and Technology*, pp. 679–705, Jan. 2003, doi: 10.1016/B0-12-227410-5/00036-3.