



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

**ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΞΑΣΘΕΝΗΣΗΣ  
ΣΗΜΑΤΟΣ ΛΟΓΩ ΒΡΟΧΗΣ ΣΕ ΔΟΥΦΟΡΙΚΕΣ ΖΕΥΞΕΙΣ  
ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ  
ΜΑΘΗΣΗΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**  
ΤΟΥ  
**Ελευθέριου Ελευθερίου**

Επιβλέπων: Παναγιώτης Γ. Κωττίς  
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2021





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

**ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΞΑΣΘΕΝΗΣΗΣ  
ΣΗΜΑΤΟΣ ΛΟΓΩ ΒΡΟΧΗΣ ΣΕ ΔΟΥΦΟΡΙΚΕΣ ΖΕΥΞΕΙΣ  
ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ  
ΜΑΘΗΣΗΣ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

**Ελευθέριου Ελευθερίου**

Επιβλέπων: Παναγιώτης Γ. Κωττίς  
Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την κάτωθι τριμελή επιτροπή την 10<sup>η</sup> Σεπτεμβρίου 2021.

---

Παναγιώτης Γ. Κωττίς  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Χ. Καψάλης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Γ. Φικιώρης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

---

Ελευθέριος Ελευθερίου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών ΕΜΠ

Copyright © Ελευθέριος Ελευθερίου, 2021

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

# Περίληψη

Η εξασθένιση σήματος λόγω της βροχής αποτελεί μείζονα πρόκληση για τις δορυφορικές ζεύξεις, ιδίως αυτές που λειτουργούν σε υψηλές συχνότητες. Η επίτευξη ακριβούς πρόβλεψης για εξασθένιση σήματος εξαιτίας της βροχής σε συγκεκριμένη τοποθεσία είναι αρκετά δύσκολη λόγω της ανομοιογένειας της βροχής κατά μήκος της διαδρομής της διάδοσης.

Το υπάρχον μοντέλο πρόβλεψης ITU-R για εξασθένιση που προκαλείται από βροχή σε δορυφορικές τηλεπικοινωνίες ανάμεσα στο διάστημα και γη δεν αποδίδεται με ακρίβεια σε παγκόσμιο επίπεδο.

Αυτή η αδυναμία αποτελεί κίνητρο για την δημιουργία μοντέλου μηχανικής μάθησης χρησιμοποιώντας κατάλληλα χαρακτηριστικά όπως μήκος διαδρομής, συχνότητα λειτουργίας, πόλωση κύματος, κατανομή ρυθμού βροχής κτλ.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης της απόσβεσης σήματος λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις με τεχνικές παλινδρόμησης επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης εξασφαλίζοντας υψηλή ακρίβεια χωρίς να απαιτούνται πολύπλοκες μαθηματικές εκφράσεις.

Λέξεις-κλειδιά: Απόσβεση λόγω βροχής, μηχανική μάθηση, παλινδρόμηση.



# Abstract

Rain attenuation is a major challenge to microwave satellite communication especially those operate at high frequencies. Achieving an accurate prediction for rain attenuation to certain location is quite difficult due to the inhomogeneity of the rain along the propagation path.

The existing ITU-R prediction model for rain attenuation of Earth-space telecommunication systems does not perform accurately on a global level.

This weakness is an incentive to create a machine learning model using appropriate features such as path length, operation frequency, wave polarization, rain rate distribution, etc.

The aim of this dissertation is to develop a model to predict the rain attenuation on earth-space communications with regression-supervised machine learning techniques ensuring high prediction accuracy without necessitating complex mathematical expressions.

Keywords: Rain attenuation, machine learning, regression





# Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή της διπλωματικής εργασίας κ. Παναγιώτη Κωττή για την υποστήριξη που μου προσέφερε, καθώς, και για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε για την εκπόνηση της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας. Επιπρόσθετα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Σπύρο Λιβιεράτο που με την καθοδήγηση και τις επισημάνσεις του κατάφερα να ολοκληρώσω τη διπλωματική εργασία. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους φίλους μου, καθώς και τους φίλους που είχα την τιμή να κάνω στο Πολυτεχνείο, που από την πρώτη στιγμή έδειξαν έμπρακτα την στήριξη τους στο πρόσωπο μου. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλη μου την οικογένεια, που είναι δίπλα μου και δε σταματούν να πιστεύουν σε εμένα.

*Κάθε λογής αδύνατο  
προτού να το βαφτίσεις,  
σκέψου πως κάθε όνειρο  
πρέπει να κατακτήσεις.*

# Περιεχόμενα

<b>1</b>	<b>ΕΙΣΑΓΩΓΗ - ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ</b>	<b>17</b>
1.1	Εισαγωγή στις δορυφορικές επικοινωνίες . . . . .	17
1.1.1	Γενικά στοιχεία για τα δορυφορικά δίκτυα . . . . .	17
1.1.2	Δομή βασικού δορυφορικού . . . . .	18
1.1.3	Προσφερόμενες δορυφορικές υπηρεσίες . . . . .	20
1.1.4	Το φάσμα των δορυφορικών επικοινωνιών . . . . .	22
1.2	Προβλήματα διάδοσης . . . . .	23
1.3	Απόσβεση λόγω βροχής . . . . .	24
1.4	Προσέγγιση προβλήματος μέσω Μηχανικής Μάθησης . . . . .	25
<b>2</b>	<b>ΑΠΩΛΕΙΕΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΠΟΣΒΕΣΗΣ</b>	
	<b>ΛΟΓΩ ΒΡΟΧΟΠΤΩΣΕΩΝ</b>	<b>27</b>
2.1	Τροποσφαιρικά φαινόμενα διάδοσης . . . . .	27
2.2	Απώλειες διάδοσης . . . . .	28
2.3	Απόσβεση λόγω βροχοπτώσεων . . . . .	28
2.3.1	Περιγραφή του μέσου βροχής . . . . .	29
2.3.2	Χαρακτηριστικά των βροχοπτώσεων . . . . .	29
2.3.3	Κατανομή της έντασης βροχοπτώσεως . . . . .	30
2.4	Ενεργό ύψος βροχής . . . . .	30
2.5	Μοντέλα πρόβλεψης απόσβεσης λόγω βροχής . . . . .	31
2.5.1	ITU-R 618 . . . . .	32
2.5.2	Karasawa . . . . .	35
2.5.3	Garcia-Lopez . . . . .	36
<b>3</b>	<b>ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ</b>	<b>39</b>
3.1	Εισαγωγή στη Μηχανική μάθηση . . . . .	39
3.1.1	Τύποι προβλημάτων Μηχανικής Μάθησης . . . . .	40
3.2	Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης . . . . .	42
3.3	Γκαουσιανή διαδικασία . . . . .	42
3.3.1	Το πρόβλημα της παλινδρόμησης . . . . .	43
3.3.2	Προσδιορισμός Γκαουσιανής διαδικασίας . . . . .	43
3.3.3	Συνδιακυμάνσεις . . . . .	44
3.3.4	Υπερπαράμετροι . . . . .	45
3.4	Διαδικασία της Μηχανικής μάθησης . . . . .	45

3.5	Τεχνολογίες . . . . .	47
3.5.1	Μηχανική Μάθηση με Python . . . . .	47
3.5.2	Βιβλιοθήκες . . . . .	48
3.5.3	Jupyter . . . . .	48
<b>4</b>	<b>ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ</b>	<b>51</b>
4.1	Δεδομένα . . . . .	51
4.1.1	Εύρεση δεδομένων . . . . .	51
4.1.2	Ανάλυση δεδομένων . . . . .	52
4.1.3	Εξαγωγή χαρακτηριστικών . . . . .	53
4.1.4	Τιμή πρόβλεψης . . . . .	54
4.2	Επεξεργασία δεδομένων . . . . .	54
4.2.1	Χωρισμός συνόλων δεδομένων για κάθε επίπεδο πιθανότητας (RE- PLs) . . . . .	54
4.2.2	Αντιμετώπιση κενών τιμών . . . . .	55
4.2.3	Κλιμάκωση χαρακτηριστικών . . . . .	56
4.3	Επιλογή αλγορίθμου . . . . .	56
4.4	Μετρικές αξιολόγησης . . . . .	56
4.4.1	Cross-Validation . . . . .	56
4.4.2	$R^2$ score . . . . .	57
4.4.3	$\rho_v$ . . . . .	58
<b>5</b>	<b>ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ ΠΡΟΥΨΑΡΧΟΝΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ</b>	<b>59</b>
5.1	Παρουσίαση αποτελεσμάτων για κάθε επίπεδο πιθανότητας (REPLs) . . . . .	59
5.1.1	Rain Attenuation <sub>0,001%</sub> . . . . .	60
5.1.2	Rain Attenuation <sub>0,002%</sub> . . . . .	62
5.1.3	Rain Attenuation <sub>0,003%</sub> . . . . .	65
5.1.4	Rain Attenuation <sub>0,005%</sub> . . . . .	67
5.1.5	Rain Attenuation <sub>0,01%</sub> . . . . .	70
5.1.6	Rain Attenuation <sub>0,02%</sub> . . . . .	72
5.1.7	Rain Attenuation <sub>0,03%</sub> . . . . .	75
5.1.8	Rain Attenuation <sub>0,05%</sub> . . . . .	77
5.1.9	Rain Attenuation <sub>0,1%</sub> . . . . .	80
5.2	Ερμηνεία αποτελεσμάτων . . . . .	83
5.3	Σύγκριση με προϋπάρχουσες μεθόδους . . . . .	83
<b>6</b>	<b>ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ</b>	<b>85</b>
6.1	Σύνοψη . . . . .	85
6.2	Μελλοντικές προτάσεις . . . . .	86

# Κατάλογος Σχημάτων

1.1	Δορυφόρος με ορθογωνικό σχήμα . . . . .	18
1.2	Δορυφόρος με κυλινδρικό περίβλημα . . . . .	19
1.3	Δορυφορικό τηλεπικοινωνιακό σύστημα . . . . .	20
1.4	Δορυφορικό τμήμα επικοινωνιών στη συνολική υποδομή επικοινωνιών .	20
1.5	Δορυφορική ζεύξη που υφίσταται απώλειες λόγω βροχοπτώσεων. . . . .	25
2.1	Ενεργό ύψος βροχής και ενεργό μήκος δορυφορικής ζεύξης. . . . .	30
2.2	Επίσιος μέσος όρος του υπομέτρου ισόθερμης των 0° C πάνω από το μέσο επίπεδο της θάλασσας. . . . .	31
2.3	Σχηματική παράσταση μίας δορυφορικής ζεύξης με τις παραμέτρους εισόδου για την διαδικασία πρόβλεψης της απόσβεσης [ITU-RP.618-13]	32
3.1	Οι τύποι της μηχανικής μάθησης . . . . .	40
3.2	Η διαδικασία της επιβλεπόμενης μηχανικής εκμάθησης . . . . .	47
4.1	Στατιστικές μετρήσεις της συχνότητας λειτουργίας και της πόλωσης κύματος των καταγραφών. . . . .	52
4.2	Οι μη κενές τιμές που έχουν οι κολόνες στο σύνολο δεδομένων και ο τύπος δεδομένων τους. . . . .	53
4.3	Στιγμιότυπο των δεδομένων με τα χαρακτηριστικά για το επίπεδο πιθανότητας 0.001% . . . . .	55
4.4	Στιγμιότυπο των δεδομένων με τα χαρακτηριστικά και την τιμή πρόβλεψης για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	55
4.5	Παράδειγμα cross-validation, με k=5. . . . .	57
4.6	Μετρική αξιολόγησης R-Squared για όλα τα διαθέσιμα REPLs. . . . .	58
5.1	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένισης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%. . . . .	60
5.2	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%. . . . .	60
5.3	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%. . . . .	61
5.4	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%. . . . .	61

5.5	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%. . . . .	62
5.6	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%. . . . .	62
5.7	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%. . . . .	63
5.8	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%. . . . .	63
5.9	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%. . . . .	64
5.10	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%. . . . .	64
5.11	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%. . . . .	65
5.12	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%. . . . .	65
5.13	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%. . . . .	66
5.14	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%. . . . .	66
5.15	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%. . . . .	67
5.16	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%. . . . .	67
5.17	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%. . . . .	68
5.18	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%. . . . .	68
5.19	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%. . . . .	69
5.20	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%. . . . .	69
5.21	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%. . . . .	70
5.22	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%. . . . .	70
5.23	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%. . . . .	71
5.24	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%. . . . .	71

5.25	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%. . . . .	72
5.26	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%. . . . .	72
5.27	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%. . . . .	73
5.28	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%. . . . .	73
5.29	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%. . . . .	74
5.30	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%. . . . .	74
5.31	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%. . . . .	75
5.32	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%. . . . .	75
5.33	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%. . . . .	76
5.34	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%. . . . .	76
5.35	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%. . . . .	77
5.36	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%. . . . .	77
5.37	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%. . . . .	78
5.38	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%. . . . .	78
5.39	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%. . . . .	79
5.40	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%. . . . .	79
5.41	Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	80
5.42	1 <sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	80
5.43	2 <sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	81
5.44	3 <sup>rd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	81

5.45	Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	82
5.46	Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και $\rho_n$ για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. . . . .	82
5.47	Τιμές της μετρική αξιολόγησης $\rho_n$ των τεσσάρων υπό σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης για κάθε REPL. . . . .	84
5.48	Η αποτελεσματικότητα της παλινδρόμησης εκφρασμένη με την μορφή της μετρικής αξιολόγησης $\rho_n$ χρησιμοποιώντας τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης. . . . .	84

## Κατάλογος Πινάκων

1.1	Ζώνες συχνοτήτων που λειτουργούν τα δορυφορικά συστήματα . . . . .	23
4.1	Εύρος βροχοπτώσεων για τα 9 διαθέσιμα REPLs . . . . .	52
4.2	Εύρος απόσβεσης σήματος λόγω βροχοπτώσεων για τα 9 REPLs . . . . .	54
5.1	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.001% . . .	61
5.2	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.002% . . .	64
5.3	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.003% . . .	66
5.4	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.005% . . .	69
5.5	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.01% . . .	71
5.6	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.02% . . .	74
5.7	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.03% . . .	76
5.8	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.05% . . .	79
5.9	Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.01% . . .	82





# Κεφάλαιο 1

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ - ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

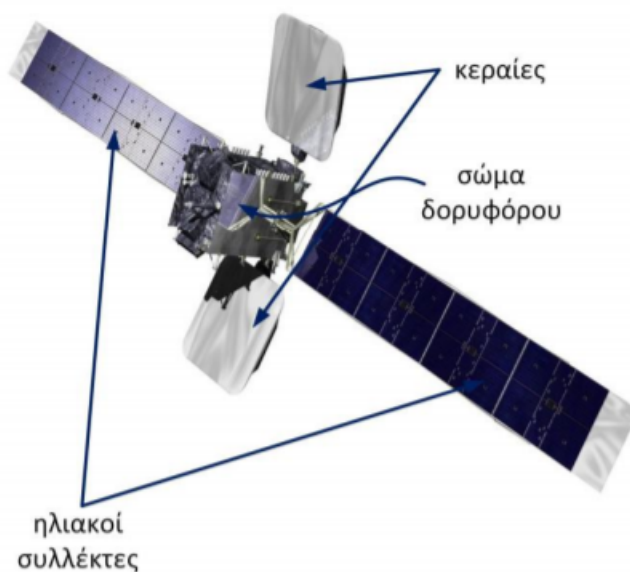
### 1.1 Εισαγωγή στις δορυφορικές επικοινωνίες

#### 1.1.1 Γενικά στοιχεία για τα δορυφορικά δίκτυα

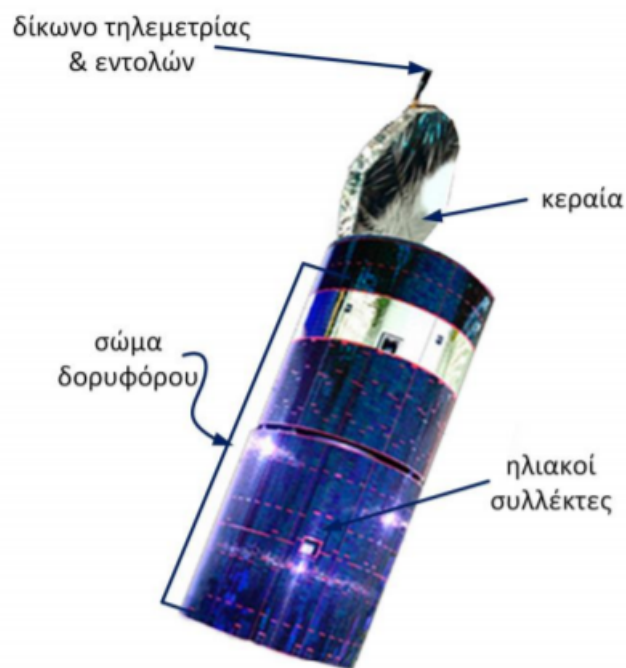
Η θέση των δορυφορικών δικτύων επικοινωνιών στα σύγχρονα τηλεπικοινωνιακά συστήματα είναι ιδιαίτερα σημαντική. Οι δορυφόροι παρέχουν τη δυνατότητα κάλυψης μεγάλων γεωγραφικών περιοχών. Η δυνατότητα αυτή είναι καθοριστικής σημασίας σε εφαρμογές όπως η διασύνδεση μεγάλων τηλεπικοινωνιακών κόμβων, οι κινητές τηλεπικοινωνίες, οι τηλεοπτικές ζεύξεις κτλ. Η τεχνολογία των δορυφορικών συστημάτων συνεχώς εξελίσσεται και οι δορυφορικές τηλεπικοινωνίες αναμένεται να έχουν σημαντικότατο ρόλο στα σύγχρονα τηλεπικοινωνιακά συστήματα. Ο τηλεπικοινωνιακός δορυφόρος δεν είναι ένας απλός επαναλήπτης, που συνδέει απλώς δύο επίγειους σταθμούς που δεν βρίσκονται σε οπτική επαφή, αλλά αποτελεί μέρος ενός εύκαμπτου υψηλής χωρητικότητας τηλεπικοινωνιακού δικτύου με δυνατότητες πολλαπλής εκπομπής και προσπέλασης[1]. Κάθε επίγειος σταθμός που βρίσκεται στην περιοχή κάλυψης του δορυφόρου, μπορεί να μεταδίδει ή να λαμβάνει ραδιοκύματα προς ή από άλλο επίγειο σταθμό που βρίσκεται στην περιοχή κάλυψης του δορυφορικού δικτύου. Σε όλα τα δορυφορικά δίκτυα ιδιαίτερα σημαντικό ρόλο παίζει η αρχιτεκτονική τους, που επιτρέπει τη μετάδοση-λήψη από ανεξάρτητους σταθμούς, με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση των παρεμβολών μεταξύ των επιγείων σταθμών. Ένας άλλος σημαντικός παράγοντας, που σχετίζεται με τις αυξημένες ανάγκες τηλεπικοινωνιακής χωρητικότητας, είναι ο περιορισμένος αριθμός διαθέσιμων θέσεων στη γεωστατική τροχιά, γεγονός που δημιουργεί την ανάγκη τοποθέτησης των δορυφόρων σε μικρότερες μεταξύ τους γωνιακές αποστάσεις. Ως αποτέλεσμα, προκύπτουν προβλήματα παρεμβολών σε συστήματα που χρησιμοποιούν κοινή περιοχή φάσματος συχνοτήτων. Τα τελευταία χρόνια με την πρόοδο της τεχνολογίας, τόσο η κεραία του επίγειου σταθμού, όσο και τα άλλα τμήματα του υλικού αυτού έχουν μειωθεί σε όγκο και βάρος σε τέτοιο βαθμό ώστε να εγκαθίστανται και σε περιβάλλον μεμονωμένων χρηστών.

### 1.1.2 Δομή βασικού δορυφορικού

Η βασική εξωτερική δομή ενός δορυφορικού συστήματος, φαίνεται στο Σχήμα 1.1. Όπως εύκολα παρατηρεί κανείς, το εξωτερικό μέρος του δορυφόρου αποτελείται από το υποσύστημα κεραιών, τα ηλιακά πάνελς και το εξωτερικό περίβλημα του σώματος του δορυφόρου. Το σχήμα του εξωτερικού περιβλήματος, του βασικού σώματος του δορυφόρου εξαρτάται από το σύστημα που χρησιμοποιείται για να κρατήσει το δορυφόρο εντός της τροχιάς, σε ένα σταθεροποιημένο υψόμετρο. Εάν ο δορυφόρος έχει ένα σύστημα σταθεροποίησης τριών αξόνων, το σχήμα του θα είναι ένα ορθογώνιο κουτί με ηλιακούς συλλέκτες, οι οποίοι προεξέχουν από δύο αντίθετες πλευρές. Εάν ο δορυφόρος έχει ένα σύστημα σταθεροποίησης σπιν, το περίβλημα θα είναι κυλινδρικό όπως στο Σχήμα 1.2. Οι ηλιακοί συλλέκτες βρίσκονται εξωτερικά του κυλινδρικού σώματος και η κεραία συνδέεται με το υπόλοιπο σώμα του δορυφόρου, χρησιμοποιώντας μία περιστρεφόμενη συσκευή (ρουλεμάν), ώστε να διατηρεί μία σταθερή κατεύθυνση.

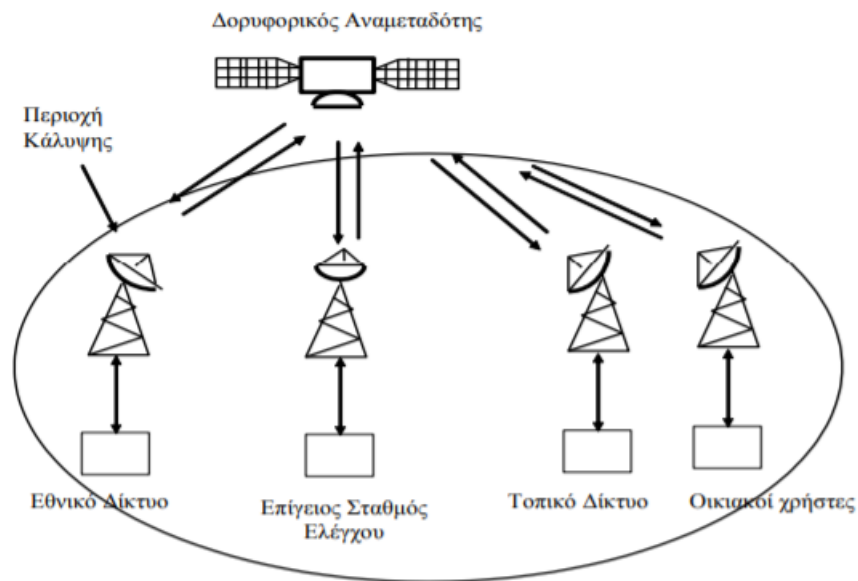


Σχήμα 1.1: Δορυφόρος με ορθογωνικό σχήμα

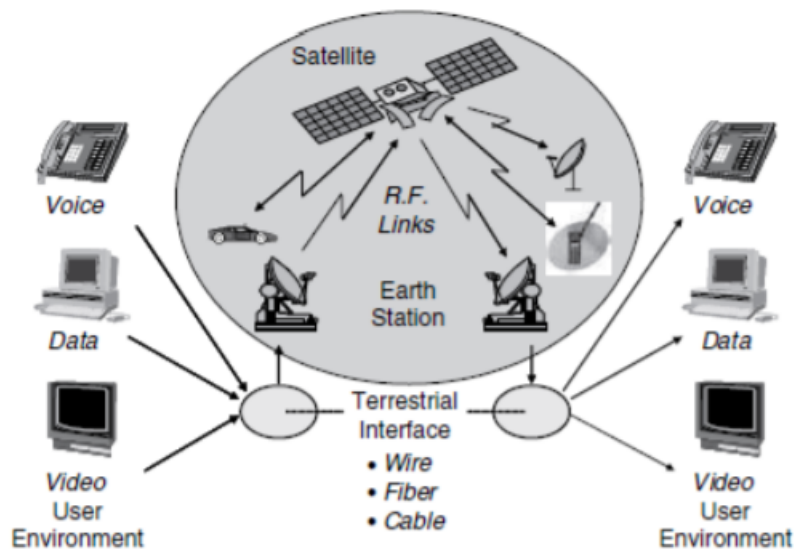


Σχήμα 1.2: Δορυφόρος με κυλινδρικό περίβλημα

Ένα σύστημα δορυφορικών επικοινωνιών αποτελείται από δύο τμήματα, το επίγειο και το δορυφορικό τμήμα. Στο Σχήμα 1.3 φαίνεται το σχηματικό διάγραμμα ενός δορυφορικού τηλεπικοινωνιακού συστήματος ενώ στο Σχήμα 1.4 παρουσιάζεται η μετάδοση της πληροφορίας χρήστη σε μορφή φωνής, δεδομένων, video, εικόνας είτε μέσω του δορυφόρου είτε μέσω του επίγειου δικτύου. Το δορυφορικό τμήμα του συστήματος περιλαμβάνει το δορυφορικό αναμεταδότη και τον επίγειο σταθμό ελέγχου στον οποίο πραγματοποιούνται οι διαδικασίες της τηλεμετρίας και ο έλεγχος του δορυφόρου. Η ζεύξη μεταξύ των επίγειων σταθμών ή χρηστών γίνεται μέσω του δορυφορικού αναμεταδότη[1]. Το σήμα που εκπέμπεται από κάθε επίγειο σταθμό μεταδίδεται μέσω της ατμόσφαιρας και υφίσταται ποικίλες αποσβέσεις μέχρι να φτάσει στην είσοδο του δορυφορικού αναμεταδότη. Στα σύγχρονα ψηφιακά συστήματα, ο δορυφορικός αναμεταδότης επεξεργάζεται το uplink σήμα, το διαμορφώνει, ενισχύει και εκπέμπει προς τον επίγειο σταθμό λήψης.



Σχήμα 1.3: Δορυφορικό τηλεπικοινωνιακό σύστημα



Σχήμα 1.4: Δορυφορικό τμήμα επικοινωνιών στη συνολική υποδομή επικοινωνιών

### 1.1.3 Προσφερόμενες δορυφορικές υπηρεσίες

Οι υπηρεσίες που διατίθενται μέσω των δορυφορικών υπηρεσιών είναι αρκετές. Οι κυριότερες είναι οι εξής:

- Διαδορυφορική υπηρεσία (Intersatellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας που εξασφαλίζει ζεύξεις μεταξύ δορυφόρων.
- Κινητή υπηρεσία μέσω δορυφόρου (Mobile Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας μεταξύ Επίγειων Κινητών Σταθμών και ενός ή περισσότερων διαστη-

μικών σταθμών (δορυφόρων), ή μεταξύ 16 επίγειων κινητών Σταθμών μέσω ενός ή περισσότερων διαστημικών σταθμών.

- Κινητή υπηρεσία ξηράς μέσω δορυφόρου (Land Mobile Satellite Service): Κινητή υπηρεσία μέσω δορυφόρου στην οποία οι κινητοί επίγειοι σταθμοί βρίσκονται στην ξηρά.
- Κινητή ναυτική υπηρεσία μέσω δορυφόρου (Maritime Mobile Satellite Service): Κινητή υπηρεσία μέσω δορυφόρου στην οποία οι επίγειοι κινητοί σταθμοί είναι εγκατεστημένοι σε πλοία.
- Κινητή αεροναυτική υπηρεσία μέσω δορυφόρου (Aeronautical Mobile Satellite Service): Κινητή υπηρεσία μέσω δορυφόρου στην οποία οι επίγειοι Σταθμοί είναι εγκατεστημένοι σε αεροπλάνα.
- Σταθερή υπηρεσία μέσω δορυφόρου (Fixed Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας μεταξύ επιγείων σταθμών σε δεδομένες θέσεις, όταν χρησιμοποιούνται ένας ή περισσότεροι δορυφόροι.
- Υπηρεσία εκπομπής ραδιοφωνίας ή τηλεόρασης μέσω δορυφόρου (Broadcasting Radio or TV Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας στην οποία σήματα εκπεμπόμενα ή αναμεταβιβαζόμενα από διαστημικούς σταθμούς προορίζονται για απευθείας λήψη από το ευρύ κοινό.
- Υπηρεσία ραδιοεπισήμανσης μέσω δορυφόρου (Radiodetermination Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας για σκοπούς ραδιοεπισήμανσης που περιλαμβάνει τη χρήση ενός ή περισσότερων διαστημικών σταθμών.
- Υπηρεσία ναυτικής ραδιοπλοήγησης μέσω δορυφόρου (Maritime Radionavigation Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοπλοήγησης μέσω δορυφόρου στην οποία οι εγκατεστημένοι Σταθμοί είναι σε πλοία.
- Υπηρεσία αεροναυτικής ραδιοπλοήγησης μέσω δορυφόρου (Aeronautical Radionavigation Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοπλοήγησης μέσω δορυφόρου στην οποία οι Σταθμοί είναι εγκατεστημένοι σε πλοία.
- Υπηρεσία ραδιοεντοπισμού μέσω δορυφόρου (Radiolocation Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπισήμανσης μέσω δορυφόρου χρησιμοποιούμενη για σκοπούς ραδιοεντοπισμού.
- Υπηρεσία εξερεύνησης της Γης μέσω δορυφόρου (Earth Exploration Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας μεταξύ επιγείων σταθμών και ενός ή περισσότερων διαστημικών Σταθμών στην οποία: πληροφορίες που αφορούν τα χαρακτηριστικά της Γης και των φυσικών φαινομένων της, περιλαμβανομένων των δεδομένων που σχετίζονται με την κατάσταση του περιβάλλοντος, λαμβάνονται από ενεργούς ή παθητικούς ανιχνευτές σε δορυφόρους της Γης.

- Υπηρεσία Μετεωρολογίας μέσω δορυφόρου (Meteorological Satellite Service): Υπηρεσία εξερεύνησης της Γης μέσω δορυφόρου για σκοπούς μετεωρολογίας.
- Υπηρεσία για Ερασιτέχνες μέσω δορυφόρου (Amateur Satellite Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας για σκοπούς αυτό-εκπαίδευσης, επικοινωνίας και τεχνικής έρευνας που εκτελείται από ερασιτέχνες, οι οποίοι πρέπει να είναι εγκεκριμένα πρόσωπα που ενδιαφέρονται για τις ραδιοεπικοινωνίες για προσωπικούς λόγους και με ανιδιοτελείς σκοπούς.
- Υπηρεσία έρευνας διαστήματος (Space Research Service): Υπηρεσία ραδιοεπικοινωνίας που στην οποία χρησιμοποιούνται διαστημόπλοια ή άλλα αντικείμενα του διαστήματος για σκοπούς επιστημονικής ή τεχνολογικής έρευνας.
- Υπηρεσία Ραδιοαστρονομίας (Radioastronomy Service): Υπηρεσία που περιλαμβάνει τη χρήση ραδιοαστρονομίας.

#### 1.1.4 Το φάσμα των δορυφορικών επικοινωνιών

Το φάσμα ραδιοσυχνοτήτων είναι φυσικός πόρος που πρέπει να κατανέμεται ορθά σε όλους τους τύπους ασύρματων υπηρεσιών, επίγειων και δορυφορικών[1]. Η ITU εκχωρεί συχνότητες για κάθε τηλεπικοινωνιακή υπηρεσία σε τοπική και παγκόσμια βάση. Από την άλλη πλευρά, σε κάθε κράτος λειτουργεί συγκεκριμένη υπηρεσία που εκχωρεί συχνότητες για εθνικές ή διεθνείς ραδιοεπικοινωνίες. Όταν χρειαστεί να εγκατασταθεί μία νέα τηλεπικοινωνιακή υπηρεσία πρέπει να πραγματοποιούνται οι παρακάτω διαδικασίες.

1. Επιλέγεται μία ζώνη συχνότητας από αυτές που έχει εκχωρήσει η ITU με βάση τα οικονομικά κριτήρια
2. Ελέγχονται οι πιθανές παρεμβολές σε εθνικό επίπεδο
3. Ειδοποιείται η ITU για τη σχεδιασμένη δορυφορική υπηρεσία με στοιχεία θέσης δορυφόρου, είδος, υπηρεσίας, εύρος ζώνης και ισχύς που απαιτείται. Συνήθως αυτό συμβαίνει πριν από την εγκατάσταση της υπηρεσίας
4. Η ITU επιβεβαιώνει τη συμφωνία όλων των μελών της για την εισαγωγή του νέου συστήματος
5. Ελέγχονται μετά την εγκατάσταση ενδεχόμενα προβλήματα για άλλους χρήστες της ίδιας ζώνης συχνοτήτων.
6. Τέλος, ειδοποιείται η ITU για την επιτυχή έκβαση της συμφωνίας μεταξύ των εμπλεκόμενων μερών και καταχωρεί τη νέα υπηρεσία στα αρχεία υπηρεσιών της ITU

Ο Πίνακας 1.1 δείχνει τις ζώνες συχνοτήτων που λειτουργούν τα δορυφορικά συστήματα.

Ζώνη	Εύρος συχνοτήτων (GHz)
L	1-2
S	2-4
C	4-8
X	8-12
Ku	12-18
K	18-27
Ka	27-40
V	40-75
W	75-110

Πίνακας 1.1: Ζώνες συχνοτήτων που λειτουργούν τα δορυφορικά συστήματα

## 1.2 Προβλήματα διάδοσης

Τα φυσικά φαινόμενα διάδοσης που λαμβάνουν χώρα κατά την διάδοση του δορυφορικού σήματος διακρίνονται σε δύο κατηγορίες, τα ιονοσφαιρικά και τα τροποσφαιρικά. Ενδιαφερόμαστε όμως για συστήματα που λειτουργούν σε συχνότητες μεγαλύτερες των 10GHz δηλαδή τα τροποσφαιρικά. Η διάδοση ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων σε αυτές τις συχνότητες επηρεάζεται δυσμενώς από μία αλυσίδα μηχανισμών διάλειψης που οφείλονται στη δομή της ατμόσφαιρας και τα καιρικά μετεωρολογικά φαινόμενα [2].

Τα τροποσφαιρικά φαινόμενα τα οποία επηρεάζουν την απόδοση της ζεύξης είναι τα παρακάτω[3].

- **Εξασθένηση λόγω ατμοσφαιρικών κατακρημνίσεων.** Στις ατμοσφαιρικές κατακρημνίσεις συμπεριλαμβάνονται κυρίως η βροχή, το χαλάζι και το χιόνι. Παρόλα αυτά στις συχνότητες τις οποίες μελετάμε, η βροχή αποτελεί τον κυριότερο παράγοντα απόσβεσης της ισχύος του σήματος.
- **Απορρόφηση από τα αέρια της ατμόσφαιρας.** Στη συγκεκριμένη περίπτωση, τα μόρια του οξυγόνου και οι υδρατμοί απορροφούν την ηλεκτρομαγνητική ενέργεια με αποτέλεσμα να αποσβένει η ισχύς του σήματος.
- **Απόσβεση λόγω νεφών.** Τα σύννεφα και η ομίχλη προκαλούν απώλεια ισχύος του μεταδιδόμενου σήματος λόγω των σωματιδίων του νερού που υπάρχουν στην ατμόσφαιρα.
- **Σπινθηρισμοί λόγω τροποσφαιρικών στροβιλισμών.** Οι στροβιλισμοί που προκαλούνται στην ατμόσφαιρα έχουν ως αποτέλεσμα τη γρήγορη χρονική και χωρική μεταβολή του δείκτη διάθλασης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τον σπινθηρισμό της ισχύς του σήματος.
- **Εξασθένηση από το στρώμα τήξης του πάγου.** Ως στρώμα τήξης ορίζεται η περιοχή, η οποία βρίσκεται σε συγκεκριμένο υψόμετρο και στην οποία το χιόνι

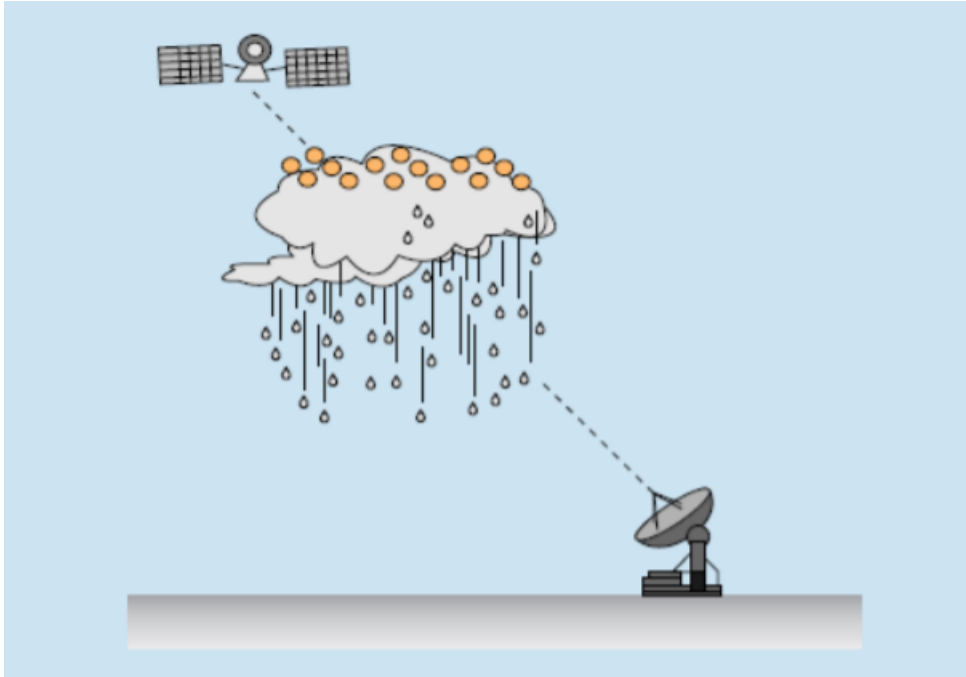
και οι παγοκρύσταλλοι μετατρέπονται σε σταγόνες βροχής. Η εξασθένηση αυτή είναι υπολογίσιμη σε περιπτώσεις όπου έχουμε ελαφρές βροχοπτώσεις και η γωνία ανύψωσης είναι μικρή.

- **Αύξηση της θερμοκρασίας θορύβου.** Όλοι οι παράγοντες που προκαλούν την εξασθένηση του σήματος προκαλούν και αύξηση της ακτινοβολίας θορύβου. Επομένως όσο υψηλότερη εξασθένηση έχουμε τόσο μεγαλύτερη είναι και η ακτινοβολία θορύβου.
- **Αποπόλωση.** Οφείλεται στη διαφορική απόσβεση και διαφορική ολίσθηση φάσης που προκαλούνται από μη σφαιρικούς σκεδαστές όπως οι σταγόνες βροχής και οι παγοκρύσταλλοι και επηρεάζει έντονα συστήματα επαναχρησιμοποίησης συχνότητας, που χρησιμοποιούν δύο ορθογώνιες πολώσεις.

### 1.3 Απόσβεση λόγω βροχής

Η εξασθένηση του σήματος λόγω βροχής αναφέρεται κυρίως στην απορρόφηση ενός σήματος ραδιοσυχνοτήτων (RF) από βροχή, χιόνι ή πάγο, όπως στο Σχήμα 1.5, και αποτελούν σημαντικό τμήμα των συνολικών απωλειών που υφίσταται το δορυφορικό σήμα. Η απόσβεση λόγω βροχής μπορεί να προκληθεί από κατακρήμνιση στη θέση άνω (uplink) ή κάτω ζεύξης (downlink). Δεν είναι απαραίτητο να βρέχει σε μία τοποθεσία για να επηρεαστεί το σήμα. Από τη βροχή, καθώς το σήμα μπορεί να περάσει από βροχοπτώση πολλά χιλιόμετρα μακριά, ειδικά εάν το δορυφορικό πιάτο έχει χαμηλή γωνία ανύψωσης. Επίσης, η εξασθένηση λόγω βροχοπτώσεων δεν περιορίζεται μόνο σε δορυφορικές ζεύξεις, αφού μπορεί, επίσης, να επηρεάσει τις επίγειες συνδέσεις μικροκυμάτων από σημείο σε σημείο. Η πρόβλεψη εξασθένησης του σήματος λόγω βροχής απαιτεί περίπλοκες μαθηματικές εκφράσεις και υπάρχουν αρκετά μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της. Η Διεθνής Ένωση Τηλεπικοινωνιών (ITU) μας παρουσιάζει στη σύσταση [4] την επικρατέστερη μέθοδο, όπου στη συνέχεια της διπλωματικής εργασίας επεκτείνεται περισσότερο.





Σχήμα 1.5: Δορυφορική ζεύξη που υφίσταται απώλειες λόγω βροχοπτώσεων.

#### 1.4 Προσέγγιση προβλήματος μέσω Μηχανικής Μάθησης

Τα υπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης εξασθένησης σήματος λόγω βροχοπτώσεων σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα στο διάστημα-γη δεν αποδίδονται σε παγκόσμιο επίπεδο. Το πρόβλημα αυτό αποτελεί κίνητρο για την εκμετάλλευση της μηχανικής μάθησης επιτρέποντας την εύρεση μοτίβων από προηγούμενη εμπειρία (δεδομένα) ως αποτέλεσμα της επανειλημμένης παρατήρησης σημαντικών δεικτών που επηρεάζουν το πρόβλημα κάθε φορά. Η μηχανική μάθηση (ML) στοχεύει στην αυτοματοποίηση της διαδικασίας πρόβλεψης της απόσβεσης σήματος λόγω βροχής από κατάλληλα χαρακτηριστικά όπως μήκος διαδρομής, συχνότητα λειτουργίας, πόλωση κύματος, κατανομή ρυθμού βροχής κλπ και θα είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί σε παγκόσμιο επίπεδο καθώς και να αποφευχθούν οι πολύπλοκες μαθηματικές εκφράσεις που απαιτούνται στα προϋπάρχοντα μοντέλα [5].



## Κεφάλαιο 2

# ΑΠΩΛΕΙΕΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΠΟΣΒΕΣΗΣ ΛΟΓΩ ΒΡΟΧΟΠΤΩΣΕΩΝ

### 2.1 Τροποσφαιρικά φαινόμενα διάδοσης

Κατά την σχεδίαση δορυφορικών ζεύξεων για τηλεπικοινωνιακά συστήματα πρέπει να ληφθούν υπόψη αρκετά φαινόμενα, φαινόμενα της μη-ιονισμένης ατμόσφαιρας που γίνονται κρίσιμα για συχνότητες μεγαλύτερες 1(GHz) και για μικρές γωνίες ανύψωσης. Τα φαινόμενα διάδοσης διακρίνονται σε δύο κατηγορίες, τα ιονοσφαιρικά και τα τροποσφαιρικά με τα πρώτα να καθίστανται σημαντικά για συχνότητες κάτω από το 1(GHz). Επειδή όμως στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία μας ενδιαφέρουν τα δορυφορικά συστήματα υψηλών συχνοτήτων, μεγαλύτερες των 10(GHz), αναφερόμαστε αποκλειστικά στα τροποσφαιρικά φαινόμενα διάδοσης. Τέτοια φαινόμενα είναι [4]:

- i Απορρόφηση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας από αερολύματα–σκέδαση, απορρόφηση και αποπόλωση από υδρομετεωρίτες(υγρές και παγωμένες σταγόνες(βροχή, χιόνι και χαλάζι), σύννεφα κτλ)–Εξασθένηση από το στρώμα τήξης του πάγου-εκπομπή θορύβου από τα μέσα απορρόφησης. Τα παραπάνω φαινόμενα γίνονται σημαντικά για συχνότητες μεγαλύτερες των 10 GHz.
- ii Απώλεια του σήματος εξαιτίας της απόκλισης της ακτίνας από την κεραία του επίγειου σταθμού, λόγω της ομαλής διάθλασης στην ατμόσφαιρα.
- iii Μείωση στο ενεργό κέρδος της κεραίας, εξαιτίας της φασικής αποσυσχέτισης κατά μήκος του ανοίγματος της κεραίας, η οποία προκαλείται από ασυνέχειες του δείκτη διάθλασης.
- iv Αργές σχετικά διαλείψεις εξαιτίας της καμπύλωσης της ακτίνας που οφείλεται

σε αλλαγές μεγάλης κλίμακας στον δείκτη διάθλασης. Μικρές αλλαγές στον δείκτη διάθλασης προκαλούν ταχείες διαλείψεις (σπινθηρισμό) και μεταβολές στην γωνία άφιξης.

- v Πιθανοί περιορισμοί σε εύρος ζώνης εξαιτίας της πολλαπλής σκέδασης και του φαινομένου πολυόδευσης, ειδικά σε ψηφιακά συστήματα υψηλής χωρητικότητας.
- vi Απόσβεση από το τοπικό περιβάλλον των επίγειων σταθμών (δέντρα, κτίρια κτλ.)
- vii Βραχυπρόθεσμες μεταβολές του λόγου των αποσβέσεων στις συχνότητες της άνω και κάτω ζεύξης, κάτι που επιδρά αρνητικά στην ακρίβεια των προσαρμοστικών αντίμετρων των διαλείψεων (ACM).
- viii Για μη-γεωστατικούς δορυφόρους, το φαινόμενο της μεταβαλλόμενης γωνίας ανύψωσης προς τον δορυφόρο.

## 2.2 Απώλειες διάδοσης

Η απώλεια διάδοσης σε μία δορυφορική ζεύξη γης-διαστήματος, σε σχέση με την απώλεια ελεύθερου χώρου, είναι το άθροισμα διαφορετικών συνεισφορών ως εξής [4]:

- Απώλειες από ατμοσφαιρικά αέρια
- Απώλειες από βροχή, άλλες κατακρυσμνήσεις και νέφη
- Απώλειες από εστίαση (focusing) και αποεστίαση (defocusing)-μείωση του κέρδους της κεραίας
- Απώλειες από σπινθηρισμούς και φαινόμενα πολυόδευσης
- Απώλειες από άμμο και αμμοθύελλες

Κάθε μία από αυτές τις συνεισφορές έχει τα δικά της χαρακτηριστικά ως συνάρτηση της συχνότητας, της γεωγραφικής θέσης και γωνία ανύψωσης. Κατά κανόνα, σε γωνίες υπομέτρου άνω των 10°, μόνο αέρια εξασθένιση, βροχή και νέφος η εξασθένιση και πιθανώς ο σπινθηρισμός θα είναι σημαντικός, ανάλογα με τις συνθήκες διάδοσης. Στη συνέχεια το κεφάλαιο επικεντρώνεται στην απόσβεση του δορυφορικού σήματος λόγω βροχοπτώσεων, περιγράφεται το μέσο βροχής και αναλύεται πως επηρεάζει τις δορυφορικές ζεύξεις.

## 2.3 Απόσβεση λόγω βροχοπτώσεων

Οι βροχοπτώσεις προκαλούν εξασθένιση των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων μέσω της διαδικασίας απορρόφησης και διασποράς. Η εξασθένιση του δορυφορικού σήματος

λόγω των βροχοπτώσεων είναι ένα φαινόμενο σε σχέση με το ρυθμό και τη συχνότητα βροχόπτωσης που έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση της απώλειας διάδοσης, τον περιορισμό της περιοχής κάλυψης και κατά συνέπεια την υποβάθμιση της απόδοσης του συστήματος.

### 2.3.1 Περιγραφή του μέσου βροχής

Η βροχή είναι τυχαία χωροχρονική διαδικασία με έντονη ανομοιογένεια και μελετάται μόνο στατιστικά. Το μέσο βροχής αποτελείται από σταγόνες τυχαίου σχήματος και μεγέθους με μορφή που μοιάζει με πεπλατυσμένο σφαιροειδές. Κατά τη διάρκεια της βροχόπτωσης οι σταγόνες εμφανίζουν μία τυχαία γωνία κλίσης ως προς τον ορίζοντα (canting angle) στην οποία οφείλεται η αποπόλωση[2].

### 2.3.2 Χαρακτηριστικά των βροχοπτώσεων

Τα χαρακτηριστικά των βροχοπτώσεων σύμφωνα με τη σύσταση [4] είναι τα εξής:

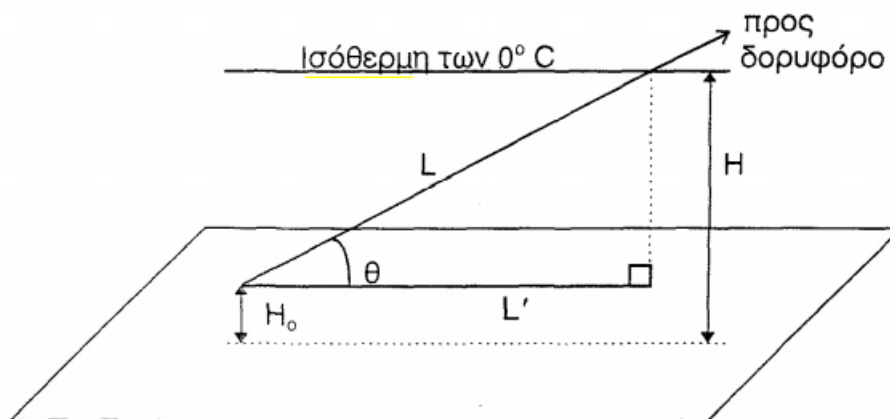
- **Μεταβλητότητα στον χώρο και στον χρόνο.** Οι κατανομές πιθανότητας της απόσβεσης διάδοσης του σήματος που υπολογίζονται στον ίδιο ραδιοδιάλογο, στην ίδια συχνότητα, πόλωση και γωνία ανύψωσης μπορεί να επιδεικνύουν αξιοσημείωτες ετήσιες μεταβολές.
- **Διάρκεια των διαλείψεων.** Η διάρκεια των διαλείψεων λόγω βροχής, οι οποίες ξεπερνούν ένα καθορισμένο επίπεδο απόσβεσης, είναι κατά προσέγγιση λογαριθμοκανονικά κατανομημένες. Η μέση διάρκεια τέτοιων διαλείψεων είναι της τάξης μερικών λεπτών.
- **Ρυθμός διαλείψεων.** Υπάρχει ευρεία συναίνεση στο γεγονός ότι οι κατανομές των θετικών και αρνητικών ρυθμών διαλείψεων είναι λογαριθμοκανονικά κατανομημένες και πολύ παρόμοιες μεταξύ τους.
- **Συσχέτιση των στιγμιαίων τιμών της απόσβεσης σε διαφορετικές συχνότητες.** Τα δεδομένα του στιγμιαίου λόγου των τιμών απόσβεσης λόγω βροχής σε διαφορετικές συχνότητες παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον για μία ποικιλία προσαρμοστικών τεχνικών αντιμετώπισης των διαλείψεων. Ο λόγος αναγωγής συχνότητας έχει βρεθεί και χαρακτηρίζεται από λογαριθμοκανονική κατανομή, ενώ επηρεάζεται τόσο από τον τύπο όσο και από την θερμοκρασία της βροχής. Επίσης, οι μετρήσεις αποκαλύπτουν ότι οι σύντομες μεταβολές στο λόγο απόσβεσης μπορεί να είναι εξαιρετικά σημαντικές και αναμένεται να αυξάνονται με μείωση της γωνίας ανύψωσης.

### 2.3.3 Κατανομή της έντασης βροχόπτωσης

Όπως προαναφέραμε οι απώλειες λόγω των βροχοπτώσεων αποτελούν σημαντικό τμήμα των συνολικών απωλειών που υφίσταται το δορυφορικό σήμα. Σημαντικό παράγοντα παίζει η γνώση της πιθανοτικής κατανομής των βροχοπτώσεων για κάθε διαφορετική γεωγραφική περιοχή τόσο για τα προϋπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης της εξασθένησης σήματος όσο και για το μοντέλο μηχανικής μάθησης που προτείνεται στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία. Σύμφωνα με τη σύσταση [6], υπάρχει μοντέλο που αποδίδει τον ρυθμό βροχόπτωσης  $R_p$ , που υπερβαίνεται για οποιοδήποτε δοσμένο ποσοστό του μέσου χρόνου και για οποιαδήποτε δοσμένη τοποθεσία επί της Γης. Σημειώνουμε το  $R_p$  ικανοποιεί την πιθανοτική σχέση  $P(R > R_p) = p$ , όπου το  $R$  η τυχαία μεταβλητή της έντασης βροχόπτωσης και  $p$  το χρονικό ποσοστό του μέσου έτους ή η πιθανότητα να εκπληρωθεί το ενδεχόμενο  $R > R_p$ .

## 2.4 Ενεργό ύψος βροχής

Η σχηματική παράσταση μιας δορυφορικής ζεύξης απλής λήψης φαίνεται στο Σχήμα 2.1



Σχήμα 2.1: Ενεργό ύψος βροχής και ενεργό μήκος δορυφορικής ζεύξης.

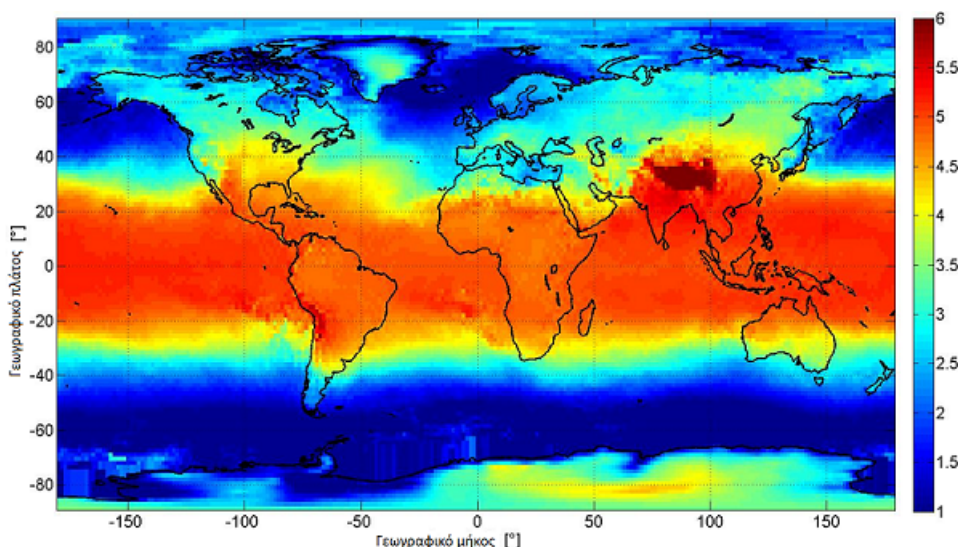
Έχει παρατηρηθεί ότι η κατακόρυφη δομή του μέσου βροχής χαρακτηρίζεται από δύο περιοχές. Η άνω περιοχή αποτελείται από ένα μίγμα πάγου και χιονιού και δε συνεισφέρει σημαντικά στην απόσβεση του σήματος σε συχνότητες μικρότερες των 60 GHz. Στην κάτω περιοχή εμφανίζεται κυρίως βροχή που είναι η σημαντικότερη αιτία απόσβεσης του δορυφορικού σήματος. Επομένως, γίνεται η υπόθεση ότι το σήμα εξασθενεί λόγω της βροχής μόνο κατά το τμήμα της διαδρομής, που βρίσκεται στην κάτω περιοχή. Το ύψος μετάβασης μεταξύ των δύο περιοχών αντιστοιχεί κατά

προσέγγιση στο υψόμετρο της ισόθερμης των  $0^{\circ}\text{C}$  και καλείται ενεργό ύψος βροχής [2]. Η εποχιακή τιμή του υψομέτρου της ισόθερμης των  $0^{\circ}\text{C}$  εξαρτάται από το γεωγραφικό πλάτος και γεωγραφικό μήκος της υπό μελέτης περιοχής.

Η σύσταση [7] παρέχει μία μέθοδο για την εκτίμηση του ύψους βροχής που είναι απαραίτητη για τον υπολογισμό της διάδοσης και της εξασθένισης του σήματος όπου παρουσιάζεται παρακάτω.

1. Για περιοχές του κόσμου που δεν υπάρχουν συγκεκριμένες πληροφορίες, ο μέσος ετήσιος του υψομέτρου ισόθερμης των  $0^{\circ}\text{C}$ ,  $h_0$ , είναι διαθέσιμο με τη μορφή ψηφιακού χάρτη που παρέχεται στο Σχήμα 2.2.
2. Έπειτα υπολογίζεται το μέσο ετήσιο ύψος βροχής πάνω από το μέσο επίπεδο της θάλασσας,  $h_R$ , μπορεί να λειφθεί από ισόθερμο των  $0^{\circ}\text{C}$  ως  $h_R = h_0 + 0.36 \text{ χλμ.}$

Για μία τοποθεσία διαφορετική από τα σημεία του πλέγματος, το μέσο ετήσιο ύψος ισοθερμικού  $0^{\circ}\text{C}$  πάνω από το μέσο επίπεδο της θάλασσας, η επιθυμητή θέση μπορεί να προκύψει εκτελώντας μία διγραμμική παρεμβολή στις τιμές των τεσσάρων πλησιέστερων σημείων του πλέγματος.



Σχήμα 2.2: Ετήσιος μέσος όρος του υψομέτρου ισόθερμης των  $0^{\circ}\text{C}$  πάνω από το μέσο επίπεδο της θάλασσας.

## 2.5 Μοντέλα πρόβλεψης απόσβεσης λόγω βροχής

Τα υπάρχοντα μοντέλα πρόβλεψης της απόσβεσης λόγω βροχής για συνδέσεις γης-διαστήματος μπορούν να ομαδοποιηθούν σε πέντε κατηγορίες [8]. Αυτά περιλαμβάνουν τα εμπειρικά, φυσικά, στατιστικά, fade-slope και τα μοντέλα που βασίζονται στην μάθηση.

**Εμπειρικά μοντέλα:** Το μοντέλο εξαρτάται από πειράματα πειραματικών δεδομένων και όχι από μαθηματικά περιγραφόμενες σχέσεις εισόδου-εξόδου.

**Φυσικά μοντέλα:** Στο φυσικό μοντέλο, υπάρχει κάποια φυσική ομοιότητα μεταξύ του διαμορφωμένου μοντέλου εξασθένησης της βροχής και της φυσικής δομής της βροχής.

**Στατιστικά μοντέλα:** Αυτός ο τύπος μοντέλου βασίζεται στα μακροπρόθεσμα δεδομένα της εξασθένησης της βροχής, του ρυθμού βροχόπτωσης και της σχετικής στατιστικής ανάλυσης της ατμοσφαιρικής παραμέτρου.

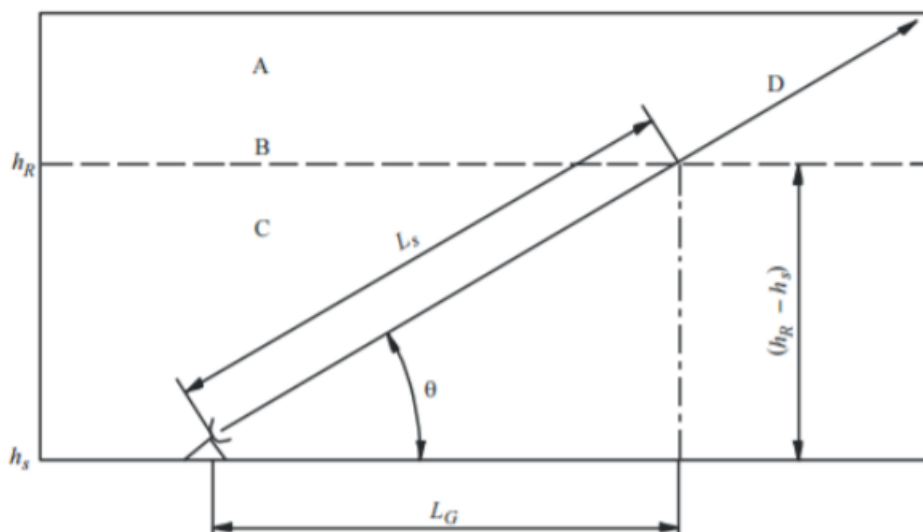
**Μοντέλα Fade Slope:** Στο μοντέλο fade slope, μία αλλαγή στην εξασθένηση της βροχής καθορίζεται από τις διακυμάνσεις της μετρημένης πειραματικής εξασθένησης της βροχής με την πάροδο του χρόνου. Αυτά τα αποτελέσματα μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της μείωσης της βροχής.

**Μοντέλα που βασίζονται στη μάθηση:** Η εξασθένηση της βροχής με βάση τη μάθηση είναι νέα στον τομέα της γνώσης. Η μακροχρόνια εξασθένηση της βροχής και τα τεράστια σύνολα δεδομένων σχετικών παραμέτρων χρησιμοποιούνται ως είσοδος σε ένα δίκτυο εκμάθησης.

### 2.5.1 ITU-R 618

Αποτελεί την πιο διαδεδομένη μέθοδο πρόβλεψης της απόσβεσης σήματος λόγω βροχοπτώσεων. Στο μοντέλο ITU-R 618 η διαδικασία πρόβλεψης εξασθένησης είναι περίπλοκη καθώς πρέπει να εκτιμηθούν διάφοροι παράγοντες πριν από τον προσδιορισμό της εξασθένησης. Οι παράγοντες που πρέπει να υπολογιστούν είναι το πραγματικό μήκος διαδρομής, ο κάθετος συντελεστής ρύθμισης, η εκτίμηση του ύψους βροχής και ο υπολογισμός του μήκους της κλίσης και της οριζόντιας προβολής του.

Στο Σχήμα 2.3 αναπαρίσταται η δορυφορική ζεύξη με τα γεωμετρικά της στοιχεία για να γίνει πιο κατανοητός ο αλγόριθμος αυτού του μοντέλου που αναλύεται παρακάτω σε μορφή βημάτων [4].



Σχήμα 2.3: Σχηματική παράσταση μίας δορυφορικής ζεύξης με τις παραμέτρους εισόδου για την διαδικασία πρόβλεψης της απόσβεσης [ITU-RP.618-13]



Σημειώνουμε ότι τα γράμματα A,B,C,D δηλώνουν κάποια πληροφορία σχετική με την ζεύξη. Πιο συγκεκριμένα :

A: παγωμένη κατακρήμνιση, δηλαδή οι σταγόνες βροχής είναι σε κατάσταση τήξης

B: ύψος βροχής

C: υγρή κατακρήμνιση, δηλαδή οι σταγόνες έχουν ρευστοποιηθεί

D: ραδιοδιάυλος επίγειου σταθμού- δορυφόρου

**Βήμα 1:** Καθορίζουμε το ύψος της βροχής  $h_R$  όπως δίνεται από τη συσταση [7].

**Βήμα 2:** Υπολογίζουμε το μήκος του ραδιοδιαύλου,  $L_s$ , που βρίσκεται κάτω από το υψος της βροχής από:

$$L_s = \frac{h_R - h_s}{\sin \theta} \text{ για } \theta \geq 5^\circ$$

$$L_s = \frac{2(h_R - h_s)}{\left(\sin^2 \theta + \frac{2(h_R - h_s)}{R_e}\right)^{1/2} + \sin \theta} \text{ για } \theta < 5^\circ$$

Εάν το  $h_R - h_s \leq 0$ , η προβλεπόμενη απόσβεση λόγω βροχής για οποιοδήποτε χρονικό ποσοστό είναι 0 και τα ακόλουθα βήματα παραλείπονται.

**Βήμα 3:** Υπολογίζουμε την οριζόντια προβολή,  $L_G$ , του μήκους του κεκλιμένου ραδιοδιαύλου από :

$$L_G = L_s \cos \theta$$

**Βήμα 4:** Εντοπίζουμε το ρυθμό βροχόπτωσης,  $R_{0.01}$ , που υπερβαίνεται για το 0.01% του μέσου έτους. Εάν αυτό το στατιστικό στοιχείο δεν μπορεί να ανευρεθεί από τοπικές πηγές δεδομένων, τότε εκτιμάται από τους χάρτες ρυθμού βροχόπτωσης της σύστασης [6]. Εάν  $R_{0.01} = 0$ , τότε η προβλεπόμενη απόσβεση λόγω βροχής είναι 0 για κάθε χρονικό ποσοστό και τα ακόλουθα βήματα παραλείπονται.

**Βήμα 5:** Εξασφαλίζουμε την ειδική απόσβεση βροχής,  $\gamma_R$ , χρησιμοποιώντας τους εξαρτημένους από την συχνότητα συντελεστές  $k$ ,  $\alpha$  που δίνονται στην σύσταση [9] και τον ρυθμό βροχόπτωσης,  $R_{0.01}$  με βάση την ακόλουθη σχέση :

$$\gamma_R = k(R_{0.01})^\alpha$$

**Βήμα 6:** Υπολογίζουμε τον συντελεστή μείωσης μήκους  $r_{0.01}$  για 0.01% του χρόνου:

$$r_{0.01} = \frac{1}{1 + 0.78 \sqrt{L_G \gamma_R / f} - 0.38(1 - e^{-2L_G})}$$

**Βήμα 7:** Υπολογίζουμε τον κάθετο παράγοντα προσαρμογής,  $\nu_{0.01}$ , για το 0.01% του χρόνου

$$\zeta = \tan^{-1} \left( \frac{h_R - h_S}{L_G r_{0.01}} \right) \text{ μοίρες}^\circ$$

$$L_R = \frac{L_G r_{0.01}}{\cos \theta} \text{ km για } \zeta > \theta$$

$$L_R = \frac{h_R - h_S}{\sin \theta} \text{ km για } \zeta \leq \theta$$

Εάν  $|\varphi| < 36^\circ$ :  $\chi = 36 - |\varphi|^\circ$

Αλλιώς,

$$v_{0.01} = \frac{1}{1 + \sqrt{\sin \theta} \left( 31(1 - e^{-(\theta/(1+\chi))}) \frac{\sqrt{L_G \gamma_R}}{r^2} - 0.45 \right)}$$

**Βήμα 8:** Το ενεργό μήκος του ραδιοδιαύλου είναι:

$$L_E = L_R v_{0.01} \text{ km}$$

**Βήμα 9:** Η προβλεπόμενη απόσβεση που υπερβαίνεται για το 0.01% ενός μέσου χρόνου βρίσκεται από:

$$A_{0.01} = \gamma_R L_E \text{ dB}$$

**Βήμα 10:** Η εκτιμημένη απόσβεση που υπερβαίνεται για άλλα ποσοστά ενός μέσου χρόνου, στο εύρος 0.001% έως 5%, καθορίζεται από την απόσβεση που υπερβαίνεται για 0.01% ενός μεσου χρόνου:

Εάν  $p \geq 1\%$  ή  $|\varphi| \geq 36^\circ$ :  $\beta = 0$

Εάν  $p < 1\%$  και  $\theta \geq 25^\circ$ :  $\beta = -0.005(|\varphi| - 36)$

Αλλιώς,  $\beta = -0.005(|\varphi| - 36) + 1.8 - 4.25 \sin \theta$

Και

$$A_p = A_{0.01} \left( \frac{p}{0.01} \right)^{-(0.655 + 0.033 \ln(p) - 0.045 \ln(A_{0.01}) - \beta(1-p) \sin \theta)} \text{ dB}$$

Η παρούσα μέθοδος παρέχει μία εκτίμηση της (μακροπρόθεσμης) πιθανοτικής κατανομής της απόσβεσης λόγω βροχής  $P(A)$ . Όταν συγκρίνουμε τις μετρήσεις με τις

προβλέψεις της παραπάνω διαδικασίας, απαιτείται η δέουσα επιφύλαξη εξαιτίας της μεγάλης από έτος σε έτος μεταβλητότητας του ρυθμού βροχοπτώσεων.

### 2.5.2 Karasawa

Στο μοντέλο Karasawa [10], η παράμετρος μεγέθους περιοχής βροχής λειτουργεί ως συνάρτηση του ρυθμού βροχόπτωσης για 0,01% του χρόνου για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης. Το μοντέλο θεωρεί έναν «ενιαίο όγκο» για τη βροχή που πέφτει και δεν λαμβάνει υπόψη τους δύο τύπους βροχοπτώσεων, τη βροχή μεταφοράς και τη στρωματοποίηση. Τα μειονεκτήματα του μοντέλου είναι ότι εφαρμόζεται μόνο σε περιοχές μεσαίου γεωγραφικού πλάτους, σε γωνίες σχετικά υψηλού υψομέτρου και υποστηρίζει ζώνες συχνοτήτων μεταξύ 10-20 GHz. Ο αλγόριθμος αναλύεται παρακάτω σε μορφή βημάτων.

**Βήμα 1:** Υπολογίζουμε τους συντελεστές  $k, \alpha$  με τη βοήθεια της σύστασης [9].

**Βήμα 2:** Υπολογίζουμε την ειδική απόσβεση βροχής:  $\gamma_R = kR_{0.01}^\alpha$

**Βήμα 3:** Υπολογίζουμε το ύψος βροχής,  $H_R$ :

Εάν  $\varphi < 36^\circ$

τότε,  $H_R = 4$  km

Αλλιώς,  $H_R = 4 - 0.075(\varphi - 36^\circ)$  km

Όπου  $\varphi$ , το γεωγραφικό πλάτος του επίγειου σταθμού σε μοίρες.

**Βήμα 4:** Υπολογίζουμε το μήκος του ραδιοδιαύλου,  $L_s$ :

Εάν  $\theta < 10^\circ$

το  $L_s$ , δίνεται από [11].

Αλλιώς,

$$L_s = \frac{h_R - h_S}{\sin \theta}$$

**Βήμα 5:** Υπολογίζουμε το χαρακτηριστικό μήκος του μέγεθος βροχής για 0,01% του χρόνου,  $L_0$ :

$$L_0 = a \exp(-bR_{0.01})$$

όπου το  $a = 35$  και  $b = 0.015$ .

**Βήμα 6:** Υπολογίζουμε την απόσβεση σήματος λόγω βροχής για πιθανότητα βροχής

που υπερβαίνεται για 0.01% ενός μεσου χρόνου:

$$A_{0.01} = \gamma_R L_s$$

**Βήμα 7:** Τέλος υπολογίζουμε την αποσβεση για κάθε πιθανότητα:

$$A_p = 0.12A_{0.01}p^{-(0.546+0.043 \log p)}, \quad 0.001 \leq p \leq 1$$

### 2.5.3 Garcia-Lopez

Το μοντέλο Garcia Lopez [12] βασίζεται σε δεδομένα μέτρησης από δορυφορικούς συνδέσμους σε Ευρώπη, Ιαπωνία, Αυστραλία και ΗΠΑ. Το μοντέλο έχει τέσσερις σταθερές συντελεστών,  $c_1, c_2, c_3, c_4$ , ανάλογα με τη γεωγραφική περιοχή για την υποστήριξη του περιφερειακού κλίματος. Ωστόσο, η φυσική σημασία αυτών των συντελεστών είναι άγνωστη. Το μοντέλο είναι κατάλληλο για προβλέψεις με γωνίες ανύψωσης που κυμαίνονται από  $10^\circ$  έως  $40^\circ$ . Ο αλγόριθμος αναλύεται παρακάτω σε μορφή βημάτων.

**Βήμα 1:** Υπολογίζουμε τους συντελεστές  $k, \alpha$  με τη βοήθεια της σύστασης [9].

**Βήμα 2:** Υπολογίζουμε την ειδική απόσβεση βροχής:  $\gamma_R = kR_{0.01}^\alpha$

**Βήμα 3:** Υπολογίζουμε το ύψος βροχής,  $H_R$ :

Εάν  $\varphi < 36^\circ$

τότε,  $H_R = 4 \text{ km}$

Αλλιώς,  $H_R = 4 - 0.075(\varphi - 36^\circ) \text{ km}$

Όπου  $\varphi$ , το γεωγραφικό πλάτος του επίγειου σταθμού σε μοίρες.

**Βήμα 4:** Υπολογίζουμε το μήκος του ραδιοδιαύλου,  $L_s$ :

Εάν  $\theta \geq 5^\circ$

$$L_s = \frac{h_R - h_s}{\sin \theta}$$

Αλλιώς υπάρχει σφάλμα γωνίας ανύψωσης.

**Βήμα 5:** Υπολογίζουμε την απόσβεση σήματος λόγω βροχής,  $A_p$ :

$$A_p = \frac{\gamma L_s}{[c_1 + \{L_s(c_2 R + c_3 L_s + c_4)\}/e]} \text{ dB}$$

Οι συντελεστές  $c_1, c_2, c_3, c_4$ , είναι γενικά σταθερές και μπορούν να προσδιοριστούν εμπειρικά με τεχνικές παλινδρόμησης. Ο συντελεστής  $e$  είναι μόνο ένας παράγοντας κλιμάκωσης. Λαμβάνοντας  $e = 10^4$ , τους παγκόσμιους συντελεστές:  $a = 0.7$ ,  $b = 18.35$ ,  $c = -16.5$ , και  $d = 500$  (με βάση τη γεωγραφική περιοχή). Για τροπικά κλίματα,  $a = 0.72$ ,  $b = 7.6$ ,  $c = -4.75$ , και  $d = 2408$  [13].



## Κεφάλαιο 3

# ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτείται για την ανάπτυξη του μοντέλου επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης με τεχνικές παλινδρόμησης για την πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχοπτώσεων σε δορυφορικές ζεύξεις γης-διαστήματος, η Γκαουσιανή διαδικασία, η διαδικασία της μηχανικής μάθησης καθώς οι τεχνολογίες και οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν για την ολοκλήρωση του.

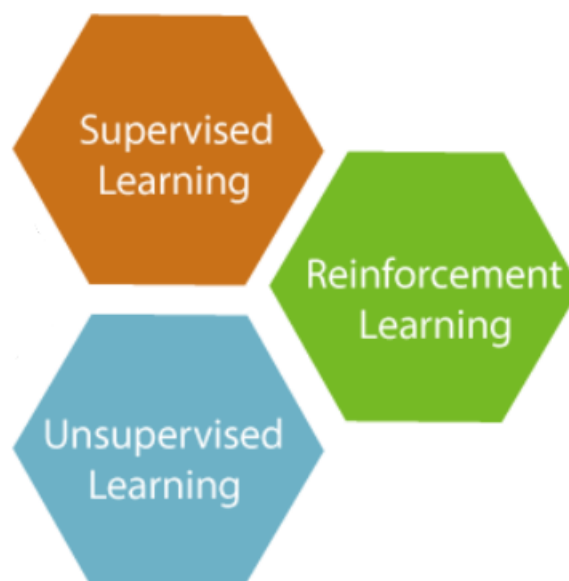
### 3.1 Εισαγωγή στη Μηχανική μάθηση

Η Μηχανική μάθηση[14] είναι υποπεδίο της επιστήμης των υπολογιστών, που αναπτύχθηκε από τη μελέτη της αναγνώρισης προτύπων και της υπολογιστικής θεωρίας μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη. Η μηχανική μάθηση διερευνά τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μαθαίνουν από τα δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις σχετικά με αυτά. Τέτοιοι αλγόριθμοι λειτουργούν κατασκευάζοντας μοντέλα από πειραματικά δεδομένα, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις βασιζόμενες στα δεδομένα ή να εξάγουν αποφάσεις που εκφράζονται ως το αποτέλεσμα. Η μηχανική μάθηση είναι στενά συνδεδεμένη και συχνά συγγέεται με υπολογιστική στατιστική, ένας κλάδος, που επίσης επικεντρώνεται στην πρόβλεψη μέσω της χρήσης των υπολογιστών. Έχει ισχυρούς δεσμούς με την μαθηματική βελτιστοποίηση, η οποία παρέχει μεθόδους, τη θεωρία και τομείς εφαρμογής. Η Μηχανική μάθηση εφαρμόζεται σε μία σειρά από υπολογιστικές εργασίες, όπου τόσο ο σχεδιασμός όσο και ο ρητός προγραμματισμός των αλγορίθμων είναι ανέφικτος. Παραδείγματα εφαρμογών αποτελούν τα φίλτρα spam, η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων, οι μηχανές αναζήτησης και η υπολογιστική όραση. Η Μηχανική μάθηση μερικές φορές συγγέεται με την εξόρυξη δεδομένων, όπου η τελευταία επικεντρώνεται περισσότερο στην εξερευνητική ανάλυση των δεδομένων, γνωστή και ως μη επιτηρούμενη μάθηση. Στο πεδίο της ανάλυσης δεδομένων, η μηχανική μάθηση είναι μία μέθοδος που χρησιμοποιείται για την επινόηση

πολύπλοκων μοντέλων και αλγορίθμων που οδηγούν στην πρόβλεψη. Τα αναλυτικά μοντέλα επιτρέπουν στους ερευνητές, τους επιστήμονες δεδομένων, τους μηχανικούς και τους αναλυτές να παράγουν αξιόπιστες αποφάσεις και αποτελέσματα και να αναδείξουν αλληλοσυσχετίσεις μέσω της μάθησης από ιστορικές σχέσεις και τάσεις στα δεδομένα.

### 3.1.1 Τύποι προβλημάτων Μηχανικής Μάθησης

Οι εργασίες μηχανικής μάθησης συνήθως ταξινομούνται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες [15] όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.1:



Σχήμα 3.1: Οι τύποι της μηχανικής μάθησης

- **Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised learning):** Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι ένας από τους πιο βασικούς τύπους μηχανικής μάθησης. Σε αυτόν τον τύπο, ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται σε δεδομένα με ετικέτα (label). Παρόλο που τα δεδομένα πρέπει να επισημανθούν με ακρίβεια για να λειτουργήσει αυτή η μέθοδος, η επιβλεπόμενη μάθηση είναι εξαιρετικά ισχυρή όταν χρησιμοποιείται στις σωστές συνθήκες. Στην επιβλεπόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος ML έχει ένα μικρό σύνολο δεδομένων για να εργαστεί. Αυτό το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης είναι ένα μικρότερο μέρος του μεγαλύτερου συνόλου δεδομένων και χρησιμεύει για να δώσει στον αλγόριθμο μία βασική ιδέα για το πρόβλημα, τη λύση και τα σημεία δεδομένων που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης είναι επίσης πολύ παρόμοιο με το τελικό σύνολο δεδομένων στα χαρακτηριστικά του και παρέχει στον αλγόριθμο τις επισημασμένες παραμέτρους που απαιτούνται για το πρόβλημα. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος βρίσκει σχέσεις μεταξύ των παραμέτρων που δίνονται, καθορίζοντας ουσιαστικά



μία σχέση αιτίας και αποτελέσματος μεταξύ των μεταβλητών στο σύνολο δεδομένων. Στο τέλος της εκπαίδευσης, ο αλγόριθμος έχει μία ιδέα για το πώς λειτουργούν τα δεδομένα και τη σχέση μεταξύ της εισόδου και της εξόδου. Αυτή η λύση αναπτύσσεται στη συνέχεια για χρήση με το τελικό σύνολο δεδομένων, από το οποίο μαθαίνει με τον ίδιο τρόπο όπως και το εκπαιδευτικό σύνολο δεδομένων. Αυτό σημαίνει ότι οι επιβλεπόμενοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης θα συνεχίσουν να βελτιώνονται ακόμη και μετά την ανάπτυξη τους, ανακαλύπτοντας νέα μοτίβα και σχέσεις καθώς εκπαιδεύεται σε νέα δεδομένα. .

- **Μη-επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised learning):** Η μη-επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση έχει το πλεονέκτημα ότι μπορεί να συνεργαστεί με δεδομένα χωρίς ετικέτα (label). Αυτό σημαίνει ότι η ανθρώπινη εργασία δεν απαιτείται για να κάνει το σύνολο δεδομένων αναγνώσιμο από μηχανή, επιτρέποντας την επεξεργασία πολύ μεγαλύτερων συνόλων δεδομένων από το πρόγραμμα. Στην επιβλεπόμενη μάθηση, οι ετικέτες επιτρέπουν στον αλγόριθμο να βρει την ακριβή φύση της σχέσης μεταξύ των δύο σημείων δεδομένων. Ωστόσο, η μη-επιβλεπόμενη μάθηση δεν έχει ετικέτες για να λειτουργήσει, με αποτέλεσμα τη δημιουργία κρυφών δομών. Οι σχέσεις μεταξύ σημείων δεδομένων γίνονται αντιληπτές από τον αλγόριθμο με αφηρημένο τρόπο, χωρίς να απαιτείται εισαγωγή από τα ανθρώπινα όντα. Η δημιουργία αυτών των κρυφών δομών είναι αυτό που καθιστά ευέλικτους τους αλγορίθμους μάθησης χωρίς επίβλεψη. Αντί για μία καθορισμένη και καθορισμένη δίσωση προβλήματος, οι μη επιβλεπόμενοι αλγόριθμοι μάθησης μπορούν να προσαρμοστούν στα δεδομένα αλλάζοντας δυναμικά κρυφές δομές. Αυτό προσφέρει περισσότερη ανάπτυξη μετά την ανάπτυξη από τους επιβλεπόμενους αλγόριθμους μάθησης.
- **Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement learning):** Η ενισχυτική μάθηση παίρνει άμεσα έμπνευση από το πώς τα ανθρώπινα όντα μαθαίνουν από δεδομένα στη ζωή τους. Διαθέτει έναν αλγόριθμο που βελτιώνεται και μαθαίνει από νέες καταστάσεις χρησιμοποιώντας μία μέθοδο δοκιμής και σφάλματος. Τα ευνοϊκά αποτελέσματα ενθαρρύνονται ή «ενισχύονται» και τα μη ευνοϊκά αποτελέσματα αποθαρρύνονται ή «τιμωρούνται». Με βάση την ψυχολογική έννοια της προετοιμασίας, η ενίσχυση της μάθησης λειτουργεί τοποθετώντας τον αλγόριθμο σε ένα περιβάλλον εργασίας με έναν διερμηνέα και ένα σύστημα ανταμοιβής. Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, το αποτέλεσμα εξόδου δίνεται στον διερμηνέα, ο οποίος αποφασίζει εάν το αποτέλεσμα είναι ευνοϊκό ή όχι. Σε περίπτωση που το πρόγραμμα βρει τη σωστή λύση, ο διερμηνέας ενισχύει τη λύση παρέχοντας ανταμοιβή στον αλγόριθμο. Εάν το αποτέλεσμα δεν είναι ευνοϊκό, ο αλγόριθμος αναγκάζεται να επαναλάβει έως ότου βρει ένα καλύτερο αποτέλεσμα. Στις περισσότερες περιπτώσεις, το σύστημα ανταμοιβής συνδέεται άμεσα με την αποτε-

λεσματικότητα του αποτελέσματος. Σε τυπικές περιπτώσεις χρήσης μαθησιακής ενίσχυσης, όπως η εύρεση της συντομότερης διαδρομής μεταξύ δύο σημείων σε έναν χάρτη, η λύση δεν είναι απόλυτη τιμή. Αντάυτου, παίρνει μία βαθμολογία αποτελεσματικότητας, εκφραζόμενη σε μία ποσοστιαία τιμή. Όσο υψηλότερη είναι αυτή η ποσοστιαία τιμή, τόσο μεγαλύτερη ανταμοιβή δίνεται στον αλγόριθμο. Έτσι, το πρόγραμμα εκπαιδεύεται για να δώσει την καλύτερη δυνατή λύση για την καλύτερη δυνατή ανταμοιβή.

### 3.2 Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης

Η επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να χωριστεί σε δύο τύπους προβλημάτων κατά την εξόρυξη δεδομένων data mining:

- Η **ταξινόμηση (Classification)** χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο για την ακριβή εκχώρηση δεδομένων δοκιμής σε συγκεκριμένες κατηγορίες. Αναγνωρίζει συγκεκριμένες οντότητες εντός του συνόλου δεδομένων και προσπαθεί να εξαγάγει ορισμένα συμπεράσματα σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο αυτές οι οντότητες πρέπει να επισημανθούν ή να οριστούν. Οι συνήθεις αλγόριθμοι ταξινόμησης είναι support vector machines (SVM), decision trees, k-nearest neighbor, και random forest.
- Η **παλινδρόμηση (Regression)** χρησιμοποιείται για την κατανόηση της σχέσης μεταξύ εξαρτημένων και ανεξάρτητων μεταβλητών. Συνήθως, χρησιμοποιείται για την πραγματοποίηση προβολών, όπως για έσοδα από πωλήσεις για μία δεδομένη επιχείρηση. Η γραμμική παλινδρόμηση (Linear regression), logistical regression, και η Γκαουσιανή διαδικασία παλινδρόμησης είναι μερικοί από τους πιο δημοφιλείς αλγορίθμους.

### 3.3 Γκαουσιανή διαδικασία

Η Γκαουσιανή διαδικασία (GP) [16], [17] είναι μία απλή και γενική κατηγορία κατανομών πιθανότητας. Οι Γκαουσιανές διαδικασίες πολλών τύπων έχουν μελετηθεί και χρησιμοποιηθεί για αιώνες. Η γνωστή διαδικασία Wiener είναι ένας συγκεκριμένος τύπος διαδικασίας Gauss. Ωστόσο, αυτή η διπλωματική εργασία ασχολείται με την πιο συγκεκριμένη χρήση των Gaussian διαδικασιών για την πρόβλεψη. Η ρύθμιση που θα εξετάσουμε είναι αυτή της παλινδρόμησης - πρόβλεψη μιας συνεχούς ποσότητας, εξαρτώμενη από ένα σύνολο συνεχών εισόδων, από θορυβώδεις μετρήσεις. Οι διαδικασίες Gauss έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως από τη δεκαετία του 1970 στους τομείς της γεωστατιστικής και της μετεωρολογίας. Στη γεωστατιστική, η πρόβλεψη με Γκαουσιανές διαδικασίες ονομάζεται kriging, που πήρε το όνομά του από τον μηχανικό εξόρυξης της Νοτίου Αφρικής D. G. Krige. Φυσικά στις χωρικές στατιστικές οι εισροές

στη διαδικασία είναι οι δύο ή τρεις διαστάσεις χώρου. Στη συνέχεια εφαρμόστηκαν οι GP από στατιστικολόγους στο ελαφρώς πιο γενικό πολυπαραγοντικό πρόβλημα παλινδρόμησης εισόδου.

### 3.3.1 Το πρόβλημα της παλινδρόμησης

Τα μοντέλα Γκαουσιανής διαδικασίας [16] χρησιμοποιούνται για παλινδρόμηση. Αν και το πρόβλημα παλινδρόμησης είναι ένα από τα πιο απλά και γενικά στατιστικά προβλήματα, βρίσκεται στον πυρήνα πολλών εργασιών μηχανικής μάθησης. Επομένως, αξιόπιστες γενικές μέθοδοι παλινδρόμησης είναι πρωταρχική σημασία για το πεδίο στο σύνολό του, και μπορεί να χρησιμοποιηθεί μέσα σε πιο περίπλοκο και συγκεκριμένες μαθησιακές εργασίες.

Σε μία εργασία παλινδρόμησης έχουμε ένα σύνολο δεδομένων  $\mathcal{D}$  που αποτελείται από  $N$  διανύσματα εισόδου  $x_1, x_2, \dots, x_N$  (της διάστασης  $D$ ) και αντίστοιχες συνεχείς εξόδους  $y_1, y_2, \dots, y_N$ . Οι έξοδοι παρατηρούνται θορυβώδη από μία υποκείμενη λειτουργική χαρτογράφηση  $f(x)$ . Το αντικείμενο της παλινδρόμησης είναι η εκτίμηση του  $f(x)$  από τα δεδομένα  $\mathcal{D}$ . Σαφώς χωρίς περαιτέρω παραδοχές αυτό το πρόβλημα είναι ακατάλληλο. Για αυτόν τον λόγο, πραγματικά δεν θέλουμε μόνο μία εκτίμηση του  $f(x)$ , αλλά μία κατανομή πιθανότητας σε πιθανές (συναρτήσεις). Ένα μοντέλο Γκαουσιανής παλινδρόμησης είναι ένα πλήρως πιθανό μοντέλο Bayesian, και έτσι μας επιτρέπει να κάνουμε ακριβώς αυτό.

Μία διαδικασία Gauss καθορίζει μία κατανομή πιθανότητας στις συναρτήσεις  $p(f)$ . Αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως Bayesian πριν από την παλινδρόμηση, και τα συμπεράσματα Bayesian μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να γίνουν οι προβλέψεις από δεδομένα:

$$p(f | \mathcal{D}) = \frac{p(\mathcal{D} | f)p(f)}{p(\mathcal{D})}$$

. Αυτή είναι μία περιγραφή για τον τρόπο με τον οποίο ένας GP επιλύει το πρόβλημα παλινδρόμησης που περιγράφεται παραπάνω, δίνοντάς μας πιθανοτικές προβλέψεις για πιθανές παρεμβολές συναρτήσεων  $f$ .

### 3.3.2 Προσδιορισμός Γκαουσιανής διαδικασίας

Μια Γκαουσιανή διαδικασία είναι ένας τύπος συνεχούς στοχαστικής διαδικασίας, δηλαδή ορίζει μια πιθανή κατανομή ικανότητας για συναρτήσεις [18]. Ένας άλλος τρόπος σκέψης είναι ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών που ευρετηριάζονται από μια συνεχή μεταβλητή:  $f(x)$ . Υποθέτουμε ότι επιλέγουμε ένα συγκεκριμένο πεπερασμένο υποσύνολο αυτών των τυχαίων μεταβλητών συνάρτησης  $f = f_1, f_2, \dots, f_N$ , με αντίστοιχες εισόδους (δείκτες)  $\mathbf{X} = x_1, x_2, \dots, x_N$ . Στη Γκαουσιανή διαδικασία κάθε τέτοιο σύνολο

τυχαίων μεταβλητών

$$p(\mathbf{f} | \mathbf{X}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{K})$$

όπου το  $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{K})$  υποδηλώνει κατανομή Gauss με μέσο όρο  $\boldsymbol{\mu}$  και συνδιακύμανση  $\mathbf{K}$ . Η τελική απαίτηση είναι αυτές οι κατανομές Gauss να είναι συνεπείς. Αυτοί είναι οι συνήθεις κανόνες πιθανότητας που ισχύουν για τη συλλογή τυχαίων μεταβλητών, π.χ. οριακός ισολογισμός:

$$p(f_1) = \int df_2 p(f_1, f_2)$$

Μία Γκαουσιανή διαδικασία είναι ένα υπό όρους πιθανό μοντέλο. Αυτό σημαίνει ότι η κατανομή στις εισόδους (inputs)  $p(\mathbf{x})$  δεν έχει καθοριστεί και μόνο η υπό όρους κατανομή  $p(\mathbf{f}|\mathbf{X})$  διαμορφώνεται.

### 3.3.3 Συνδιακυμάνσεις

Για να καθορίσουμε μία Γκαουσιανή διαδικασία πρώτα πρέπει να ορίσουμε το μέσο  $\boldsymbol{\mu}$  και τη συνδιακύμανση  $\mathbf{K}$  της εξίσωσης:

$$p(\mathbf{f} | \mathbf{X}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{K})$$

Οι Γκαουσιανές διαδικασίες που θα χρησιμοποιήσουμε ως προγενέστερους θα έχουν μηδενικό μέσο όρο. Παρόλο που αυτό ακούγεται περιοριστικό, οι αντισταθμίσεις και οι απλές τάσεις μπορούν να αφαιρεθούν πριν από την τροποποίηση, και έτσι στην πράξη δεν είναι.

Η σημαντική ποσότητα είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης  $\mathbf{K}$ . Αυτό το κατασκευάζουμε από μια συνάρτηση συνδιακύμανσης  $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ :

$$\mathbf{K}_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$$

Αυτή η συνάρτηση χαρακτηρίζει τους συσχετισμούς μεταξύ διαφορετικών σημείων

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathcal{E}[f(\mathbf{x})f(\mathbf{x}')] ]$$

όπου το  $\mathcal{E}$  δηλώνει προσδοκία και έχουμε υποθέσει μηδενικό μέσο όρο. Είμαστε ελεύθεροι στην επιλογή της συνάρτησης συνδιακύμανσης, εφόσον οι πίνακες συνδιακύμανσης που παράγονται είναι κατά κανόνα συμμετρικοί και θετικοί ημιπεριορισμένοι ( $\mathbf{v}^T \mathbf{K} \mathbf{v} \geq 0, \forall \mathbf{v}$ ). Ο καθορισμός του πίνακα συνεισφοράς  $\mathbf{K}$  μέσω συνάρτησης διακύμανσης εγγυάται την απαίτηση συνέπειας του 3.3.2. Η συγκεκριμένη επιλογή συνάρτησης συνδιακύμανσης καθορίζει τις ιδιότητες των συναρτήσεων δείγματος που αντλήθηκαν από την GP προηγουμένως (π.χ. ομαλότητα, κλίμακες μήκους, πλάτος κλπ). Ως εκ τούτου, το σημαντικό μέρος της μοντελοποίησης GP είναι να επιλεγεί μια κατάλληλη συνάρτηση για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Αξίζει να σημειωθεί πως οι συναρτήσεις διακύμανσης στο πλαίσιο της Γκαουσιανής διαδικασίας αναφέρονται και με τον όρο πυρήνες (Kernels) [19].

### 3.3.4 Υπερπαράμετροι

Οι υπερπαραμέτροι είναι παράμετροι των οποίων οι τιμές ελέγχουν τη διαδικασία εκμάθησης και καθορίζουν τις τιμές των παραμέτρων του μοντέλου που καταλήγει να μάθει ένας αλγόριθμος μάθησης. Το πρόθεμα *hyper* υποδηλώνει ότι είναι παράμετροι ανώτατου επιπέδου που ελέγχουν τη διαδικασία εκμάθησης και τις παραμέτρους του μοντέλου που προκύπτουν από αυτήν. Σχεδιάζοντας ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης, επιλέγονται και ορίζονται οι τιμές των υπερπαραμέτρων που ο αλγόριθμος εκμάθησης θα χρησιμοποιήσει πριν καν ξεκινήσει η εκπαίδευση του μοντέλου. Υπό αυτό το πρίσμα, οι υπερπαραμέτροι λέγεται ότι είναι ανεξάρτητες του μοντέλου επειδή το μοντέλο δεν μπορεί να αλλάξει τις τιμές του κατά τη διάρκεια της εκμάθησης/εκπαίδευσης. Οι υπερπαραμέτροι χρησιμοποιούνται από τον αλγόριθμο εκμάθησης όταν μαθαίνει, αλλά δεν αποτελούν μέρος του μοντέλου που προκύπτει. Στο τέλος της διαδικασίας εκμάθησης, έχουμε τις εκπαιδευμένες παραμέτρους μοντέλου, οι οποίες ουσιαστικά είναι αυτές που αναφέρουμε ως μοντέλο. Οι υπερπαραμέτροι που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης δεν αποτελούν μέρος αυτού του μοντέλου. Για παράδειγμα, δεν μπορούμε να γνωρίζουμε ποιες τιμές υπερπαραμέτρων χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση ενός μοντέλου από το ίδιο το μοντέλο, γνωρίζουμε μόνο τις παραμέτρους του μοντέλου που έχουν μάθει [20].

## 3.4 Διαδικασία της Μηχανικής μάθησης

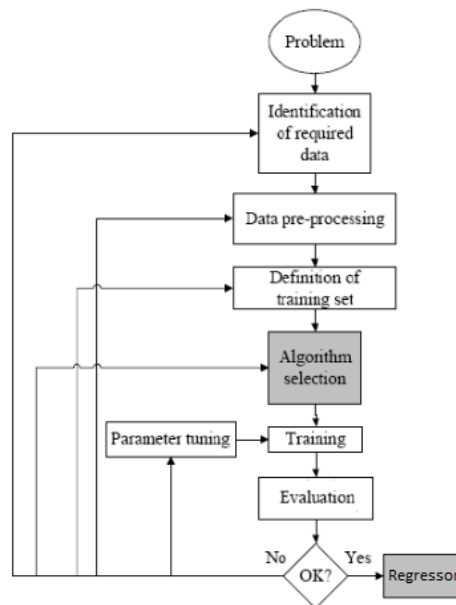
1. **Προσδιορισμός του προβλήματος(Problem).** Η κατανόηση του προβλήματος είναι το σημαντικότερο βήμα της διαδικασίας της μηχανικής μάθησης. Ο προσδιορισμός του προβλήματος στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία είναι η ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης της απόσβεσης λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις με τεχνικές παλινδρόμησης επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.
2. **Προσδιορισμός των απαιτούμενων δεδομένων(Identification of required data).** Είναι απαραίτητη η επιλογή απαιτούμενων δεδομένων όπως και η εξαγωγή χαρακτηριστικών(features) που θα συνεισφέρουν και ο αλγόριθμος θα αποδώσει καλύτερα.
3. **Προεπεξεργασία δεδομένων(Data preprocessing).** Όταν πρόκειται για τη δημιουργία ενός μοντέλου μηχανικής εκμάθησης (ML), η προεπεξεργασία δεδομένων είναι το βήμα που σηματοδοτεί την έναρξη της διαδικασίας. Συνήθως, τα δεδομένα του πραγματικού κόσμου είναι ελλιπή, ασυνεπή, ανακριβή (περιέχει σφάλματα ή ακραίες τιμές) και συχνά δεν διαθέτουν συγκεκριμένες τιμές (κενές τιμές). Αυτό είναι όπου η προεπεξεργασία δεδομένων εισέρχεται στο σενάριο - βοηθά στον καθαρισμό, τη μορφοποίηση και την οργάνωση των ανεπεξέργαστων

δεδομένων, καθιστώντας έτσι έτοιμα για χρήση σε μοντέλα ML[21]. Τέλος, στο στάδιο προεπεξεργασίας δεδομένων πραγματοποιείται η κλιμάκωση χαρακτηριστικών (Feature Scaling). Η κλιμάκωση χαρακτηριστικών είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ομαλοποίηση του εύρους των ανεξάρτητων μεταβλητών ή των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Εάν δεν γίνει κλιμάκωση χαρακτηριστικών, τότε ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης τείνει να θεωρεί τις υψηλότερες τιμές ως σημαντικότερες, και τις χαμηλότερες τιμές ως λιγότερο σημαντικές, κάτι που μπορεί να οδηγήσει αφενός σε εσφαλμένη αξιολόγηση των δεδομένων και αφετέρου σε χαμηλά ποσοστά πρόβλεψης. Στην επεξεργασία δεδομένων, είναι επίσης γνωστή ως κανονικοποίηση (Normalization) ή τυποποίηση (Standardization). Η πρώτη, κλιμακώνει το εύρος σε  $[0, 1]$  ή μερικές φορές  $[-1, 1]$  ενώ η δεύτερη, είναι ο μετασχηματισμός χαρακτηριστικών αφαιρώντας από το μέσο όρο (mean) και διαιρώντας με τυπική απόκλιση (std).

4. **Προσδιορισμός του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης** (Definition of training set). Ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης είναι ένα σύνολο παραδειγμάτων που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκμάθησης για να βοηθηθεί η εκπαίδευση του αλγορίθμου. Μία τεχνική για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης περιλαμβάνει τη λήψη ενός συνόλου δεδομένων και τη διαίρεσή του σε δύο υποσύνολα. Το πρώτο υποσύνολο χρησιμοποιείται για να εκπαιδευτεί το μοντέλο και αναφέρεται ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training set). Το δεύτερο υποσύνολο δεν χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Γίνονται προβλέψεις και συγκρίνονται με τις αναμενόμενες τιμές. Αυτό το δεύτερο σύνολο δεδομένων αναφέρεται ως σύνολο δεδομένων δοκιμής (test set). Ο στόχος είναι να εκτιμηθεί η απόδοση του μοντέλου μηχανικής μάθησης σε νέα δεδομένα. Ωστόσο, η διαδικασία χωρισμού των δεδομένων σε αυτά τα δύο υποσύνολα είναι κατάλληλη όταν υπάρχει διαθέσιμο ένα αρκετά μεγάλο σύνολο δεδομένων [22]. Στην περίπτωση που τα δεδομένα κρίνονται λιγοστά, προσδιορίζεται μόνο το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης.
5. **Επιλογή αλγορίθμου** (Algorithm selection). Η επιλογή αλγορίθμου είναι μια μετα-αλγοριθμική τεχνική για την επιλογή ενός αλγορίθμου. Παρακινείται από την παρατήρηση ότι σε πολλά πρακτικά προβλήματα, διαφορετικοί αλγόριθμοι έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά απόδοσης. Δηλαδή, ενώ ένας αλγόριθμος αποδίδει καλά σε ορισμένα σενάρια, έχει κακή απόδοση σε άλλα και αντίστροφα για έναν άλλο αλγόριθμο. Εάν μπορούμε να προσδιορίσουμε πότε να χρησιμοποιήσουμε ποιον αλγόριθμο, μπορούμε να βελτιστοποιήσουμε για κάθε σενάριο και να βελτιώσουμε τη συνολική απόδοση [23]. Ο αλγόριθμος της Γκαουσιανής διαδικασίας με τεχνικές παλινδρόμησης, για την πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις, κρίθηκε ο κατάλληλος [5].
6. **Αξιολόγηση** (Evaluation). Μετά την εκπαίδευση του μοντέλου (training) απαιτούνται μετρικές αξιολόγησης μοντέλων για την ποσοτικοποίηση της απόδοσης

του μοντέλου. Η επιλογή των μετρήσεων αξιολόγησης εξαρτάται από μια συγκεκριμένη εργασία μηχανικής εκμάθησης (όπως ταξινόμηση, παλινδρόμηση, κατάταξη, ομαδοποίηση). Οι μετρικές αξιολόγησης μας επαληθεύουν αν η επιλογή του αλγορίθμου που κάναμε ήταν σωστή ή θα χρειαστεί να επιλέξουμε διαφορετικό αλγόριθμο που ενδεχομένως μας επιστρέφει μεγαλύτερα ποσοστά για την απόδοση του μοντέλου.

Ακολουθεί στο Σχήμα 3.2 ένα διάγραμμα με τη διαδικασία της μηχανικής εκμάθησης.



Σχήμα 3.2: Η διαδικασία της επιβλεπόμενης μηχανικής εκμάθησης

## 3.5 Τεχνολογίες

Για να δημιουργηθούν τα έργα της μηχανικής μάθησης απαιτείται και η χρήση κατάλληλων τεχνολογιών. Αρχικά, η επιλογή της γλώσσας προγραμματισμού που θα χρησιμοποιηθεί θα πρέπει να είναι αρκετά ευέλικτη, εύχρηστη και θα προσφέρει αρκετές βιβλιοθήκες για τη διευκόλυνση της διαδικασίας. Σε αυτό το κομμάτι αναλύονται οι βασικές τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του μοντέλου μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα σε συνδέσεις γης-διαστήματος.

### 3.5.1 Μηχανική Μάθηση με Python

Για την ανάπτυξη ενός μοντέλου μηχανικής εκμάθησης, θα πρέπει να χρησιμοποιήσετε μια γλώσσα προγραμματισμού που είναι σταθερή, ευέλικτη και διαθέτει διαθέσιμα

εργαλεία. Η Python τα προσφέρει όλα αυτά, για αυτό βλέπουμε πολλά έργα γραμμένα σε Python σήμερα. Από την ανάπτυξη έως και τη συντήρηση, η Python βοηθά τους προγραμματιστές να είναι παραγωγικοί και σίγουροι για το λογισμικό που δημιουργούν. Τα οφέλη που καθιστούν την Python κατάλληλη για μηχανική μάθηση και έργα που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνουν απλότητα και συνέπεια, πρόσβαση σε μεγάλες βιβλιοθήκες και πλαίσια για τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική μάθηση (ML), ευελιξία, ανεξαρτησία πλατφόρμας και ευρεία κοινότητα. Αυτά προσθέτουν αφενός στη συνολική δημοτικότητα της γλώσσας Python και αφετέρου στην επιλογή για την υλοποίηση του μοντέλου μας [24].

### 3.5.2 Βιβλιοθήκες

Εισάγουμε όλες τις σημαντικές βιβλιοθήκες δεδομένου ότι η Python είναι η πιο εκτεταμένη και επίσης η πιο προτιμώμενη γλώσσα προγραμματισμού από τους επιστήμονες δεδομένων σε όλο τον κόσμο. Οι προκαθορισμένες βιβλιοθήκες της Python μπορούν να εκτελέσουν συγκεκριμένες εργασίες προεπεξεργασίας δεδομένων. Οι τέσσερις βασικές βιβλιοθήκες της Python που χρησιμοποιούνται για την προεπεξεργασία δεδομένων στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία είναι:

- Η **NumPy** είναι το θεμελιώδες πακέτο για επιστημονικούς υπολογισμούς στην Python. Ως εκ τούτου, χρησιμοποιείται για την εισαγωγή κάθε τύπου μαθηματικής πράξης στον κώδικα. Χρησιμοποιώντας την NumPy, μπορείτε επίσης να προσθέσετε μεγάλες πολυδιάστατες συστοιχίες και πίνακες στον κώδικά σας [25].
- Η **Pandas** είναι μία εξαιρετική βιβλιοθήκη της Python, ανοιχτού κώδικα για χειρισμό και την ανάλυση δεδομένων. Χρησιμοποιείται ευρέως για την εισαγωγή και διαχείριση συνόλων δεδομένων. Συσκευάζεται σε δομές δεδομένων υψηλής απόδοσης, εύχρηστες και εργαλεία ανάλυσης δεδομένων [26].
- Η **Matplotlib** είναι μία βιβλιοθήκη της Python που χρησιμοποιείται για τη σχεδίαση οποιουδήποτε τύπου γραφημάτων [27].
- Η **ITU-Rpy** είναι μία βιβλιοθήκη της Python των συστάσεων της Διεθνούς Ένωσης Τηλεπικοινωνιών (ITU) για τον υπολογισμό της ατμοσφαιρικής εξασθένησης σε λοξές και οριζόντιες διαδρομές, που βοήθησε για την εξαγωγή αρκετών χαρακτηριστικών(features), οι οποίες αξιοποιήθηκαν για να εκπαιδευτεί καλύτερα το μοντέλο μηχανικής μάθησης [28].

### 3.5.3 Jupyter

Το Jupyter είναι ένα δωρεάν, ανοιχτού κώδικα, διαδραστικό διαδικτυακό εργαλείο γνωστό ως υπολογιστικό σημειωματάριο, το οποίο οι ερευνητές μπορούν να χρησιμοποιήσουν για να συνδυάσουν κώδικα λογισμικού, υπολογιστική έξοδο, επεξηγηματικό



κείμενο και πόρους πολυμέσων σε ένα μόνο έγγραφο. Τα υπολογιστικά σημειωματάρια κυκλοφορούν εδώ και δεκαετίες, αλλά το Jupyter έχει εκτοξευτεί σε δημοτικότητα τα τελευταία χρόνια. Χρησιμοποιήθηκε για κάθε είδους εργασίας όπως καθαρισμός και μετατροπή δεδομένων, αριθμητικούς υπολογισμούς, ανάλυση διερευνητικών δεδομένων και την μηχανική μάθηση [29].



## Κεφάλαιο 4

# ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφονται τα χαρακτηριστικά(features) του τελικού συνόλου δεδομένων, τα οποία οδηγούν στα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα του μοντέλου μηχανικής μάθησης. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η τιμή πρόβλεψης, το μοντέλο, η τεχνική του cross-validation, και τέλος οι μετρικές αξιολόγησης του.

### 4.1 Δεδομένα

#### 4.1.1 Εύρεση δεδομένων

Το διαθέσιμο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης εξάγεται από τη βάση δεδομένων ITU-R και περιέχει συνολικά 357 πειράματα που ήταν δυνατά να αξιοποιηθούν για την ανάπτυξη του μοντέλου. Κάθε καταγραφή(πείραμα) αποτελείται από τον επίγειο σταθμό, τη χώρα, το γεωγραφικό πλάτος, το γεωγραφικό μήκος, το υψόμετρο, την κλιματική ζώνη, τη συχνότητα λειτουργίας, τη πόλωση κύματος, τη γωνία ανύψωσης του δορυφόρου, και την ένταση βροχής για 9 επίπεδα πιθανότητας. Για κάθε τέτοιο επίπεδο, υπολογίζεται η εξασθένιση του σήματος εξαιτίας των βροχοπτώσεων για συγκεκριμένη υπέρβαση των 9 διαφορετικών επιπέδων πιθανότητας, τα οποία στο εξής θα ονομάζονται, αναφορά υπέρβασης επιπέδων πιθανότητας **REPLs**(Reference Exceedance Probability Levels)[2]. Η εξασθένιση αυτή, είναι η έξοδος του μοντέλου της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης που αναπτύχθηκε, δηλαδή η τιμή(target) που προβλέπει το μοντέλο μας.

#### 4.1.2 Ανάλυση δεδομένων

Η ανάλυση δεδομένων είναι μια διαδικασία επιθεώρησης, καθαρισμού, μετατροπής και μοντελοποίησης δεδομένων με στόχο την ανακάλυψη χρήσιμων πληροφοριών και αντιμετώπισης τυχόν προβλημάτων στα δεδομένα.

Ο Πίνακας 4.1, μας δείχνει το εύρος βροχοπτώσεων για τα 9 διαθέσιμα REPLs.

Rain Rate REPLs	Max Rain Rate (mm\h)	Min Rain Rate (mm\h)
RR <sub>0.001%</sub>	197.0	42.6
RR <sub>0.002%</sub>	159.6	32.7
RR <sub>0.003%</sub>	140.8	27.8
RR <sub>0.005%</sub>	118.0	22.3
RR <sub>0.01%</sub>	91.5	16.1
RR <sub>0.02%</sub>	72.2	11.3
RR <sub>0.03%</sub>	62.4	9.0
RR <sub>0.05%</sub>	50.4	6.8
RR <sub>0.1%</sub>	36.4	4.5

Πίνακας 4.1: Εύρος βροχοπτώσεων για τα 9 διαθέσιμα REPLs

Στο Σχήμα 4.1, απεικονίζονται κάποιες στατιστικές μετρήσεις της συχνότητας λειτουργίας και της πόλωσης κύματος, όπως το πλήθος των καταγραφών(count), η μέση τιμή τους(mean), η τυπική απόκλιση(std) και το εύρος τους(min και max).

	FREQUENCY	POLAR
count	357.000000	357.000000
mean	18.871812	52.722969
std	9.374146	29.983434
min	6.200000	-23.500000
max	49.500000	90.000000

Σχήμα 4.1: Στατιστικές μετρήσεις της συχνότητας λειτουργίας και της πόλωσης κύματος των καταγραφών.

Στο Σχήμα 4.2, φαίνονται οι τιμές όπου δεν είναι κενές ανά κολόνα(column), καθώς επίσης ο τύπος δεδομένων, ο οποίος μας προσδιορίζει τι τιμές παίρνει κάθε κολόνα. Το συγκεκριμένο σχήμα, μας προετοιμάζει να σκεφτούμε πως θα αντιμετωπίσουμε τις κενές τιμές στα δεδομένα για να μπορέσουμε να συνεχίσουμε την διαδικασία της μηχανικής μάθησης.

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	FREQUENCY	357 non-null	float64
1	POLAR	357 non-null	float64
2	RR_001	357 non-null	float64
3	RR_002	357 non-null	float64
4	RR_003	357 non-null	float64
5	RR_005	357 non-null	float64
6	RR_01	357 non-null	float64
7	RR_02	357 non-null	float64
8	RR_03	357 non-null	float64
9	RR_05	357 non-null	float64
10	RR_1	357 non-null	float64
11	A_001	149 non-null	float64
12	A_002	171 non-null	float64
13	A_003	187 non-null	float64
14	A_005	203 non-null	float64
15	A_01	258 non-null	float64
16	A_02	278 non-null	float64
17	A_03	305 non-null	float64
18	A_05	319 non-null	float64
19	A_1	338 non-null	float64

Σχήμα 4.2: Οι μη κενές τιμές που έχουν οι κολόνες στο σύνολο δεδομένων και ο τύπος δεδομένων τους.

### 4.1.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Με τη βοήθεια του συνόλου δεδομένων που περιγράψαμε παραπάνω, επιλέγονται ή εξαίρονται τα δεκατρία χαρακτηριστικά (features ή predictors), όπου τα περισσότερα από αυτά είναι απαραίτητα για τις μεθόδους υπολογισμού εξασθένησης σήματος λόγω βροχής, όπως και για την βέλτιστη εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης. Αυτά είναι: το μήκος διαδρομής, η συχνότητα λειτουργίας, πόλωση κύματος, η ένταση βροχής για 9 διαφορετικά επίπεδα πιθανότητας. Τέλος, προστίθεται στα χαρακτηριστικά η εκτίμηση της απόσβεσης με βάση τη μέθοδο ITU-R 618, όπου ενισχύει τη διαδικασία εκπαίδευσης που οδηγεί σε σημαντική βελτίωση στην απόδοση του αλγορίθμου παλινδρόμησης.

Ακολουθεί η περιγραφή των χαρακτηριστικών (features), που επιλέχθηκαν για την ανάπτυξη του μοντέλου:

- **Path Length.** Το μήκος διαδρομής της δορυφορικής ζεύξης και υπολογίζεται με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης ITU-Rpy της Python που αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο.
- **Frequency.** Η συχνότητα λειτουργίας της δορυφορικής ζεύξης, που ανακτήθηκε από τη βάση δεδομένων της ITU-R.
- **Polar.** Η πόλωση κύματος, που ανακτήθηκε από τη βάση δεδομένων της ITU-R.
- **Rain Rate<sub>%</sub>.** Η ένταση βροχής για 9 διαφορετικά επίπεδα πιθανότητας, που ανακτήθηκαν από τη βάση δεδομένων της ITU-R.
- **Rain Attenuation<sub>ITU-R</sub>.** Η εκτίμηση της απόσβεσης σήματος λόγω βροχής της μεθόδου ITU-R 618, και υπολογίζεται με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης ITU-Rpy της Python. Η εκτίμηση αυτή, υπολογίζεται για κάθε επίπεδο πιθανότητας και

χρησιμοποιείται η μέτρηση για το αντίστοιχο επίπεδο που προβλέπει το μοντέλο μας.

#### 4.1.4 Τιμή πρόβλεψης

Η εξασθένιση του δορυφορικού σήματος λόγω των βροχοπτώσεων (Rain Attenuation) είναι η τιμή που προβλέπει το μοντέλο επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης που αναπτύχθηκε. Στα δεδομένα, η κολόνα(column) όπου καταγράφει την τιμή αυτή ονομάζεται **target**. Το όνομα της είναι  $A_p$ , όπου  $p$ , το επίπεδο πιθανότητας(REPL).

Ο Πίνακας 4.2, μας δείχνει το εύρος της απόσβεσης σήματος λόγω βροχοπτώσεων.

Rain Attenuation REPLs	Max Rain Attenuation (dB)	Min Rain Attenuation (dB)
0.001%	55.38	4.9
0.002%	45.9	4.0
0.003%	45.76	3.5
0.005%	44.84	3.0
0.01%	43.53	2.1
0.02%	39.26	1.7
0.03%	38.5	1.3
0.05%	34.7	1.0
0.1%	34.6	0.7

Πίνακας 4.2: Εύρος απόσβεσης σήματος λόγω βροχοπτώσεων για τα 9 REPLs

## 4.2 Επεξεργασία δεδομένων

Μετά την οριστικοποίηση της εύρεσης χαρακτηριστικών, η ανάλυση δεδομένων, η αντιμετώπιση κενών τιμών, η κλιμάκωση χαρακτηριστικών και ο χωρισμός δεδομένων για κάθε επίπεδο πιθανότητας είναι αναγκαίο βήμα πριν την επιλογή του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης.

### 4.2.1 Χωρισμός συνόλων δεδομένων για κάθε επίπεδο πιθανότητας (REPLs)

Η απόσβεση σήματος λόγω βροχοπτώσεων(Rain Attenuation), όπως αναφέραμε προηγουμένως, προβλέπετε για 9 διαφορετικά επίπεδα πιθανότητας. Για να γίνει αυτό, χρειάστηκε να διαχωριστεί το σύνολο των δεδομένων σε 9 ανεξάρτητα σύνολα δεδομένων, ένα για κάθε REPL.

Στο Σχήμα 4.3 φαίνεται ένα στιγμιότυπο των δεδομένων με τα χαρακτηριστικά(features) για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%.

	PATH_LENGTH	FREQUENCY	POLAR	RR_001	RR_002	RR_003	RR_005	RR_01	RR_02	RR_03	RR_05	RR_1	RA_ITU_001
0	15.304626	11.198	45.0	71.6	58.9	50.6	41.4	29.5	19.9	15.6	11.5	7.7	31.359830
1	15.304626	11.198	45.0	71.6	58.9	50.6	41.4	29.5	19.9	15.6	11.5	7.7	31.359830
2	15.304626	11.198	45.0	71.6	58.9	50.6	41.4	29.5	19.9	15.6	11.5	7.7	31.359830
3	14.592683	11.198	45.0	52.1	41.7	36.1	29.2	21.1	14.6	11.6	8.6	5.7	21.080189
4	12.446837	11.198	45.0	133.2	106.6	93.5	78.7	61.6	47.0	39.9	31.6	22.4	41.017321

Σχήμα 4.3: Στιγμιότυπο των δεδομένων με τα χαρακτηριστικά για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%

Παρακάτω, στο Σχήμα 4.4 απεικονίζεται ένα στιγμιότυπο από το σύνολο των δεδομένων για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%. Η τελευταία κολόνα(column) είναι η τιμή της απόσβεσης σήματος λόγω βροχοπτώσης, που καταμετρήθηκε για κάθε πείραμα. Δηλαδή, η κολόνα **A\_1(target)** όπως αναφέραμε παραπάνω, είναι η τιμή όπου εκπαιδεύεται για να προβλέψει το μοντέλο μας.

	PATH_LENGTH	FREQUENCY	POLAR	RR_001	RR_002	RR_003	RR_005	RR_01	RR_02	RR_03	RR_05	RR_1	RA_ITU_1	A_1
0	15.304626	11.198	45.0	71.6	58.9	50.6	41.4	29.5	19.9	15.6	11.5	7.7	5.464250	9.2
1	15.304626	11.198	45.0	71.6	58.9	50.6	41.4	29.5	19.9	15.6	11.5	7.7	5.464250	10.1
2	15.304626	11.198	45.0	71.6	58.9	50.6	41.4	29.5	19.9	15.6	11.5	7.7	5.464250	9.7
3	14.592683	11.198	45.0	52.1	41.7	36.1	29.2	21.1	14.6	11.6	8.6	5.7	3.350824	4.9
4	12.446837	11.198	45.0	133.2	106.6	93.5	78.7	61.6	47.0	39.9	31.6	22.4	15.209432	18.9

Σχήμα 4.4: Στιγμιότυπο των δεδομένων με τα χαρακτηριστικά και την τιμή πρόβλεψης για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.

#### 4.2.2 Αντιμετώπιση κενών τιμών

Τα δεδομένα που λείπουν είναι οι κενές τιμές, δηλαδή αυτές που δεν καταγράφονται σε ένα σύνολο δεδομένων(null values). Μπορούν να είναι μια τιμή που λείπει σε ένα κελί στο πίνακα δεδομένων ή να λείπει μια ολόκληρη η καταγραφή. Τα δεδομένα που λείπουν μπορεί να εμφανιστούν τόσο σε μια συνεχή μεταβλητή (π.χ. Rain Attenuation) όσο σε μια κατηγορική μεταβλητή. Το Σχήμα 4.2, μας έκανε να αναρωτηθούμε πως θα αντιμετωπίσουμε/συμπληρώσουμε τις κενές τιμές. Παρατηρήσαμε όμως, πως λείπουν τιμές στην κολόνα της απόσβεσης σήματος λόγω βροχής και αυτό μας αποτρέπει να χρησιμοποιήσουμε κάποια μέθοδο συμπλήρωσης τους. Επομένως, διαγράψαμε οι καταγραφές που δεν παρείχαν μέτρηση της απόσβεσης τουλάχιστον για ένα REPL, ώστε να αποφευχθεί να μπερδευτεί ο αλγόριθμος που έχει επιλεγεί για το μοντέλο της μηχανικής μάθησης.

### 4.2.3 Κλιμάκωση χαρακτηριστικών

Η κλιμάκωση χαρακτηριστικών (Feature Scaling) όπως αναφέραμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, αποτελεί μία τεχνική κανονικοποίησης ή τυποποίησης των ανεξάρτητων χαρακτηριστικών που υπάρχουν στα δεδομένα για να φέρει στο ίδιο εύρος τις τιμές όλων των χαρακτηριστικών προκειμένου κάθε χαρακτηριστικό να συμβάλλει αναλογικά στον αλγόριθμο της μηχανικής μάθησης. Η τεχνική κλιμάκωσης, η οποία επιλέχθηκε για τα δεδομένα είναι η τυποποίηση (Standardization), όπου επαναβαθμίζει τις τιμές των χαρακτηριστικών έτσι ώστε να έχει κατανομή με μέση τιμή ίση με 0 και διακύμανση ίση με 1. Ο υπολογισμός των νέων τιμών γίνεται με την παρακάτω σχέση:

$$X_{\text{new}} = \frac{X_i - X_{\text{mean}}}{\text{StandardDeviation}}$$

## 4.3 Επιλογή αλγορίθμου

Σύμφωνα με [2] και όπως αναλύσαμε στο 3.3, η ιδανική επιλογή αλγορίθμου για την πρόβλεψη της εξασθένισης σήματος λόγω βρόχης, είναι η **Γκαουσιανή διαδικασία παλινδρόμησης (GPR)**. Στην Γκαουσιανή διαδικασία, είναι αναγκαίο να επιλεχθεί συνάρτηση συνδιακύμανσης ή αλλιώς πυρήνας (Kernel). Στο μοντέλο που αναπτύχθηκε, χρησιμοποιήθηκε ο πυρήνας **Rational Quadratic**. Ο Rational Quadratic (RQ) χρησιμοποιείται σε προβλήματα μηχανική μάθησης, όπου η συνδιακύμανση εξαρτάται από την απόσταση της εισόδου με κάποιο σταθερό σημείο με την ιδιότητα ότι μπορεί να εξυπηρετήσει αρκετές κλίμακες μήκους (length scale). Μας δίνεται η δυνατότητα να βρούμε την κατάλληλη κλίμακα μήκους, δηλαδή, πόσο κοντά μπορεί να είναι τα σημεία για να επηρεάσουν σημαντικά το ένα το άλλο. Η κλίμακα μήκους, συνοδεύεται στον πυρήνα Rational Quadratic με την παράμετρο ( $\alpha$ ), η οποία καθορίζει τη διάχυση των κλιμάκων μήκους.

## 4.4 Μετρικές αξιολόγησης

Η ιδέα της δημιουργίας μοντέλων μηχανικής μάθησης λειτουργεί με μια αρχή επικοινωνιακής ανάδρασης. Η διαδικασία είναι να δημιουργηθεί ένα μοντέλο, να αξιολογηθούν οι προβλέψεις και να πραγματοποιηθούν βελτιώσεις, μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή ακρίβεια. Οι μετρικές αξιολόγησης εξηγούν την απόδοση ενός μοντέλου [30]. Σε αυτή τη διπλωματική εργασία εξετάζουμε τρία διαφορετικά είδη μετρικών για την αξιολόγηση του μοντέλου μας, το cross-validation,  $R^2$  score και  $\rho_v$ .

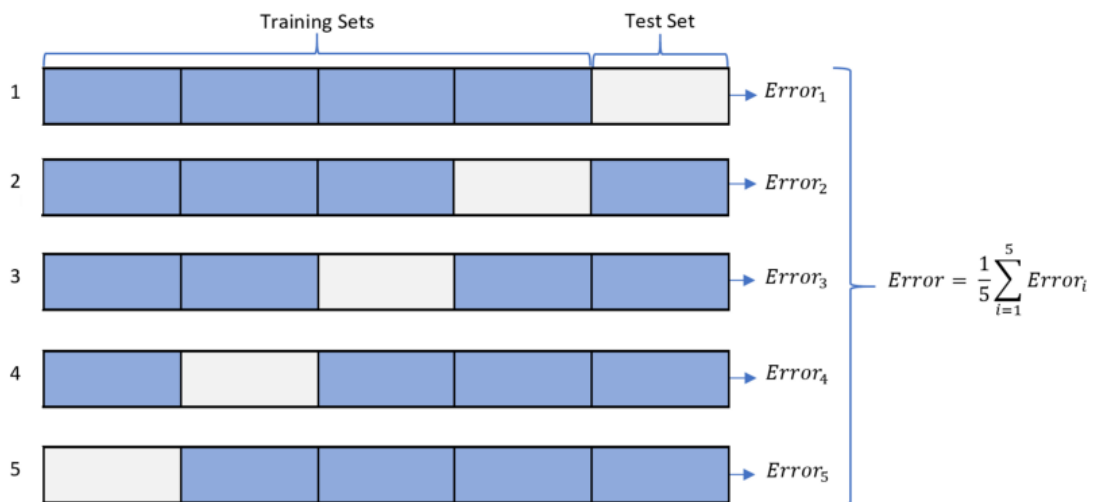
### 4.4.1 Cross-Validation

Σε αυτό το σημείο αξίζει να εξηγήσουμε πώς λειτουργεί το cross-validation. Το CV εκτιμά την απόδοση του αλγορίθμου σε νέο σύνολο δεδομένων σε σύγκριση με το



σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και βοηθά στην επιλογή του καλύτερου μοντέλου. Επιπλέον, το CV προστατεύει από overfitting. Αυτή η προσέγγιση περιλαμβάνει τυχαία διαίρεση του συνόλου των παρατηρήσεων σε  $k$  ομάδες ή folds, περίπου ίσου μεγέθους. Η πρώτη πτυχή αντιμετωπίζεται ως σύνολο επικύρωσης και η μέθοδος ταιριάζει στις υπόλοιπες πτυχώσεις  $k - 1$  [31]. Αν  $k = 5$ , όπως στην παρούσα εργασία, τότε το σύνολο δεδομένων είναι χωρισμένο σε 5 ασύνδετα σύνολα, για κάθε τέτοιο σύνολο, το μοντέλο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας τις παρατηρήσεις και η απόδοση αξιολογείται χρησιμοποιώντας αναδιπλούμενα δεδομένα και τέλος το μέσο σφάλμα δοκιμής υπολογίζεται για όλα τα ασύνδετα υποσύνολα. Αυτή η μέθοδος δίνει μια καλή εκτίμηση της προγνωστικής ακρίβειας του τελικού εκπαιδευμένου αλγορίθμου.

Στο Σχήμα 4.5, παρουσιάζεται ένα παράδειγμα cross-validation, με  $k=5$ .

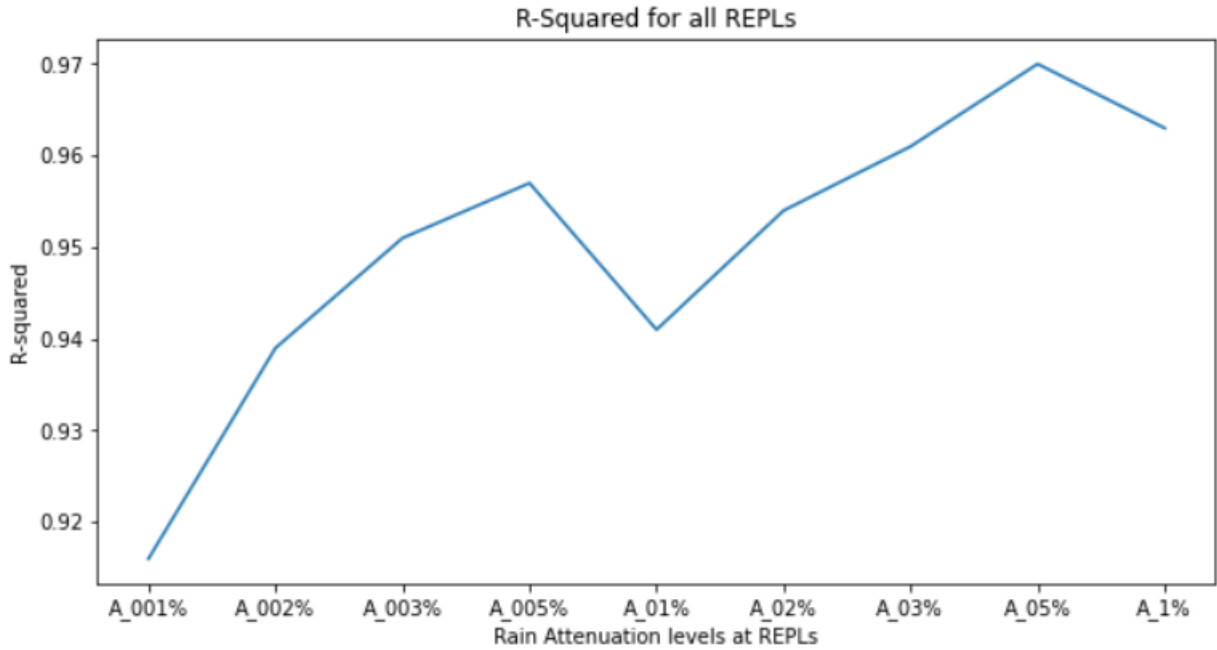


Σχήμα 4.5: Παράδειγμα cross-validation, με  $k=5$ .

#### 4.4.2 $R^2$ score

Το  $R^2$  [32] είναι ένα στατιστικό μέτρο που αντιπροσωπεύει το ποσοστό της διακύμανσης για μια εξαρτημένη μεταβλητή που εξηγείται από μια ανεξάρτητη μεταβλητή ή μεταβλητές σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Οι τιμές του  $R^2$  κυμαίνονται από 0 έως 1 και συνήθως δηλώνονται ως ποσοστά από 0% έως 100%. Στις προβλέψεις, ένα υψηλό  $R^2$ , δείχνει ότι η απόδοση της πρόβλεψης κινείται σχετικά σύμφωνα με την πραγματική τιμή. Ένα χαμηλότερο ποσοστό, δείχνει ότι ο αλγόριθμος παλινδρόμησης δεν έχει τα κατάλληλα αποτελέσματα.

Το Σχήμα 4.6, απεικονίζει τα ποσοστά  $R^2$  που κατάφερε να προβλέψει το μοντέλο για όλα τα επίπεδα REPLs. Ωστόσο, αυτή η μετρική αποδείχτηκε πως δεν αρκεί για αξιολόγηση προβλημάτων πρόβλεψης εξασθένησης σήματος λόγω βροχοπτώσεων σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα σε διάστημα και γη.



Σχήμα 4.6: Μετρική αξιολόγησης R-Squared για όλα τα διαθέσιμα REPLs.

#### 4.4.3 $\rho_v$

Για να αξιολογηθούν οι προβλέψεις του μοντέλου, η ITU-R, προτείνει τη δικιά της μεταβλητή αξιολόγησης, την  $\rho_v$ . Σύμφωνα λοιπόν με τη σύσταση [33], η αναλογία της προβλεπόμενης τιμής για την εξασθένιση λόγω βροχής,  $A_p$  (dB) με την πραγματική τιμή,  $A_m$  (dB), υπολογίζεται απο:

$$S_i = \frac{A_{p,i}}{A_{m,i}}$$

Μετά, υπολογίζεται η παράμετρος  $V_i$  απο:

$$V_i = \begin{cases} \left(\frac{A_{m,i}}{10}\right)^{0.2} \ln S_i, & \text{για } A_{m,i} < 10\text{dB} \\ \ln S_i, & \text{για } A_{m,i} \geq 10\text{dB} \end{cases}$$

Στη συνέχεια, ο μέσος όρος  $\mu_v$  η τυπική απόκλιση  $\sigma_v$ , υπολογίζονται οι τιμές για κάθε χρονικό ποσοστό. Τέλος, μεταβλήτη δοκιμής καθορίζεται ως τιμή RMS (Root Mean Square).

$$\rho_v = \sqrt{\mu_v^2 + \sigma_v^2}$$

Συγκρίνοντας τις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης, φαίνεται πως όσο χαμηλότερη είναι η μεταβλητή δοκιμής  $\rho_v$ , τόσο καλύτερη είναι η μέθοδος πρόβλεψης. Τα αριθμητικά αποτελέσματα που προέκυψαν μετά από τη παραπάνω διαδικασία αξιολόγησης προβάλλονται και αναλύονται στο επόμενο κεφάλαιο.

## Κεφάλαιο 5

# ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ ΠΡΟΪΠΑΡΧΟΝΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ

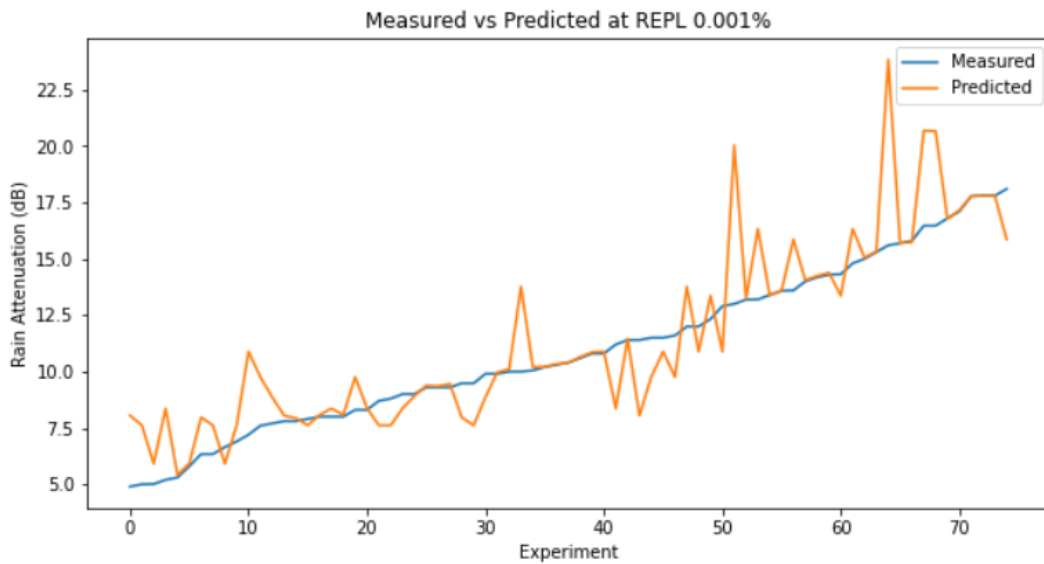
### 5.1 Παρουσίαση αποτελεσμάτων για κάθε επίπεδο πιθανότητας (REPLs)

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του μοντέλου μηχανικής μάθησης με τη βοήθεια γραφημάτων για την πρόβλεψη της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής. Η εξασθένηση του σήματος λόγω βροχής (Rain Attenuation), υπολογίζεται και για τα 9 επίπεδα πιθανότητας (REPLs), **0.001%**, **0.002%**, **0.003%**, **0.005%**, **0.01%**, **0.02%**, **0.03%**, **0.05%**, **0.1%**, όπου, κάθε τέτοιο επίπεδο αντιπροσωπεύει το ποσοστό κατανομής της υπέρβασης της έντασης βροχής, για οποιοδήποτε λαμβανόμενο ποσοστό του μέσου χρόνου και για οποιαδήποτε λαμβανόμενη τοποθεσία επί της Γης. Στα παρακάτω υποκεφάλαια, απεικονίζονται στιγμιότυπα και γραφικές παραστάσεις από πραγματικές έναντι προβλέψεις τιμών καθώς και διαγράμματα συσχέτισής τους. Επίσης, παρουσιάζονται οι τιμές των μετρικών αξιολόγησης ( $\rho_v$  και  $R^2$ ). Η τιμή της μεταβλητής ( $\rho_v$ ), όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, θα χρησιμοποιηθεί για να αξιολογηθούν/συγκριθούν οι προβλέψεις του μοντέλου που αναπτύχθηκε σε αυτή την διπλωματική εργασία με τις προϋπάρχουσες μεθόδους εκτίμησης εξασθένησης σήματος λόγω βροχής έτσι ώστε να αποδειχθεί η ανωτερότητα της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.

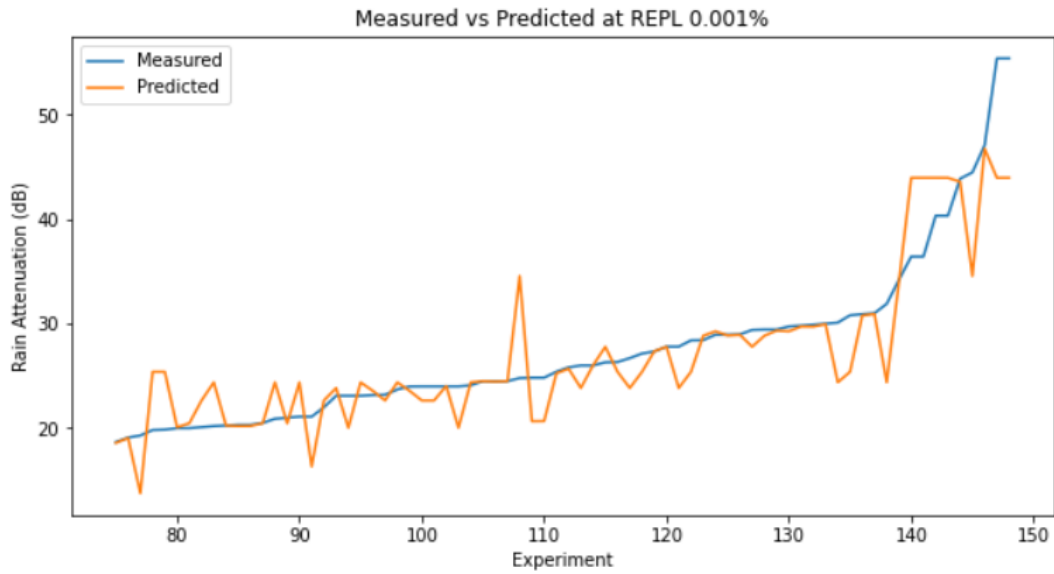
5.1.1 Rain Attenuation<sub>0.001%</sub>

	Measured	Predictions
0	16.80	16.77
1	22.00	22.65
2	24.00	22.65
3	24.00	22.65
4	23.20	22.65
5	20.10	22.65
6	5.30	5.42
7	30.91	30.78
8	10.20	10.21
9	17.10	17.15

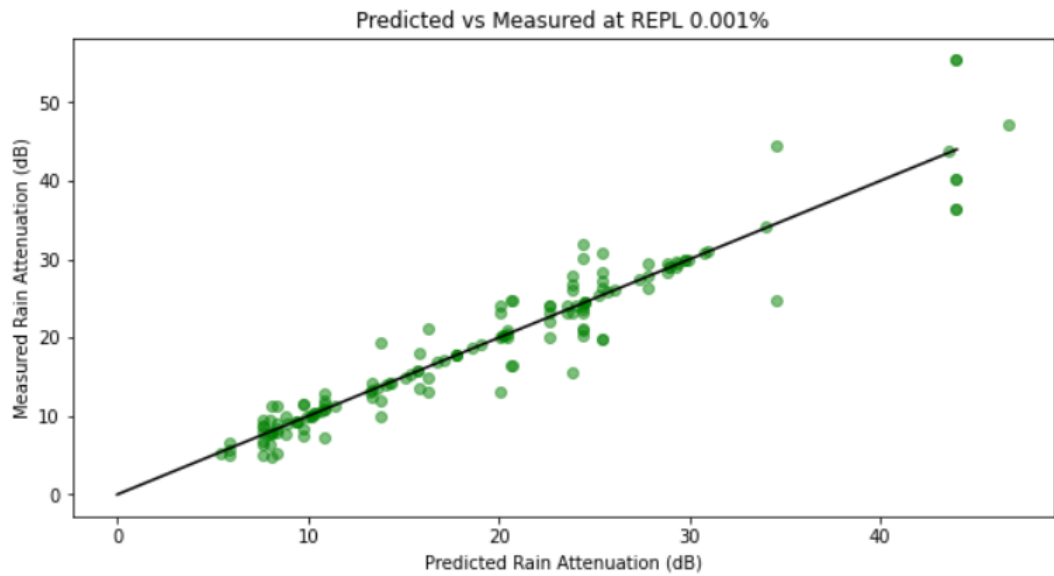
Σχήμα 5.1: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%.



Σχήμα 5.2: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%.



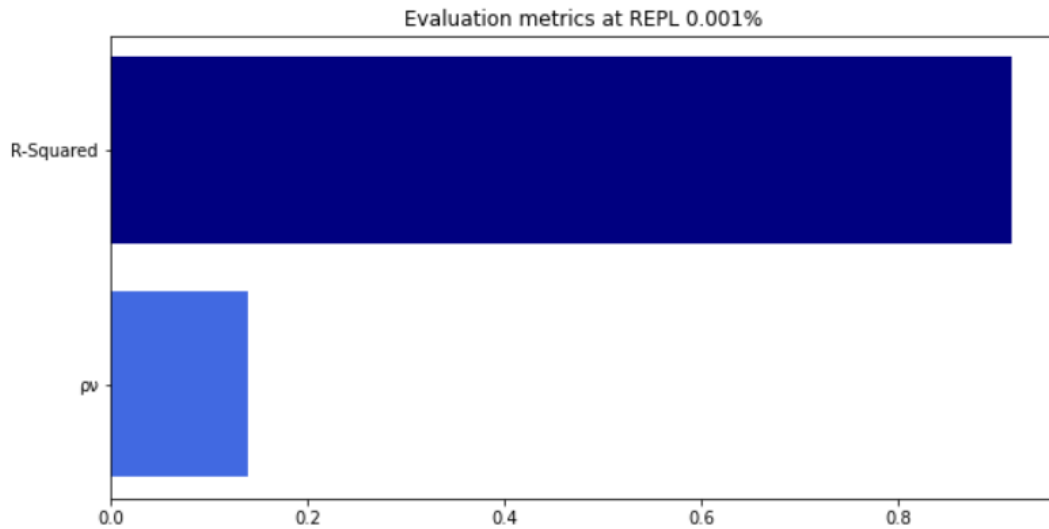
Σχήμα 5.3: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%.



Σχήμα 5.4: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.14	91.6

Πίνακας 5.1: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%

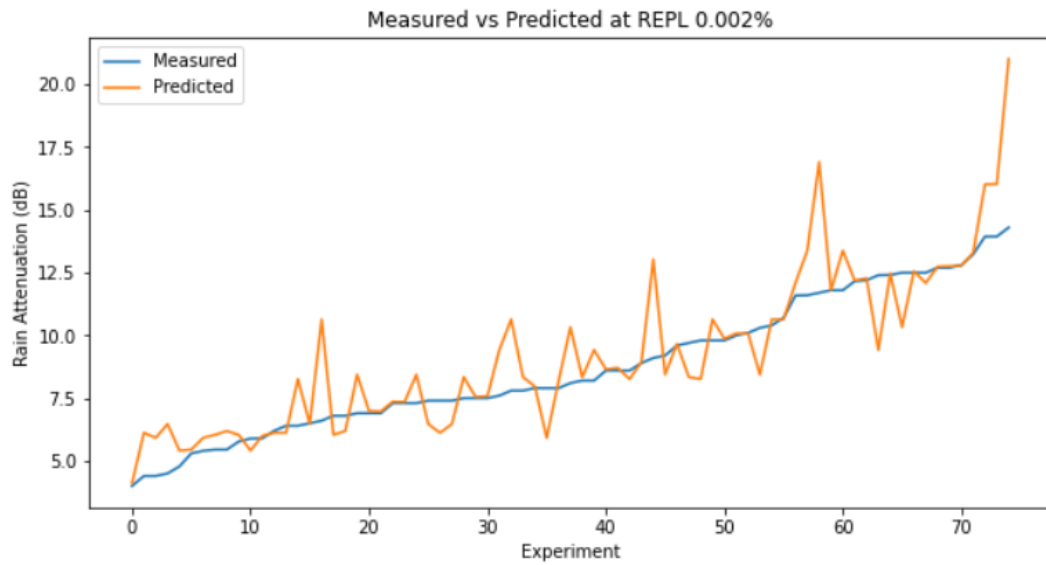


Σχήμα 5.5: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και ρ για το επίπεδο πιθανότητας 0.001%.

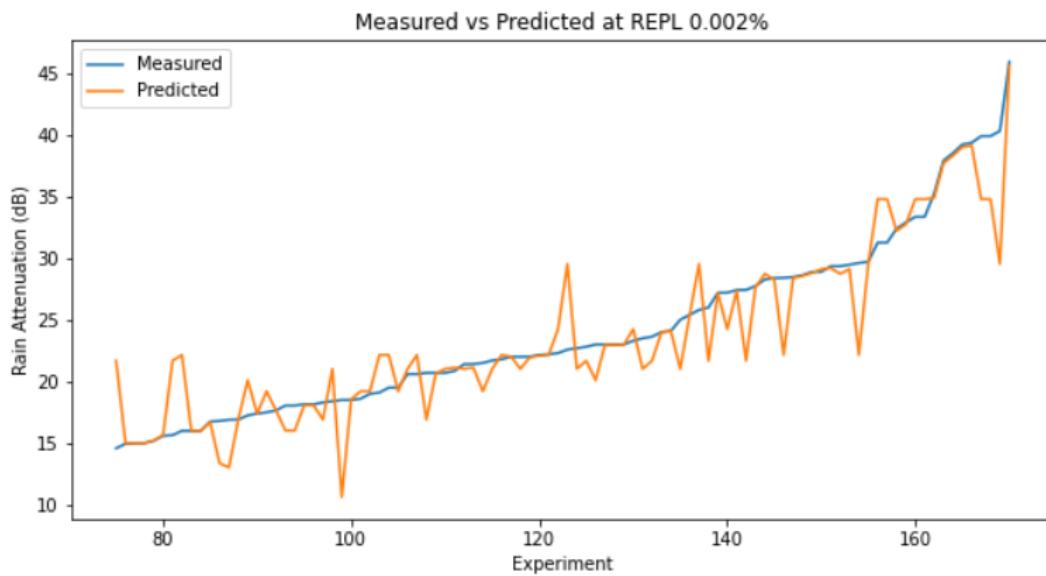
### 5.1.2 Rain Attenuation<sub>0.002%</sub>

	Measured	Predictions
0	15.20	15.21
1	22.01	21.95
2	20.70	21.03
3	21.40	21.03
4	22.70	21.03
5	22.00	21.03
6	18.40	21.03
7	4.00	4.12
8	27.73	27.63
9	28.37	28.25

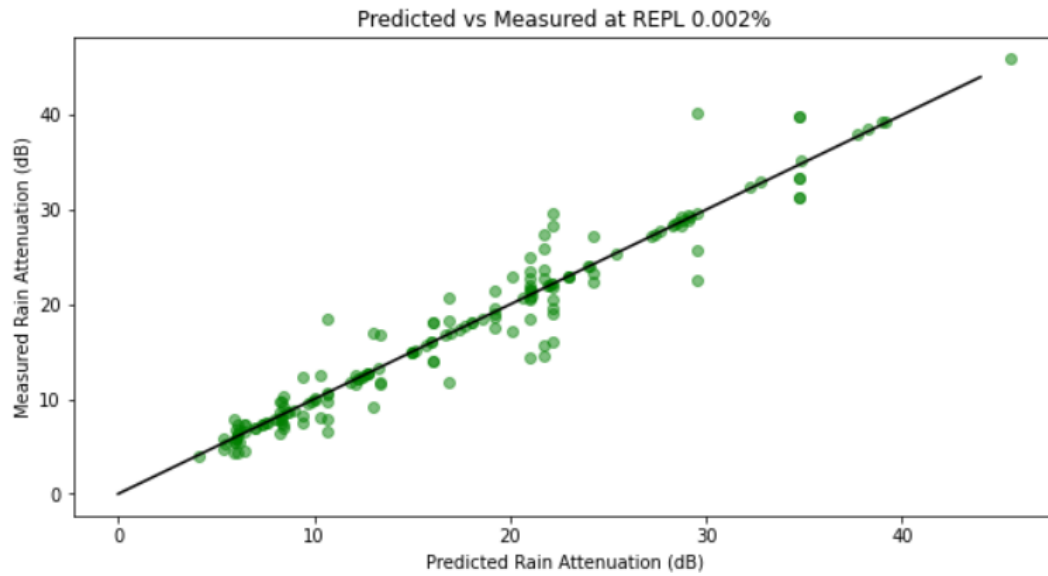
Σχήμα 5.6: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%.



Σχήμα 5.7: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%.



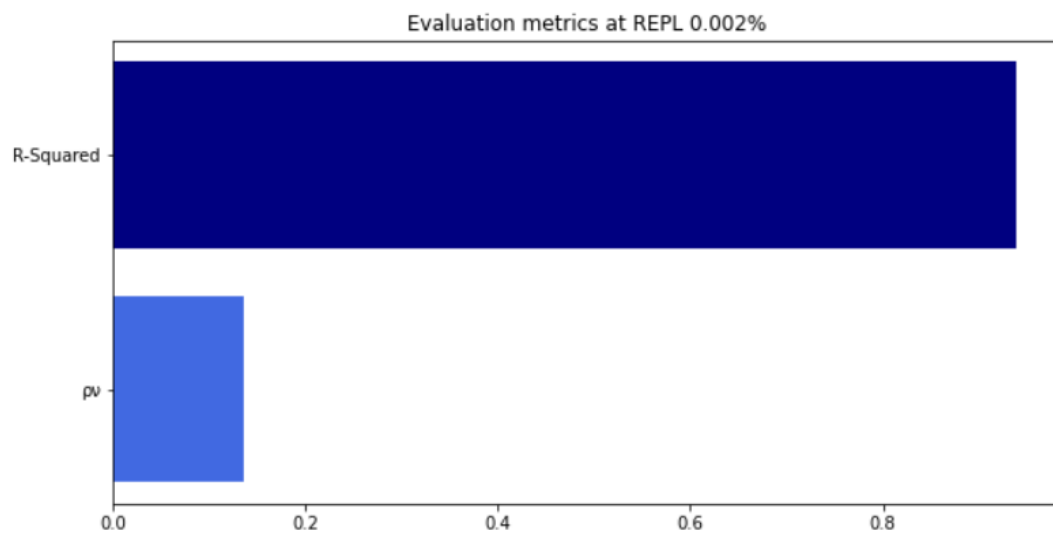
Σχήμα 5.8: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%.



Σχήμα 5.9: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.137	93.9

Πίνακας 5.2: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%



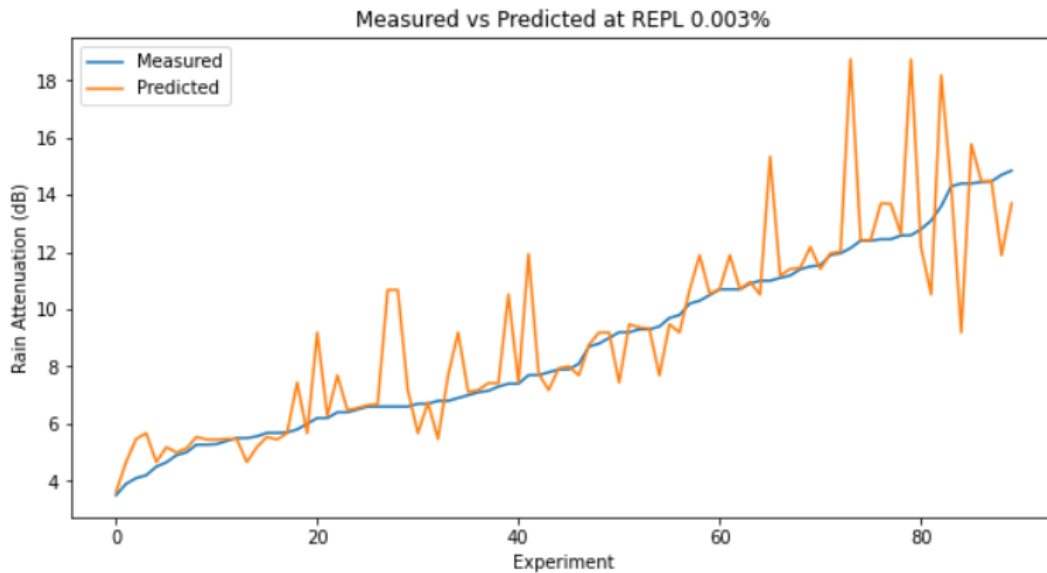
Σχήμα 5.10: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και  $\rho_v$  για το επίπεδο πιθανότητας 0.002%.



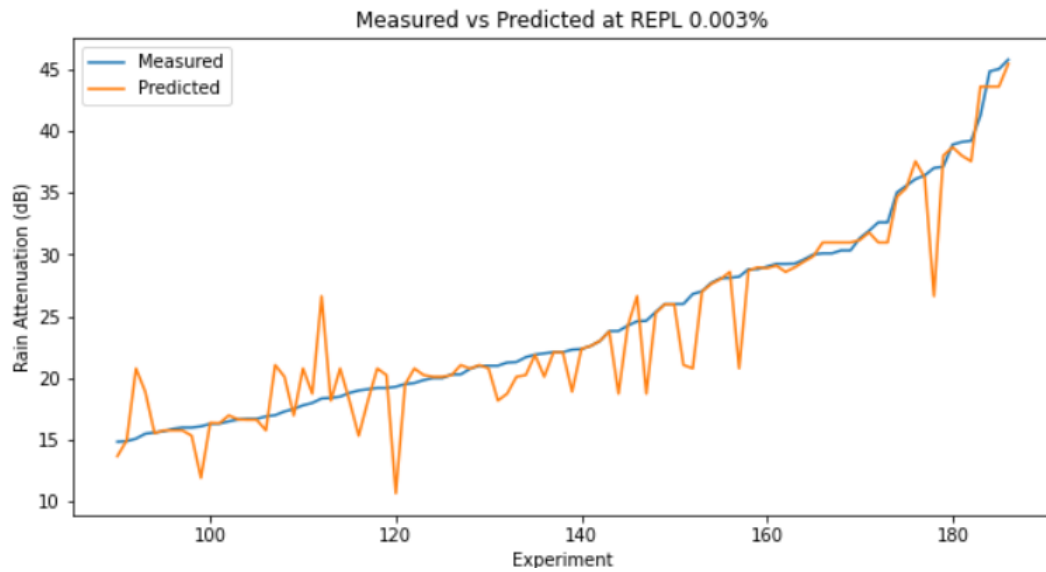
5.1.3 Rain Attenuation<sub>0.003%</sub>

	Measured	Predictions
0	16.80	16.77
1	22.00	22.65
2	24.00	22.65
3	24.00	22.65
4	23.20	22.65
5	20.10	22.65
6	5.30	5.42
7	30.91	30.78
8	10.20	10.21
9	17.10	17.15

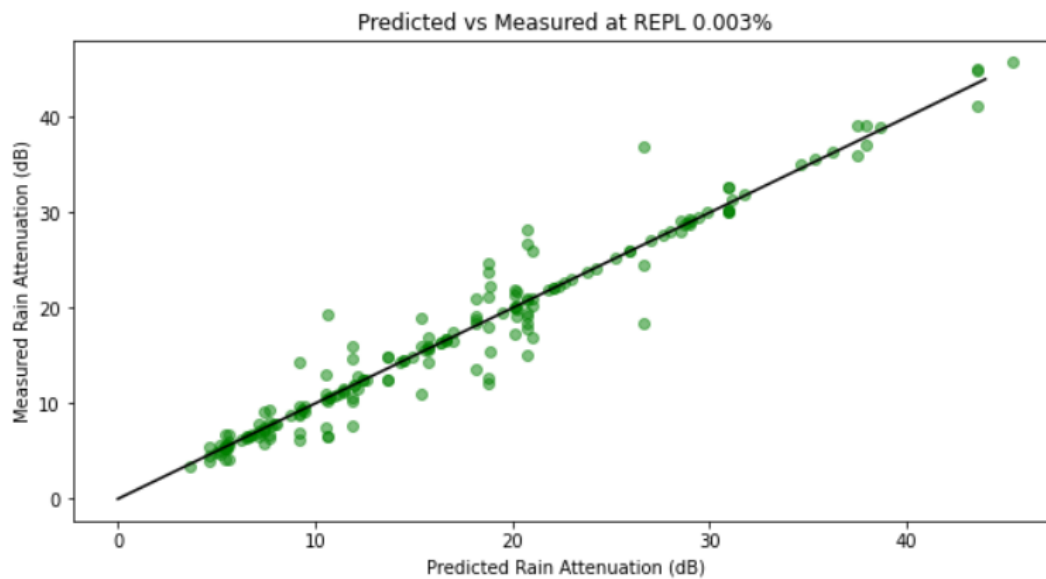
Σχήμα 5.11: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%.



Σχήμα 5.12: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%.



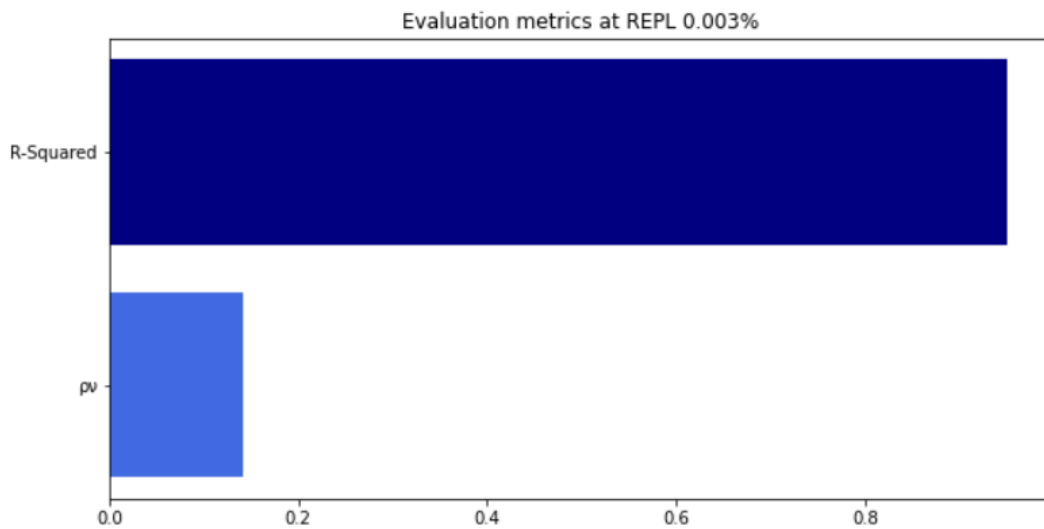
Σχήμα 5.13: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%.



Σχήμα 5.14: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.142	95.1

Πίνακας 5.3: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%

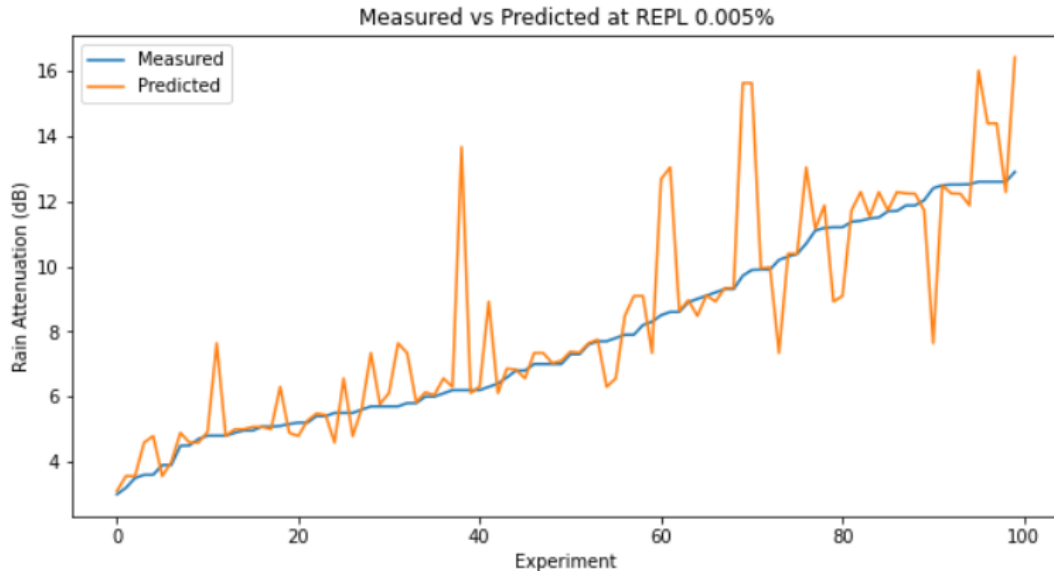


Σχήμα 5.15: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και ρν για το επίπεδο πιθανότητας 0.003%.

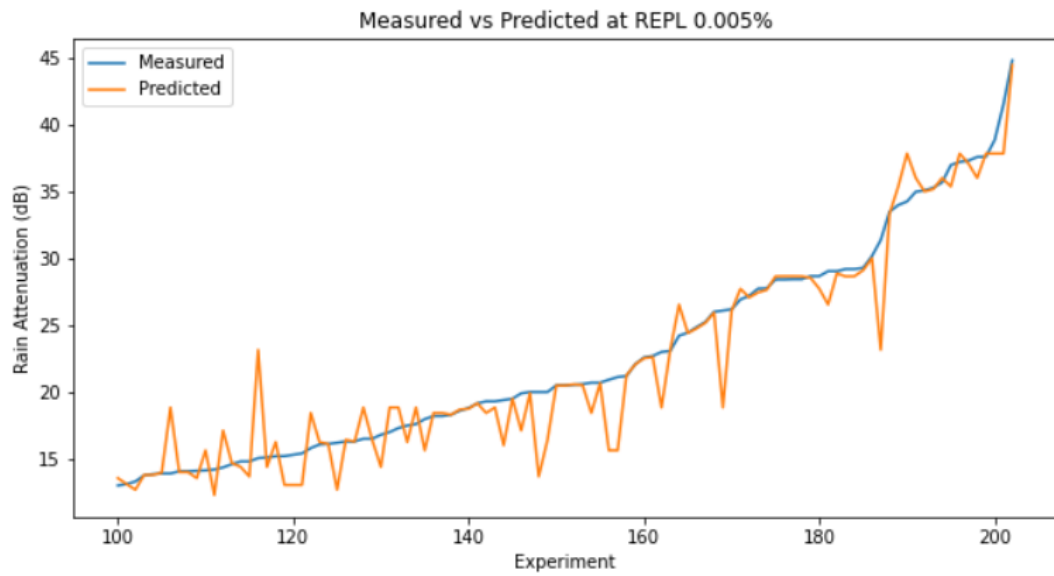
#### 5.1.4 Rain Attenuation<sub>0.005%</sub>

	Measured	Predictions
0	13.10	13.10
1	11.69	11.72
2	18.20	18.43
3	18.20	18.43
4	20.70	18.43
5	19.30	18.43
6	15.80	18.43
7	3.00	3.10
8	22.59	22.53
9	22.08	22.06

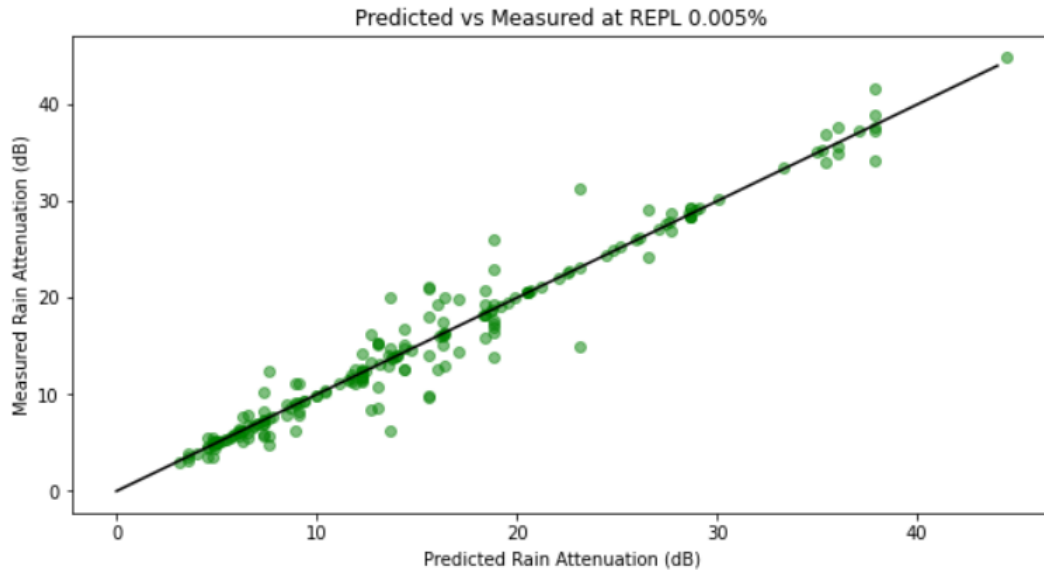
Σχήμα 5.16: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%.



Σχήμα 5.17: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%.



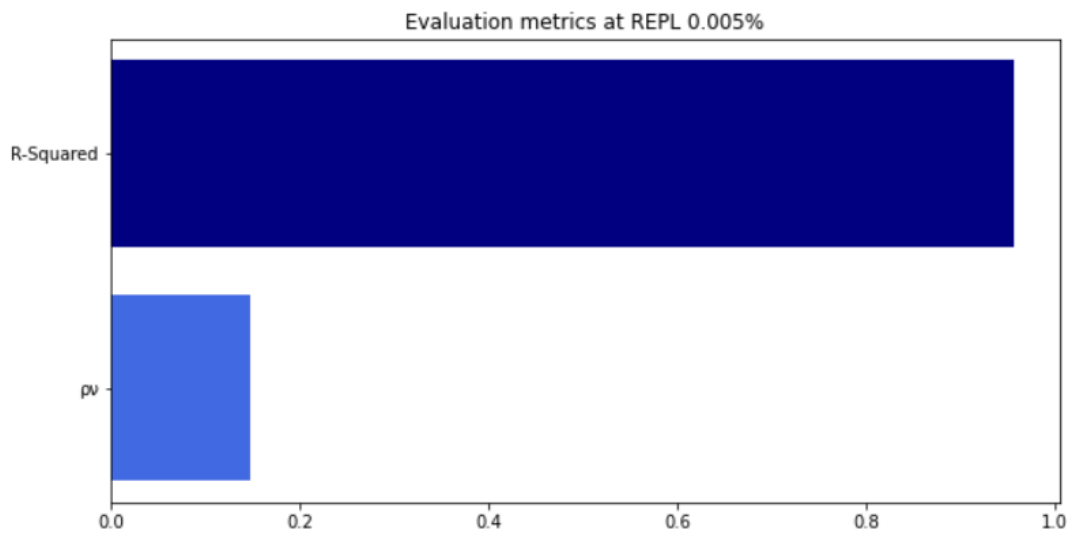
Σχήμα 5.18: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%.



Σχήμα 5.19: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%.

$$\left| \begin{array}{c|c} \rho_v & R^2(\%) \\ \hline 0.147 & 95.7 \end{array} \right|$$

Πίνακας 5.4: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%

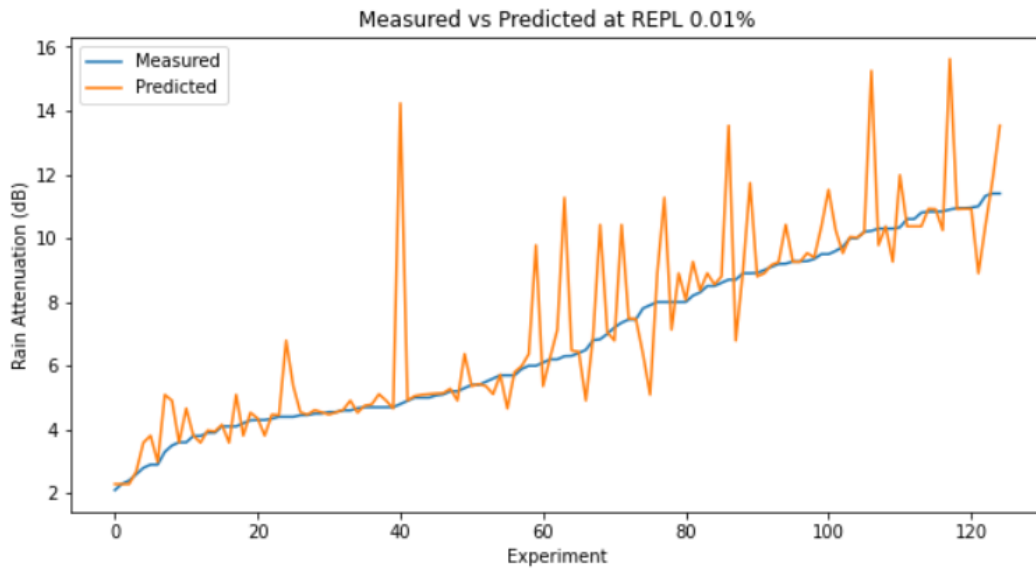


Σχήμα 5.20: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και  $\rho_v$  για το επίπεδο πιθανότητας 0.005%.

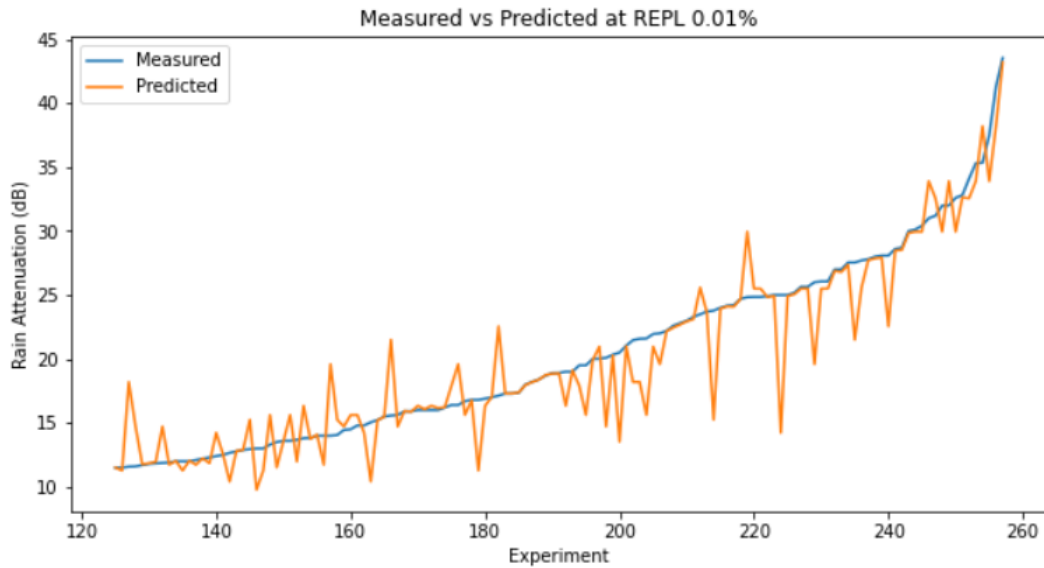
5.1.5 Rain Attenuation<sub>0.01%</sub>

	Measured	Predictions
0	15.50	15.47
1	11.50	11.51
2	24.20	24.09
3	9.35	9.40
4	16.00	16.34
5	16.00	16.34
6	19.00	16.34
7	16.90	16.34
8	13.80	16.34
9	10.00	10.02

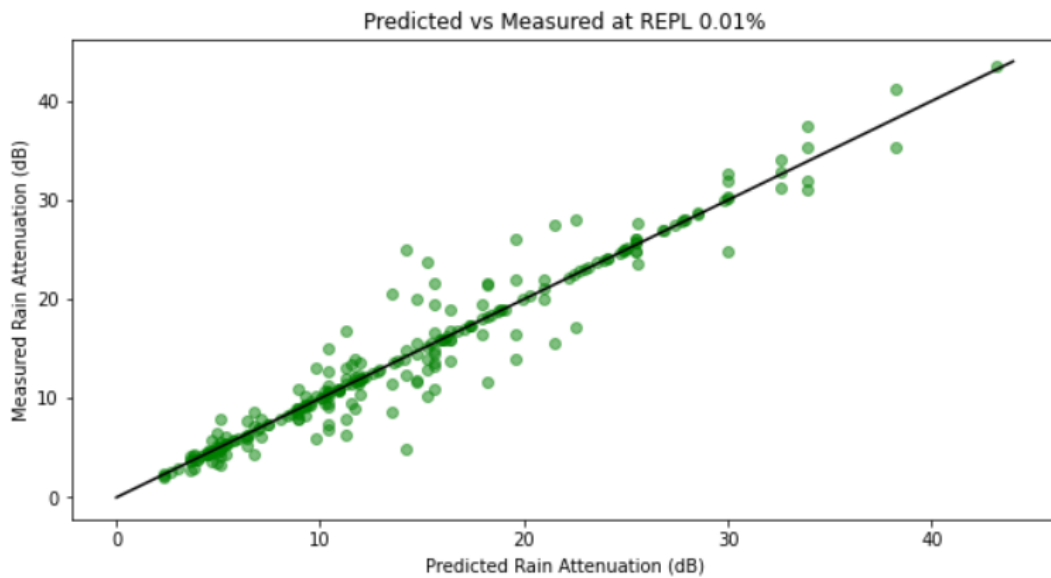
Σχήμα 5.21: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%.



Σχήμα 5.22: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%.



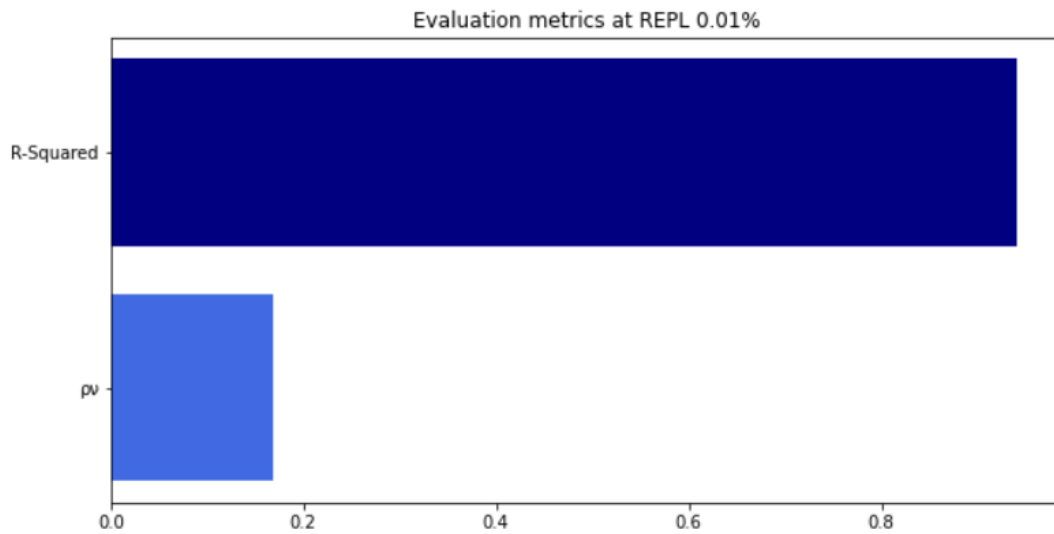
Σχήμα 5.23: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%.



Σχήμα 5.24: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.168	94.1

Πίνακας 5.5: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%



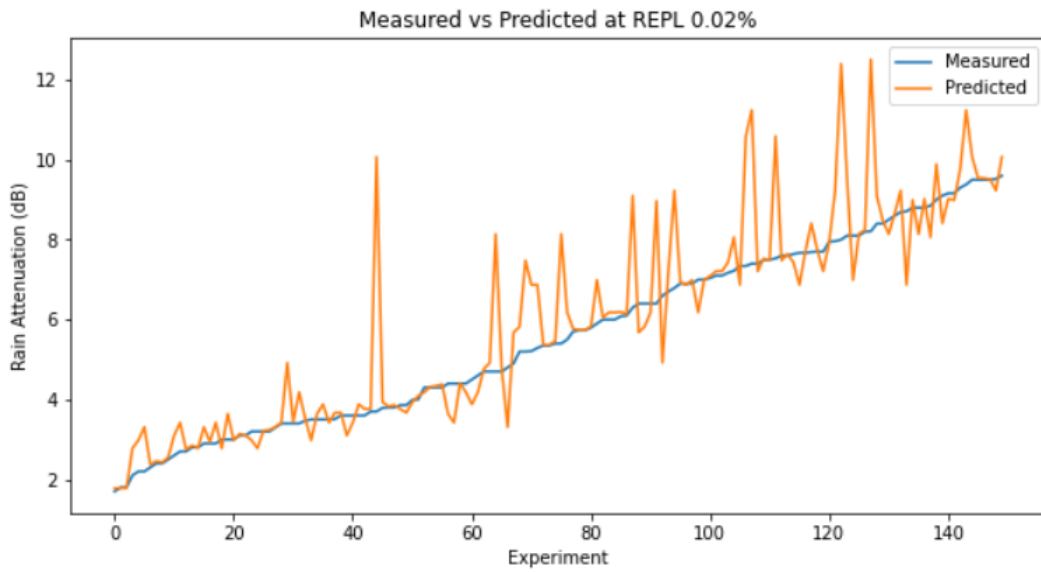
Σχήμα 5.25: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και ρ για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%.

### 5.1.6 Rain Attenuation<sub>0.02%</sub>

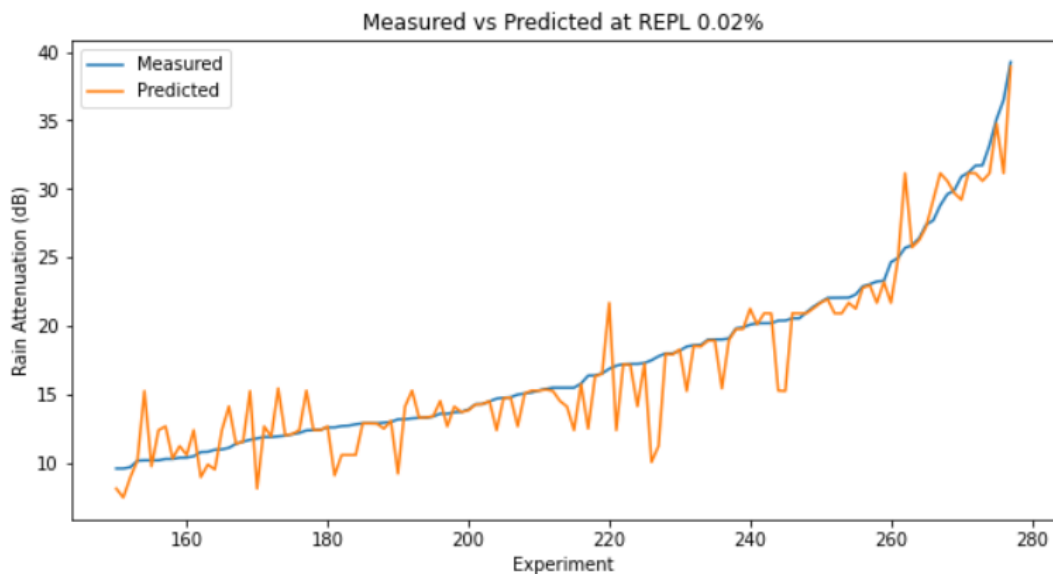
	Measured	Predictions
0	13.20	14.12
1	15.50	14.12
2	13.70	14.12
3	9.50	9.51
4	22.90	22.78
5	7.49	7.53
6	13.74	13.72
7	11.90	12.68
8	12.60	12.68
9	15.00	12.68

Σχήμα 5.26: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%.

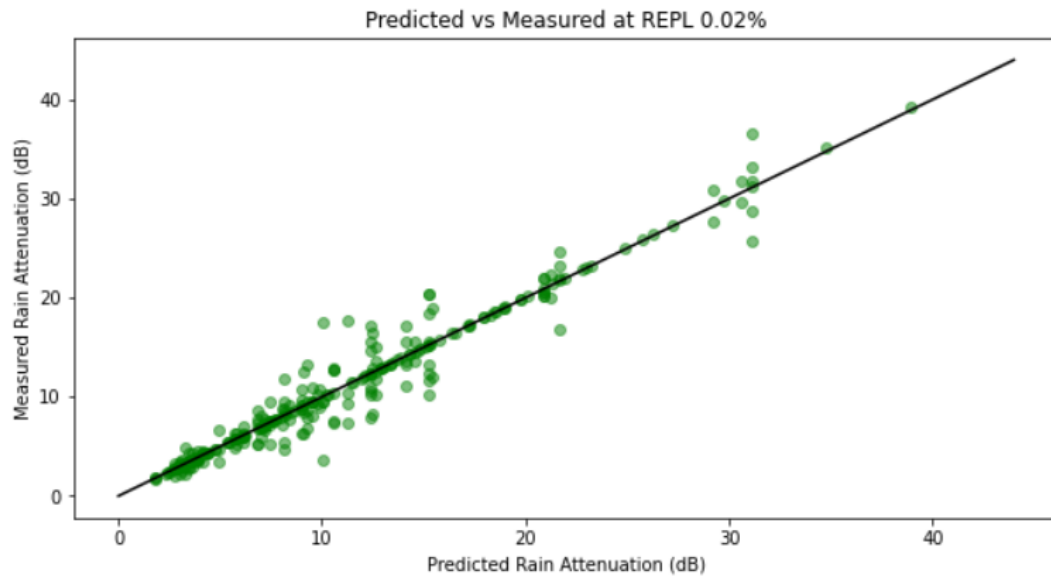




Σχήμα 5.27: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%.



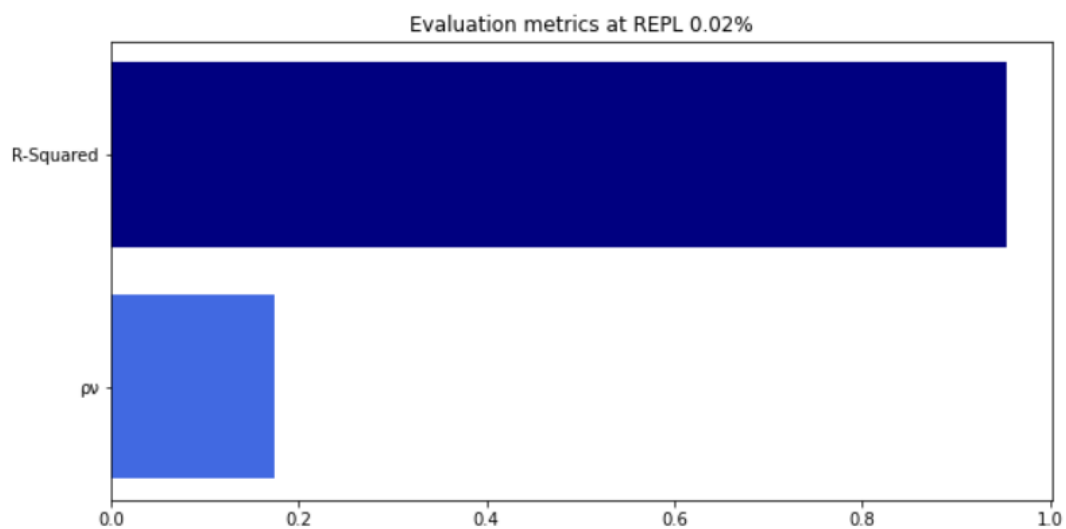
Σχήμα 5.28: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%.



Σχήμα 5.29: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.175	95.4

Πίνακας 5.6: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%

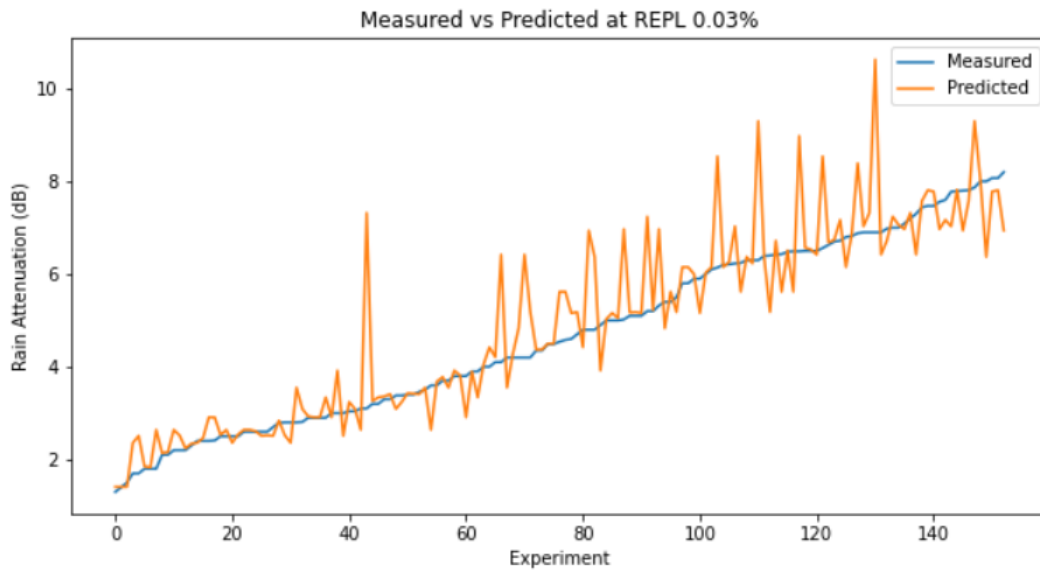


Σχήμα 5.30: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και  $\rho_v$  για το επίπεδο πιθανότητας 0.02%.

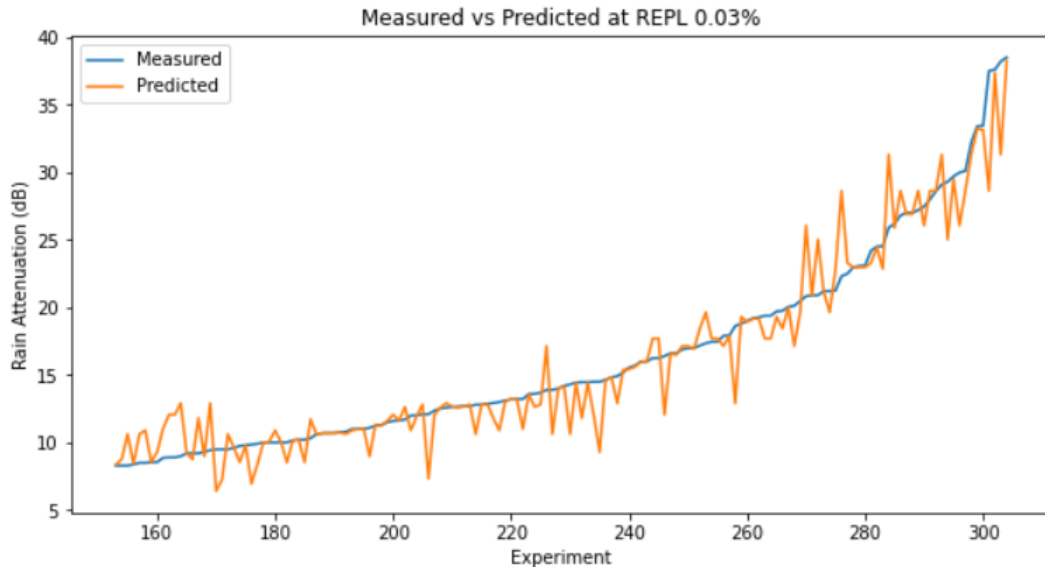
5.1.7 Rain Attenuation<sub>0.03%</sub>

	Measured	Predictions
0	12.10	12.82
1	13.70	12.82
2	12.70	12.82
3	8.00	8.02
4	24.20	23.29
5	22.50	23.29
6	19.20	19.15
7	6.63	6.68
8	11.63	11.63
9	10.00	10.90

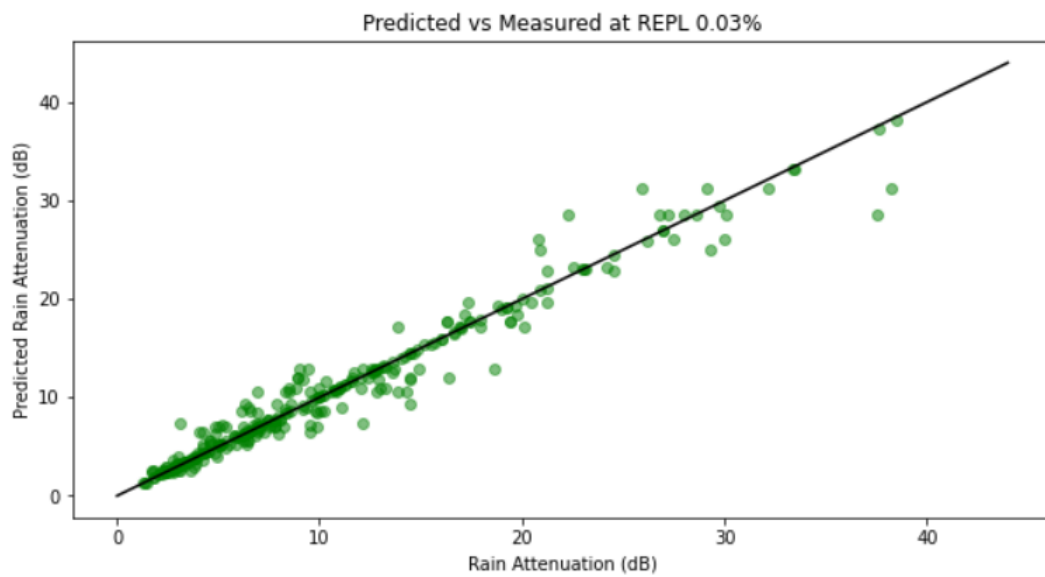
Σχήμα 5.31: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%.



Σχήμα 5.32: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%.



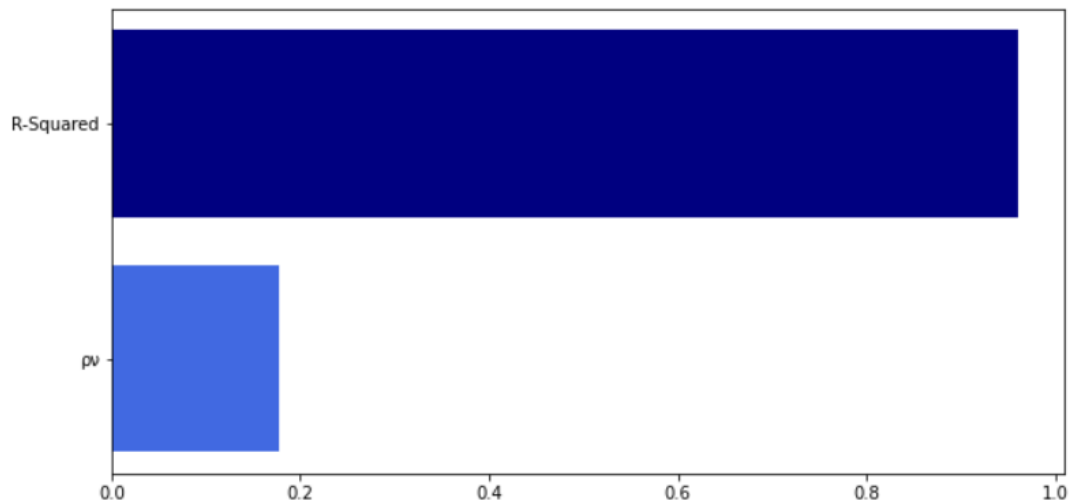
Σχήμα 5.33: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%.



Σχήμα 5.34: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%.

$$\left| \begin{array}{c|c} \rho_v & R^2(\%) \\ \hline 0.178 & 96.1 \end{array} \right|$$

Πίνακας 5.7: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%

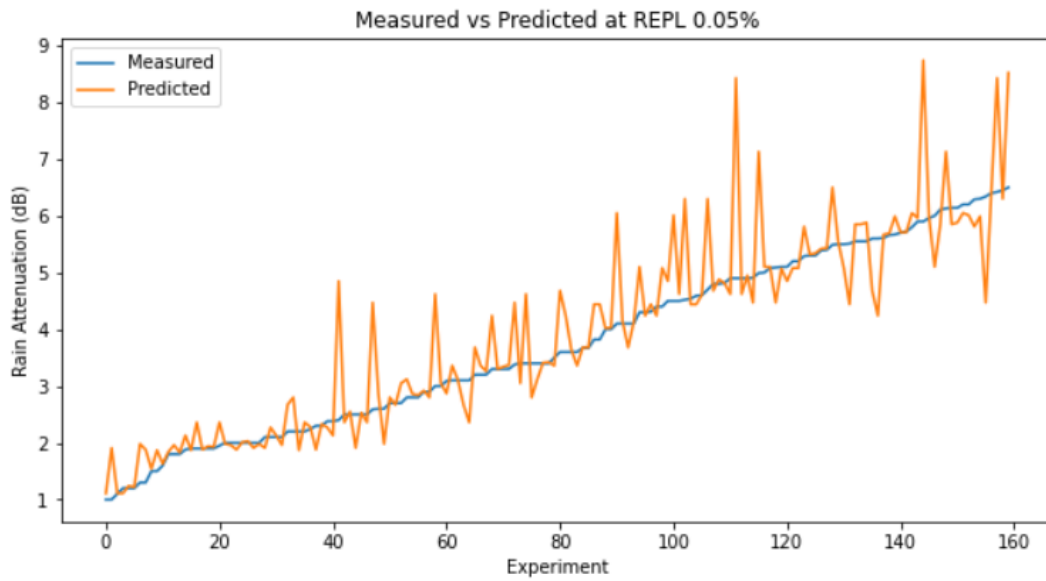


Σχήμα 5.35: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και ρν για το επίπεδο πιθανότητας 0.03%.

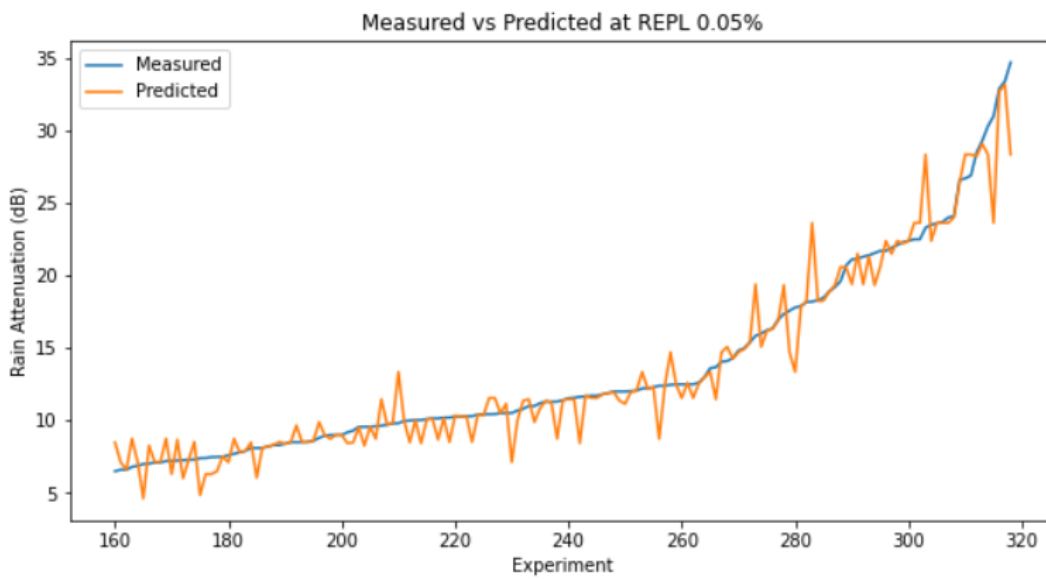
### 5.1.8 Rain Attenuation<sub>0.05%</sub>

	Measured	Predictions
0	10.80	11.36
1	12.00	11.36
2	11.30	11.36
3	6.40	6.42
4	23.50	22.39
5	21.70	22.39
6	22.40	22.39
7	22.10	22.39
8	15.40	15.37
9	5.66	5.69

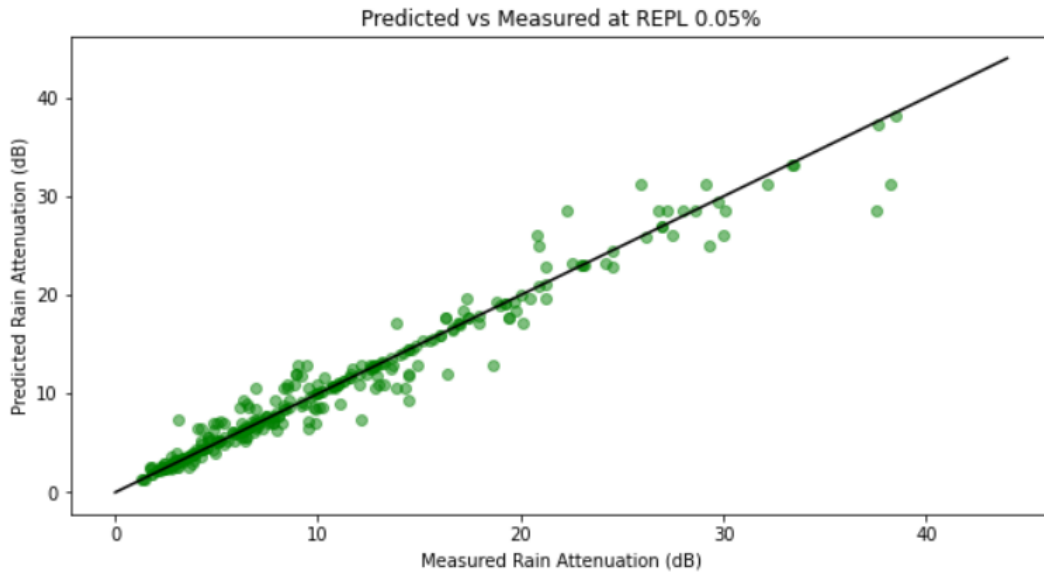
Σχήμα 5.36: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%.



Σχήμα 5.37: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%.



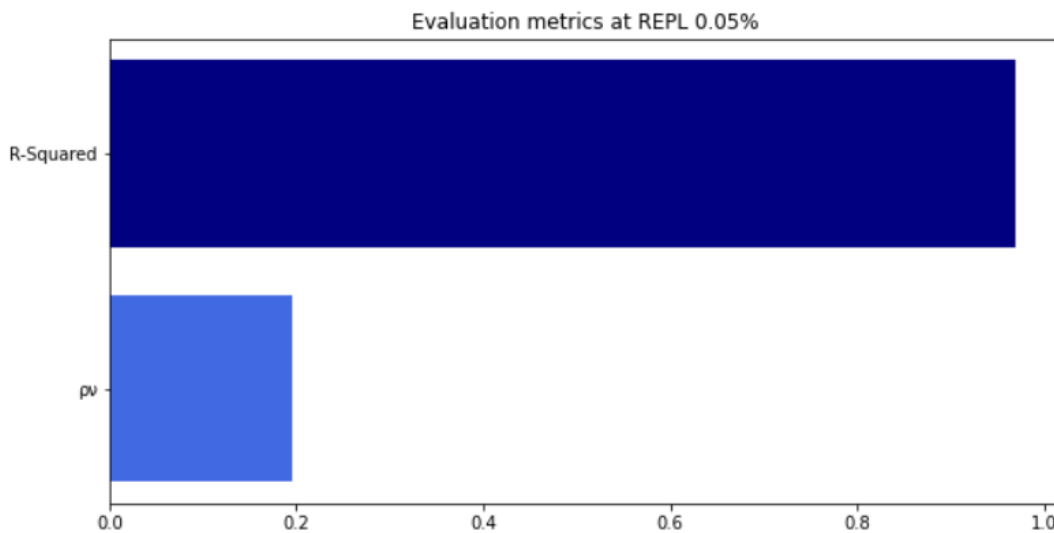
Σχήμα 5.38: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%.



Σχήμα 5.39: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.195	97.0

Πίνακας 5.8: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%



Σχήμα 5.40: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και  $\rho_v$  για το επίπεδο πιθανότητας 0.05%.

### 5.1.9 Rain Attenuation<sub>0.1%</sub>

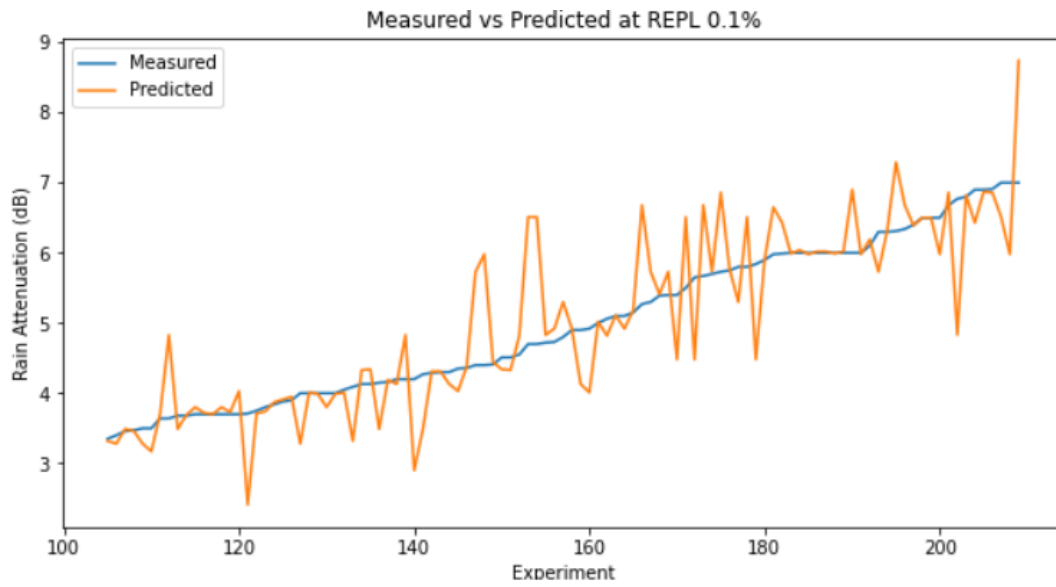
	Measured	Predictions
0	9.2	9.66
1	10.1	9.66
2	9.7	9.66
3	4.9	4.92
4	18.9	17.85
5	15.1	17.85
6	17.0	17.85
7	20.5	17.85
8	8.7	8.72
9	11.5	11.49

Σχήμα 5.41: Στιγμιότυπο πραγματικών τιμών και προβλέψεων της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.

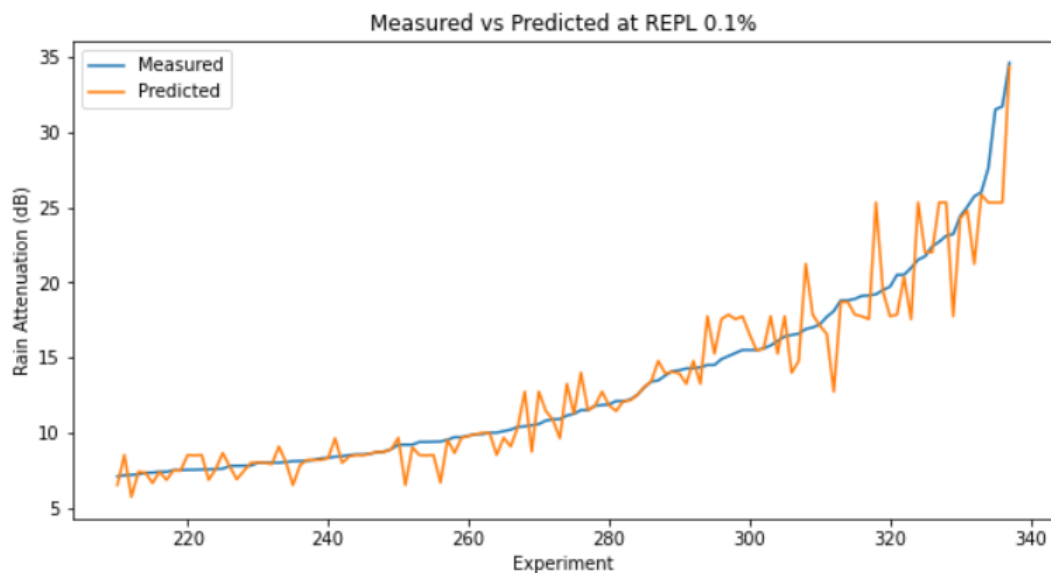


Σχήμα 5.42: 1<sup>st</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.

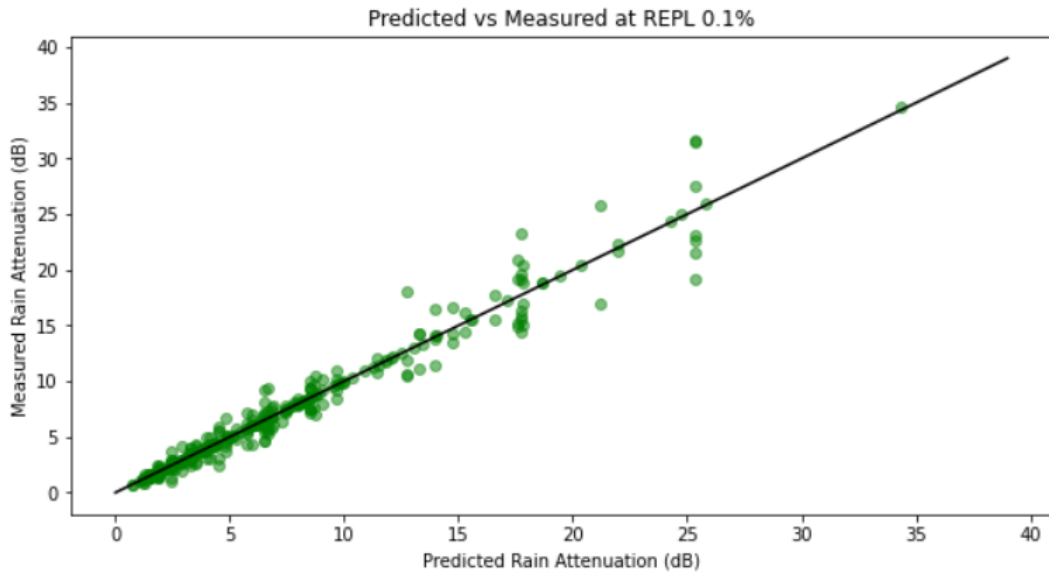




Σχήμα 5.43: 2<sup>nd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.



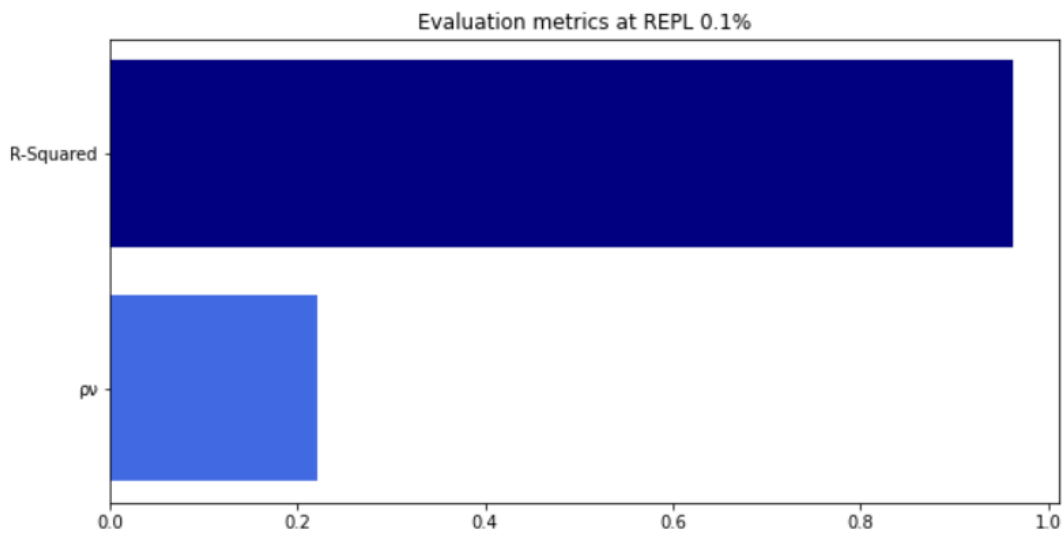
Σχήμα 5.44: 3<sup>rd</sup> Γραφική παράσταση προβλέψεων έναντι πραγματικών τιμών για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.



Σχήμα 5.45: Διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.

$\rho_v$	$R^2(\%)$
0.222	96.3

Πίνακας 5.9: Τιμές των μετρικών αξιολόγησης για το επίπεδο πιθανότητας 0.01%



Σχήμα 5.46: Οριζόντιες μπάρες των μετρικών αξιολόγησης R-Squared και  $\rho_v$  για το επίπεδο πιθανότητας 0.1%.

## 5.2 Ερμηνεία αποτελεσμάτων

Στιγμιότυπα απο τις ακριβείς προβλέψεις (**Predictions**) του μοντέλου μηχανικής μάθησης και από τις πραγματικές (**Measured**) τιμές της εξασθένισης σήματος λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα σε διάστημα-γη, καθώς και πίνακες με τα ποσοστά των μετρικών αξιολόγησης ( $\rho_v$  και  $R^2$ ) για κάθε REPL παρουσιάζονται εκτενώς στα προηγούμενα υποκεφάλαια.

Για κάθε REPL, απεικονίζονται τρία είδη γραφημάτων:

- **Γραφικές παραστάσεις.** Οι γραφικές παραστάσεις παρουσιάζουν τις προβλέψεις του μοντέλου της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης (πορτοκαλί γραμμή) έναντι των πραγματικών τιμών (μπλε γραμμή). Στον κάθετο άξονα αναγράφονται οι τιμες της εξασθένισης σήματος λόγω βροχής, ενώ στον οριζόντιο άξονα κάθε πείραμα/γραμμή των δεδομένων. Για λόγους καλύτερης οπτικοποίησης σε όλα τα γραφήματα έχουμε ταξινομήσει τα δεδομένα μας βάσει της πραγματικής τιμής της εξασθένισης σήματος λόγω βροχής. Απο αυτά τα γραφήματα μπορούμε επίσης, να αναγνωρίσουμε το πλήθος των δεδομένων, το οποίο αξιοποιήθηκε για κάθε REPL. Τέλος, παρατηρείται ότι οι δύο γραμμές είναι αρκετά κοντά σε όλες τις περιπτώσεις και αυτό υποδειλώνει τις αξιοσημείωτες προβλέψεις του μοντέλου.
- **Διάγραμμα διασποράς.** Τα διαγράμματα διασποράς απεικονίζουν τη συσχέτιση πραγματικών τιμών έναντι προβλέψεων με χρήση της γραμμικής παλινδρόμησης (μαύρη γραμμή). Σε αυτό το είδος γραφήματος η μαύρη γραμμή είναι σχεδιασμένη να πλησιάζει όσο το δυνατόν πιο κοντά σε όλα τα σήματα (πράσινο). Όσο μικρότερη είναι η απόσταση των σημείων απο τη γραμμή, τόσο μεγαλύτερη είναι η συσχέτιση τους, δηλαδή οι προβλέψεις του μοντέλου μηχανικής μάθησης τείνουν στις πραγματικές.
- **Οριζόντιες μπάρες.** Τα γραφήματα με τις οριζόντιες μπάρες παρουσιάζουν τις τιμές των μετρικών αξιολόγησης  $R^2$  (σκούρο μπλε) και  $\rho_v$  (ανοιχτό μπλε).

Συνεπώς, το μοντέλο της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης (SML) σε συνδυασμό με την Γκαουσιανή διαδικασία παλινδρόμησης (GPR) και πυρήνα τον Rational Quadratic (RQ), σημείωσε μεγάλα ποσοστά επιτυχίας για όλα τα REPLs. Αυτό φαίνεται απο τα εντυπωσιακά αποτελέσματα των μετρικών αξιολόγησης, καθώς η παράμετρος  $\rho_v$ , η οποία έχει προταθεί απο τη Διεθνή Ένωση Τηλεπικοινωνιών για την αξιολόγηση των μεθόδων πρόβλεψης της εξασθένισης βροχής, καταγράφει χαμηλές τιμές, όπου συνεπάγεται η αποτελεσματικότητα της μηχανικής μάθησης.

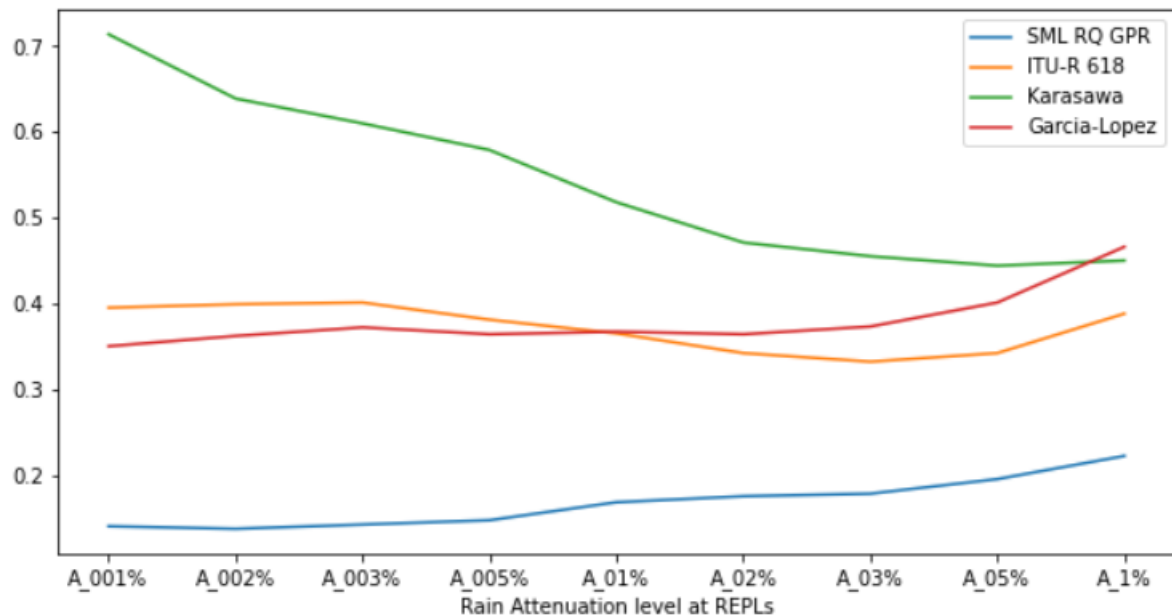
## 5.3 Σύγκριση με προϋπάρχουσες μεθόδους

Όπως παρατηρείται εύκολα από τα Σχήματα 5.47 και 5.48, το μοντέλο της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης αποδίδει σημαντικά καλύτερα απο τα τέσσερα υπό

σύγκριση μοντέλα πρόβλεψης. Η μέθοδος της μηχανικής μάθησης είναι πιο αποτελεσματική από αυτές της ITU-R [4], του Karasawa [10] και του Garcia-Lopez [12].

	SML RQ GPR	ITU-R 618	Karasawa	Garcia-Lopez
<b>REPLs</b>				
<b>0.001%</b>	0.140	0.395	0.714	0.350
<b>0.002%</b>	0.137	0.399	0.639	0.362
<b>0.003%</b>	0.142	0.401	0.610	0.372
<b>0.005%</b>	0.147	0.381	0.579	0.364
<b>0.01%</b>	0.168	0.365	0.518	0.367
<b>0.02%</b>	0.175	0.342	0.471	0.364
<b>0.03%</b>	0.178	0.332	0.455	0.373
<b>0.05%</b>	0.195	0.342	0.444	0.401
<b>0.1%</b>	0.222	0.388	0.450	0.466

Σχήμα 5.47: Τιμές της μετρική αξιολόγησης  $\rho_v$  των τεσσάρων υπό σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης για κάθε REPL.



Σχήμα 5.48: Η αποτελεσματικότητα της παλινδρόμησης εκφρασμένη με την μορφή της μετρικής αξιολόγησης  $\rho_v$  χρησιμοποιώντας τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης.

## Κεφάλαιο 6

# ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο τελευταίο κεφάλαιο περιγράφεται εν συντομία, η νέα μέθοδος πρόβλεψης της εξασθένησης του σήματος λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα σε διάστημα και γη. Επισημάνεται, ωστόσο, η υπεροχή της μηχανικής μάθησης έναντι των άλλων μεθόδων. Τέλος, παρατίθενται επιπλέον πιθανές μελλοντικές προτάσεις.

### 6.1 Σύνοψη

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, η έννοια της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης συνδιάζεται με την Γκαουσιανή διαδικασία παλινδρόμησης για την διατύπωση μιας νέας μεθόδου πρόβλεψης εξασθένησης σήματος λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα σε διάστημα και γη. Η νέα μέθοδος χρήζει συλλογής πειραματικών δεδομένων από τη βάση δεδομένων της Διεθνούς Ένωσης Τηλεπικοινωνιών. Επιπροσθέτως, Τα πειραματικά δεδομένα χωρίστηκαν βάσει της αναφοράς υπέρβασης επιπέδων πιθανότητας (REPLs) και χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του αλγορίθμου της μηχανικής μάθησης ξεχωριστά για κάθε τέτοιο επίπεδο. Η μηχανική μάθηση απαρτίζεται από δεκατρία χαρακτηριστικά: το μήκος διαδρομής, τη συχνότητα λειτουργίας, την πόλωση κύματος, 9 επίπεδα βροχής και την εκτίμηση της εξασθένηση σήματος λόγω βροχής του προϋπάρχοντος μοντέλου (ITU-R) για κάθε REPL. Τέλος, η μετρική αξιολόγησης  $\rho_v$ , καθώς επίσης και τα αριθμητικά αποτελέσματα, τα οποία παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο απέδειξαν σημαντική ακρίβεια της πρόβλεψης σχετικά με τις επιδόσεις των προϋπαρχόντων μεθόδων. Στην πραγματικότητα, τα αποτελέσματα είναι εμφανώς πιο αξιόπιστα και συμβάλλουν ώστε μέσω της νέας μεθόδου να επιτευχθεί η αντικατάσταση των προηγούμενων μοντέλων πρόβλεψης της εξασθένησης σήματος λόγω βροχής σε δορυφορικές ζεύξεις ανάμεσα σε διάστημα και γη. Συνοψίζοντας, η διαδικασία, η οποία ακολουθήθηκε για την ανάπτυξη του μοντέλου επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης παρουσιάζεται παρακάτω:

1. Εύρεση Δεδομένων.
2. Προεπεξεργασία δεδομένων.
3. Επιλογή/εξαγωγή χαρακτηριστικών.

4. Αντιμετώπιση κενών τιμών.
5. Χωρισμός σε υποσύνολα δεδομένων με βάση κάθε REPL.
6. Τυποποίηση δεδομένων (Standardization).
7. Επιλογή αλγορίθμου.
8. Αξιολόγηση μετρικών ( $\rho$ , και  $R^2$ ).
9. Συγκριση με προϋπάρχουσες μεθόδους.

## 6.2 Μελλοντικές προτάσεις

Εν κατακλείδι, τα αποτελέσματα, τα οποία πέτυχε η μηχανική μάθηση σε αυτήν τη διπλωματική εργασία είναι σαφώς αξιοσημείωτα, γεγονός το οποίο δημιουργεί βλέψεις για την πιθανή αξιοποίηση της αναφορικά με την πρόβλεψη άλλων απωλειών διάδοσης. Είναι εφικτή, δηλαδή, η συλλογή δεδομένων από τη βάση δεδομένων της Διεθνούς Ένωσης Τηλεπικοινωνιών, η προεπεξεργασία προκειμένου να δημιουργηθούν μοντέλα επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, η οποία θα προβλέπει διάφορα φαινόμενα διάδοσης, όπως απώλειες από ατμοσφαιρικά αέρια, απώλειες από εστίαση (focusing) και αποεστίαση (defocusing), απώλειες από σπινθηρισμούς και φαινόμενα πολυόδευσης, απώλειες από άμμο και αμμοθύελλες καθώς και παρεμφερή φαινόμενα εξασθένησης.

# Βιβλιογραφία

- [1] X. Καυράλης και Π. Κωπτής, *Δορυφορικές επικοινωνίες*. 2012, σ. 402.
- [2] Σ. Λιβιεράτος, «Ανάλυση Παρεμβολών σε δορυφορικά τηλεπικοινωνιακά συστήματα απλής/πολλαπλής λήψης παρουσία διαλείψεων βροχής», Διδακτορική διατρ., Νοέ. 1997, σ. 206.
- [3] Γ. Σωφρονάς, *Στατιστική Κατανομή της Απόσβεσης λόγω βροχής στην Αθήνα με χρήση πραγματικών δεδομένων ρυθμού βροχόπτωσης*, Ιούν. 2016.
- [4] R. S. of ITU, *Propagation data and prediction methods required for the design of earth-space telecommunication systems*, Dec. 2017.
- [5] S. Livieratos and P. Cottis, “Rain attenuation along terrestrial millimeter wave links: A new prediction method based on supervised machine learning”,
- [6] R. S. of ITU, *Characteristics of precipitation for propagation modelling*, Jun. 2017.
- [7] —, *Rain height model for prediction methods*, 2013.
- [8] M. A. Samad, F. Debo Diba, and ChoiDong-You, “A survey of rain fade models for earth–space telecommunication links – taxonomy, methods, and comparative study”, 2021.
- [9] R. S. of ITU, *Specific attenuation model for rain for use in prediction methods*.
- [10] M. Yamada, Y. Karasawa, T. Matsudo, and B. Arbesser-Rastburg, “An improved prediction method for rain attenuation in satellite communications operating at 10–20 ghz”, 1987.
- [11] CCIR, “Propagation data required for space telecommunication systems”, *Propagation in Non-Ionized Media*, pp. 331–373, 1982.
- [12] J. Garcia-Lopez, J. Hernando, and J. Selga, “Simple rain attenuation prediction method for satellite radio links”, 1988.
- [13] P. Panchal and R. Joshi, “Performance analysis and simulation of rain attenuation models at 12–40 ghz band for an earth space path over indian cities”, 2016.
- [14] Wikipedia contributors, *Machine learning*. [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Machine\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning).

- 
- [15] V. K. Anirudh, “What is machine learning: Definition, types, applications and examples”, [Online]. Available: [https://www.toolbox.com/tech/artificial-intelligence/tech-101/what-is-machine-learning-definition-types-applications-and-examples/#\\_004](https://www.toolbox.com/tech/artificial-intelligence/tech-101/what-is-machine-learning-definition-types-applications-and-examples/#_004).
- [16] E. L. Snelson, *Flexible and efficient Gaussian process models for machine learning*. 2007, p. 135.
- [17] C. E. Rasmussen and K. I. Williams, *Gaussian Processes for Machine Learning*. 2006, p. 266.
- [18] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. 1991.
- [19] scikit-learn developers (BSD License), “Gaussian processes”, 2020. [Online]. Available: [https://scikit-learn.org/stable/modules/gaussian\\_process.html#id4](https://scikit-learn.org/stable/modules/gaussian_process.html#id4).
- [20] K. Nyuytiymbiy, “Parameters and hyperparameters in machine learning and deep learning”, 2020. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/parameters-and-hyperparameters-aa609601a9ac>.
- [21] K. Goyal, “Data preprocessing in machine learning”, [Online]. Available: <https://www.upgrad.com/blog/data-preprocessing-in-machine-learning/>.
- [22] J. Brownlee, “Train-test split for evaluating machine learning algorithms”, [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/train-test-split-for-evaluating-machine-learning-algorithms/>.
- [23] Wikipedia, “Algorithm selection”, [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Algorithm\\_selection](https://en.wikipedia.org/wiki/Algorithm_selection).
- [24] A. Beklemysheva, “Why use python for ai and machine learning”, [Online]. Available: <https://steelkiwi.com/blog/python-for-ai-and-machine-learning/>.
- [25] T. N. community, “Numpy v1.21 manual”, [Online]. Available: <https://numpy.org/doc/stable/>.
- [26] the pandas development team, “Pandas documentation”, [Online]. Available: <https://pandas.pydata.org/docs/>.
- [27] T. M. development team, “Matplotlib”, [Online]. Available: <https://matplotlib.org/stable/contents.html>.
- [28] I. del Portillo, *Itu-rpy: A python implementation of the itu-r p. recommendations to compute atmospheric attenuation in slant and horizontal paths*. <https://github.com/inigodelportillo/ITU-Rpy/>, 2017.
- [29] J. Team, “The jupyter notebook”, [Online]. Available: <https://jupyter-notebook.readthedocs.io/en/stable/>.
- [30] T. Strivastava, “11 important model evaluation metrics for machine learning everyone should know”, [Online]. Available: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/08/11-important-model-evaluation-error-metrics/>.



- [31] J. Brownlee, “A gentle introduction to k-fold cross-validation”, [Online]. Available: <https://machinelearningmastery.com/k-fold-cross-validation/>.
- [32] J. Fernando, “R-squared definition”, [Online]. Available: <https://www.investopedia.com/terms/r/r-squared.asp>.
- [33] R. S. of ITU, *Acquisition, presentation and analysis of data in studies of radiowave propagation*, 2017.