



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

**ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Πρόβλεψη Καναλιού Δορυφορικών Ευρυζωνικών Ζεύξεων με Μοντέλα
ARIMA και Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης : Εφαρμογή σε Συνθετικά
και σε Πειραματικά Δεδομένα Μετρήσεων στις ζώνες Ka και Q.**

ΜΑΝΔΗΛΑΡΗΣ ΧΑΡΙΛΑΟΣ

Επιβλέπων: Αθανάσιος Δ. Παναγόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2023



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

**ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Πρόβλεψη Καναλιού Δορυφορικών Ευρυζωνικών Ζεύξεων με Μοντέλα
ARIMA και Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης : Εφαρμογή σε Συνθετικά
και σε Πειραματικά Δεδομένα Μετρήσεων στις ζώνες Ka και Q.**

ΜΑΝΔΗΛΑΡΗΣ ΧΑΡΙΛΑΟΣ

Επιβλέπων: Αθανάσιος Δ. Παναγόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π

**Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 18^η
Οκτωβρίου 2023**

.....

.....

.....

Αθ. Παναγόπουλος

Γ. Ματσόπουλος

Γ. Φικιώρης

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2023

.....

Μανδηλάρης Χαρίλαος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός & Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Μανδηλάρης Χαρίλαος 2023. Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved. Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με την πρόβλεψη του καναλιού δορυφορικών ευρυζωνικών ζεύξεων. Πιο συγκεκριμένα ο κυρίαρχος παράγοντας σε αυτές τις ζεύξεις είναι η απόσβεση λόγω βροχής. Συνεπώς η διπλωματική έχει ως θέμα μοντέλα ARIMA και μοντέλα Μηχανικής Μάθησης σε συνθετικά και πειραματικά δεδομένα μετρήσεων δορυφορικών ζεύξεων σε συχνότητες άνω των 10 GHz.

Στο 1^ο κεφάλαιο γίνεται η εισαγωγή στις δορυφορικές επικοινωνίες και στα δίκτυα 5^{ης} γενιάς. Έπειτα παρουσιάζονται οι τομείς χρησιμότητάς τους, οι περιπτώσεις χρήσης τους, καθώς και πως ενσωματώνονται στην αρχιτεκτονική του 5G.

Στο 2^ο κεφάλαιο παρουσιάζονται μοντέλα για τη σύνθεση χρονοσειρών της απόσβεσης λόγω βροχής τα οποία είναι βασισμένα είτε σε φίλτρα, είτε σε στοχαστικές διαφορικές εξισώσεις, είτε στην τεχνική συνθετικής καταίγιδας με εισόδους τη χρονοσειρά του σημειακού ρυθμού βροχόπτωσης. Με την πρώτη τεχνική παράγονται καμπύλες απόσβεσης συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης και εξετάζεται η ευαισθησία αυτής σε σχέση με τη συχνότητα, την γωνία ανύψωσης και την θέση του επίγειου σταθμού καθώς και την πόλωση του σήματος και τον χρόνο ανάλυσης των δειγμάτων.

Στο 3^ο κεφάλαιο γίνεται πρόβλεψη σε συνθετικά δεδομένα απόσβεσης βροχής βασισμένα σε φίλτρα με το μοντέλο ARIMA. Τα δεδομένα παράχθηκαν για διαφορετικές περιοχές (Αθήνα 20-40 GHz, Καλαμάτα 20 GHz, Κέρκυρα 40 GHz). Υπολογίζονται οι παράμετροι του μοντέλου και παρουσιάζονται διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ των δεδομένων και της πρόβλεψης από το ARIMA καθώς και καμπύλες της απόσβεσης συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής.

Στο 4^ο κεφάλαιο πραγματοποιείται η ίδια ανάλυση αλλά χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting. Στο τέλος του γίνεται και σύγκριση με το μοντέλο ARIMA.

Στο 5^ο κεφάλαιο παρουσιάζεται το πειραματικό μέρος της εργασίας. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη προέρχονται από δέκτες που έχουν στηθεί από το ΕΜΠ κάνουν χρήση του δορυφόρου ALPHASAT και ανήκουν στην Ka και στην Q ζώνη συχνοτήτων και βρίσκονται σε δύο διαφορετικές περιοχές την Αθήνα και το Λαύριο. Χρησιμοποιούνται τόσο το μοντέλο ARIMA όσο και οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης ενώ ως είσοδο σε αυτά έχουμε είτε χρονοσειρές απόσβεσης, είτε χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης.

Τέλος στο 6^ο κεφάλαιο παρουσιάζονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα στην πρόβλεψη καναλιού στις σύγχρονες δορυφορικές επικοινωνίες.

Λέξεις κλειδιά

Δορυφορικές Επικοινωνίες, Χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής, Μοντέλο Maseng-Baken, Μοντέλα ARIMA, Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης Random Forest και Gradient Boosting, Δορυφόρος ALPHASAT

Abstract

This thesis deals with the prediction of satellite channel using ARIMA and Machine Learning models. More specifically rain attenuation is the most dominant factor for the satellite links rain attenuation with ARIMA and machine learning models on synthetic and real channel data of satellite links above 10 GHz.

Chapter 1 introduces satellite communications and the 5G networks. There are presented their utility areas, the use cases, and how they are integrated them into the 5G architecture.

Chapter 2 presents rain attenuation synthesizers which are based on either filters, stochastic differential equation, or synthetic storm technique with inputs point rainfall rate time series. The sensitivity of time series synthesizers is investigated in terms of outage probability vs. attenuation threshold for various frequencies, elevation angles, polarization, location of the ground stations and the time analysis of the samples.

In Chapter 3, prediction is applied using time series synthesizers based on synthetic filter-based attenuation data using the ARIMA model. The data have been generated for four different use cases (Athens 20 and 40 GHz, Kalamata 20 GHz, Corfu 40 GHz), the model parameters are calculated and diagrams are drawn comparing snapshot time series of rain attenuation between generated and predicted data using ARIMA model, and outage probability vs. attenuation thresholds.

In Chapter 4, the same procedure is applied with the same results using Machine Learning model namely the Random Forest algorithm and the Gradient Boosting algorithm. Finally, comparisons are presented among the ARIMA and ML model in well-known metrics.

Chapter 5 presents the experimental part of the thesis. The data used for the prediction are obtained from receivers that have been installed from NTUA and are connected with ALPHASAT satellite operating at Ka and Q frequency bands. They are and located in two different regions Athens and Lavrion. Both the ARIMA model and machine learning algorithms are applied to these data. They have been as inputs to them either rain attenuation time series or rainfall rate time series.

Finally, Chapter 6 presents suggestions for future research for the channel prediction in modern satellite communication systems.

Key-Words

Satellite Communications, Rain attenuation time series, Maseng-Baken model, ARIMA model, Random Forest Algorithm, Gradient Boosting Algorithm, ALPHASAT satellite

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Αθανάσιο Παναγόπουλο, για την καθοδήγηση και τις συμβουλές που μου παρείχε, καθώς και για την πάντοτε άμεση απάντηση του στις απορίες μου σε όλα τα στάδια εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Επίσης ευχαριστώ για τη στήριξη που μου παρείχαν τους κοντινούς μου ανθρώπους, οικογένεια & φίλοι.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	6
Λέξεις Κλειδιά.....	6
Abstract	7
Key-Words.....	7
Ευχαριστίες.....	8
Κατάλογος Εικόνων	17
Κατάλογος Πινάκων.....	31
1 Δορυφορικές Επικοινωνίες σε δίκτυα 5ης γενιάς.....	39
1.1 Εισαγωγή.....	39
1.2 Τομείς δραστηριοποίησης των δορυφόρων στα δίκτυα 5 ^{ης} γενιάς.....	39
1.3 Περιπτώσεις χρήσης δορυφόρων στα δίκτυα 5ης γενιάς	41
1.3.1 Σενάριο χρήσης κινητής ευρυζωνικότητας (eMBB)	42
1.3.2 Σενάριο χρήσης μαζικών επικοινωνιών τύπου μηχανής (mMTC)	43
1.3.3 Σενάριο χρήσης επικοινωνιών υψηλής αξιοπιστίας (HRC)	44
1.4 Γενικός Προσδιορισμός θέσης του δορυφόρου στην αρχιτεκτονική του 5G.....	45
1.5 Δορυφόρος για την βελτίωση της αρχιτεκτονικής 5G.....	47
Αναφορές.....	49
2 Γεννήτριες χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής	50
2.1 Μοντέλα βασισμένα σε φίλτρα.....	50
2.2 Μοντέλα βασισμένα σε στοχαστική διαφορική εξίσωση.....	52
2.3 Μοντέλα βασισμένα στην τεχνική συνθετικής καταιγίδας (Synthetic Storm Technique)	55
2.4 Καμπύλες απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για μοντέλα βασισμένα σε φίλτρα.....	56
2.4.1 Διαφορετική Συχνότητα	57
2.4.2 Διαφορετική γωνία ανύψωσης	57
2.4.3 Διαφορετική θέση-τοποθεσία του επίγειου δορυφορικού σταθμού. Επίδραση της Κλιματικής Περιοχής	58
2.4.4 Διαφορετικό είδος πόλωσης του σήματος.....	59
2.4.5 Διαφορετικός χρόνος ανάλυσης των δειγμάτων.....	60
Αναφορές.....	62
3 Μοντέλο πρόβλεψης χρονοσειρών: Το μοντέλο αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου όρου	63
3.1 Ορισμός.....	63
3.2 Κατασκευή ARIMA μοντέλου.....	64

3.2.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς.....	65
3.2.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου	66
3.2.3 Εκτίμηση Παραμέτρων	67
3.2.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου	67
3.2.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου	68
3.3 Κατασκευή ARIMA μοντέλου για διαφορετική συχνότητα.....	70
3.3.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς.....	71
3.3.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου	73
3.3.3 Εκτίμηση Παραμέτρων	74
3.3.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου.....	74
3.3.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου	75
3.3.6 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική συχνότητα.....	77
3.4 Κατασκευή ARIMA μοντέλου για διαφορετικές περιοχές της Ελλάδας-(Καλαμάτα)	78
3.4.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς.....	78
3.4.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου	79
3.4.3 Εκτίμηση Παραμέτρων	80
3.4.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου.....	80
3.4.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου	81
3.4.6 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα)	83
3.5 Κατασκευή ARIMA μοντέλου για διαφορετικές περιοχές της Ελλάδας-(Κέρκυρα)	83
3.5.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς.....	84
3.5.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου	85
3.5.3 Εκτίμηση Παραμέτρων	86
3.5.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου.....	86
3.5.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου	87
3.5.6 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα)	89
Αναφορές.....	90
4 Δέντρα Αποφάσεων για Πρόβλεψη Χρονοσειρών	91
4.1 Εισαγωγή.....	91
4.2 Τεχνικές Συνόλου	91
4.3 Αλγόριθμος τυχαίου δάσους.....	92
4.3.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα	93
4.3.2 Διαφορές μεταξύ του δέντρου αποφάσεων και του αλγόριθμου τυχαίου δάσους. 93	
4.4 Αλγόριθμος δέντρου με ενίσχυση κλίσης	94
4.4.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα	94

4.4.2 Διαφορές μεταξύ του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης και του αλγόριθμου τυχαίου δάσους.....	95
4.5 Αλγόριθμος Extreme Gradient Boosting Machine (XGBM).....	96
4.5.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα	97
4.6 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους	97
4.6.1 Προεπεξεργασία δεδομένων	97
4.6.2 Εφαρμογή του αλγορίθμου.....	97
4.7 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης.....	99
4.8 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους για διαφορετική συχνότητα.....	101
4.8.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο τυχαίου δάσους	103
4.9 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης για διαφορετική συχνότητα	104
4.9.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης	106
4.10 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα)	106
4.10.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα) και αλγόριθμο τυχαίου δάσους.....	108
4.11 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα)	108
4.11.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα) και αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης	110
4.12 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα)	111
4.12.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα) και αλγόριθμο τυχαίου δάσους.....	113
4.13 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα).....	114
4.13.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα) και αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης	115
4.14 Σύγκριση μεταξύ του μοντέλου ARIMA και των αλγορίθμων Random Forest και Gradient Boosting	116
Αναφορές.....	118
5 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σε πειραματικά δεδομένα.....	119
5.1 Εισαγωγή.....	119
5.2 Λεπτομέρειες πειράματος.....	119
5.2.1 Αρχιτεκτονική των υλοποιηθέντων μετρητικών δορυφορικών δεκτών	120
5.3 Δεδομένα απόσβεσης λόγω βροχής από τον ALPHASAT	122

5.3.1 Προεπεξεργασία δεδομένων και πρόβλεψη	123
5.4 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή το Λαύριο	124
5.4.1 ARIMA μοντέλο	124
5.4.2 Random Forest	125
5.4.2.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	127
5.4.2.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	129
5.4.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest	131
5.4.3 Gradient Boosting	131
5.4.3.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	133
5.4.3.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	135
5.4.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	137
5.4.4 XGBoost.....	137
5.4.4.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	139
5.4.4.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	141
5.4.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	142
5.4.5 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	143
5.4.6 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	143
5.5 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή την Αθήνα.....	144
5.5.1 ARIMA μοντέλο	144
5.5.2 Random Forest	146
5.5.2.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	148
5.5.2.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	149
5.5.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest	151
5.5.3 Gradient Boosting	152
5.5.3.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	154
5.5.3.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	155
5.5.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	157
5.5.4 XGBoost.....	157
5.5.4.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	159
5.5.4.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	161
5.5.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	162

5.5.5	Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	163
5.5.6	Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	164
5.6	Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή το Λαύριο.....	164
5.6.1	ARIMA μοντέλο	164
5.6.2	Random Forest	166
5.6.2.1	Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	168
5.6.2.2	Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	169
5.6.2.3	Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest.....	171
5.6.3	Gradient Boosting	171
5.6.3.1	Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	173
5.6.3.2	Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	175
5.6.3.3	Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	176
5.6.4	XGBoost.....	177
5.6.4.1	XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	178
5.6.4.2	XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	180
5.6.4.3	Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	182
5.6.5	Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	182
5.6.6	Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	182
5.7	Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή την Αθήνα	183
5.7.1	ARIMA μοντέλο	183
5.7.2	Random Forest	185
5.7.2.1	Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	186
5.7.2.2	Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	188
5.7.2.3	Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest.....	190
5.7.3	Gradient Boosting	190
5.7.3.1	Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	192
5.7.3.2	Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	194
5.7.3.3	Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	195
5.7.4	XGBoost.....	196
5.7.4.1	XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	197
5.7.4.2	XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	199

5.7.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	201
5.7.5 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	201
5.7.6 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	201
5.8 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή το Λαύριο με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης.....	202
5.8.1 Random Forest	202
5.8.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	204
5.8.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	206
5.8.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest	207
5.8.2 Gradient Boosting	208
5.8.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	209
5.8.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	211
5.8.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	213
5.8.3 XGBoost.....	213
5.8.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	215
5.8.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	217
5.8.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	218
5.8.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	219
5.8.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	219
5.9 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή την Αθήνα με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης.....	219
5.9.1 Random Forest	220
5.9.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	221
5.9.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	223
5.9.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest	225
5.9.2 Gradient Boosting	225
5.9.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	226
5.9.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	228
5.9.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	230
5.9.3 XGBoost.....	230
5.9.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	232

5.9.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	234
5.9.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	236
5.9.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	236
5.9.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	237
5.10 Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή το Λαύριο με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης.....	237
5.10.1 Random Forest	237
5.10.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	239
5.10.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	241
5.10.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest	242
5.10.2 Gradient Boosting	243
5.10.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	244
5.10.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	246
5.10.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	248
5.10.3 XGBoost.....	248
5.10.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	250
5.10.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	252
5.10.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	253
5.10.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	254
5.10.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	254
5.11 Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή την Αθήνα με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης.....	254
5.11.1 Random Forest	255
5.11.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	256
5.11.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	258
5.11.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest	260
5.11.2 Gradient Boosting	260
5.11.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά.....	262
5.11.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά.....	264
5.11.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting	266
5.11.3 XGBoost.....	266

5.11.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά	268
5.11.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά	270
5.11.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost.....	271
5.11.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.....	271
5.11.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων.....	272
Αναφορές	273
6 Μελλοντικές προοπτικές και ανοιχτά ερευνητικά θέματα για την πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής στις δορυφορικές επικοινωνίες	274
6.1 Εισαγωγή.....	274
6.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	274
6.2.1 Αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης	276
6.2.2 Αλγόριθμος Cascade Forward Backpropagation.....	276
6.3 Μοντέλα μακράς βραχείας μνήμης.....	277
Αναφορές	281

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1.1: Δορυφορική συνιστώσα των περιπτώσεων χρήσης IMT-2020.....	45
Εικόνα 1.2: Γενικές επιλογές τοποθέτησης δορυφορικής σύνδεσης.....	47
Εικόνα 2.1: Διάγραμμα βαθμίδων του μοντέλου Maseng-Baken	51
Εικόνα 2.2: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής στα 20 και στα 40 GHz	51
Εικόνα 2.3: Μπλοκ διάγραμμα διαδικασίας δημιουργίας χρονοσειρών με κατανομή γάμμα	54
Εικόνα 2.4: Μοντέλο της κατακόρυφης διαδρομής της τροπόσφαιρας και γεωμετρία της δορυφορικής ζεύξης	56
Εικόνα 2.5: Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διάφορες συχνότητες.....	57
Εικόνα 2.6: Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικές γωνίες ανύψωσης του επίγειου σταθμού	58
Εικόνα 2.7: Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικές τοποθεσίες του επίγειου σταθμού.....	59
Εικόνα 2.8: Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικά είδη πόλωσης του σήματος.....	60
Εικόνα 2.9: Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικούς χρόνους ανάλυσης των δειγμάτων	61
Εικόνα 2.10: Στιγμιότυπο χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής για διαφορετικούς χρόνους ανάλυσης των δειγμάτων.....	61
Εικόνα 3.1: Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής	65
Εικόνα 3.2: Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής.....	66
Εικόνα 3.3: Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά)	68
Εικόνα 3.4: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων και προβλεπόμενων τιμών	69
Εικόνα 3.5: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων και προβλεπόμενων δεδομένων	70
Εικόνα 3.6: Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για συχνότητα 40GHz	71
Εικόνα 3.7: Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής(40GHz)	72
Εικόνα 3.8: Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για πρώτης τάξης διαφορισιμότητα (40GHz).....	72

Εικόνα 3.9: Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής για πρώτης τάξης διαφορισιμότητα(40GHz)	73
Εικόνα 3.10: Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά) {για 40GHz}	75
Εικόνα 3.11: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(40 GHz) και προβλεπόμενων τιμών.....	76
Εικόνα 3.12: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(40 GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων.....	77
Εικόνα 3.13: Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής(20 GHz-Καλαμάτα)	78
Εικόνα 3.14: Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής(20GHz-Καλαμάτα).....	79
Εικόνα 3.15: Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά) {για 20GHz-Καλαμάτα}	81
Εικόνα 3.16: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(20 GHz-Καλαμάτα) και προβλεπόμενων τιμών.....	82
Εικόνα 3.17: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(20 GHz-Καλαμάτα) και προβλεπόμενων δεδομένων	83
Εικόνα 3.18: Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής(40 GHz-Κέρκυρα).....	84
Εικόνα 3.19: Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής(40GHz-Κέρκυρα).....	85
Εικόνα 3.20: Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά) {για 40GHz-Κέρκυρα}	87
Εικόνα 3.21: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(40 GHz-Κέρκυρα) και προβλεπόμενων τιμών.....	88
Εικόνα 3.22: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(40 GHz-Κέρκυρα) και προβλεπόμενων δεδομένων.....	89
Εικόνα 4.1: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest	98
Εικόνα 4.2: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest...	99
Εικόνα 4.3: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting.....	100
Εικόνα 4.4: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting	101
Εικόνα 4.5: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest	102

Εικόνα 4.6: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest...	103
Εικόνα 4.7: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting.....	104
Εικόνα 4.8: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting	105
Εικόνα 4.9: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest	107
Εικόνα 4.10: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest	108
Εικόνα 4.11: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting	109
Εικόνα 4.12: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting.....	111
Εικόνα 4.13: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40 GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest.....	112
Εικόνα 4.14: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest.....	113
Εικόνα 4.15: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting.....	114
Εικόνα 4.16: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting.....	115
Εικόνα 5.1: Συνοπτικό μπλοκ διάγραμμα της αρχιτεκτονικής των δεκτών για τον ALPHASAT	121
Εικόνα 5.2 Συνοπτικό μπλοκ διάγραμμα της αρχιτεκτονικής του συστήματος δορυφόρου(tracking system)	122
Εικόνα 5.3: Μορφή πειραματικών δεδομένων	123
Εικόνα 5.4: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο	124
Εικόνα 5.5: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο	125
Εικόνα 5.6: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1	126

Εικόνα 5.7: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1	127
Εικόνα 5.8: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5	128
Εικόνα 5.9: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5.....	129
Εικόνα 5.10: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10	130
Εικόνα 5.11: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10.....	131
Εικόνα 5.12: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	132
Εικόνα 5.13: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	133
Εικόνα 5.14: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5.....	134
Εικόνα 5.15: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	135
Εικόνα 5.16: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10.....	136
Εικόνα 5.17: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10	137
Εικόνα 5.18: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1	138
Εικόνα 5.19: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1.....	139
Εικόνα 5.20: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5	140

Εικόνα 5.21: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5.....	140
Εικόνα 5.22: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10 ...	142
Εικόνα 5.23: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10.....	142
Εικόνα 5.24: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο.....	145
Εικόνα 5.25: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο.....	146
Εικόνα 5.26: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1	147
Εικόνα 5.27: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1.....	147
Εικόνα 5.28: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5	149
Εικόνα 5.29: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5.....	149
Εικόνα 5.30: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10	150
Εικόνα 5.31: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10.....	151
Εικόνα 5.32: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	153
Εικόνα 5.33: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	153
Εικόνα 5.34: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	154

Εικόνα 5.35: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	155
Εικόνα 5.36: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10.....	156
Εικόνα 5.37: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10	156
Εικόνα 5.38: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1.....	158
Εικόνα 5.39: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1.....	159
Εικόνα 5.40: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5.....	160
Εικόνα 5.41: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5.....	161
Εικόνα 5.42: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10.....	162
Εικόνα 5.43: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10.....	163
Εικόνα 5.44: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο	165
Εικόνα 5.45: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο.....	166
Εικόνα 5.46: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1	167
Εικόνα 5.47: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1.....	167
Εικόνα 5.48: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5	169
Εικόνα 5.49: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5.....	169

Εικόνα 5.50: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10	170
Εικόνα 5.51: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10.....	171
Εικόνα 5.52: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	172
Εικόνα 5.53: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	173
Εικόνα 5.54: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	174
Εικόνα 5.55: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	174
Εικόνα 5.56: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10.....	175
Εικόνα 5.57: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10	176
Εικόνα 5.58: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1	178
Εικόνα 5.59: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1.....	178
Εικόνα 5.60: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5	179
Εικόνα 5.61: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5.....	180
Εικόνα 5.62: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10	181
Εικόνα 5.63: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10.....	181
Εικόνα 5.64: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο	184

Εικόνα 5.65: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο.....	185
Εικόνα 5.66: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1	185
Εικόνα 5.67: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1.....	186
Εικόνα 5.68: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5	187
Εικόνα 5.69: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5.....	188
Εικόνα 5.70: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10	189
Εικόνα 5.71: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10.....	190
Εικόνα 5.72: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	191
Εικόνα 5.73: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1	192
Εικόνα 5.74: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	193
Εικόνα 5.75: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5	193
Εικόνα 5.76: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10	194
Εικόνα 5.77: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10	195
Εικόνα 5.78: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1.....	197
Εικόνα 5.79: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1.....	197

Εικόνα 5.80: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5.....	198
Εικόνα 5.81: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5.....	199
Εικόνα 5.82: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10.....	200
Εικόνα 5.83: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10.....	200
Εικόνα 5.84: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	203
Εικόνα 5.85: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	204
Εικόνα 5.86: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	205
Εικόνα 5.87: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	205
Εικόνα 5.88: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	207
Εικόνα 5.89: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	207
Εικόνα 5.90: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	209
Εικόνα 5.91: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate.....	209
Εικόνα 5.92: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	210
Εικόνα 5.93: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate.....	211

Εικόνα 5.94: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	212
Εικόνα 5.95: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate.....	213
Εικόνα 5.96: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	214
Εικόνα 5.97: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	215
Εικόνα 5.98: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	216
Εικόνα 5.99: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	216
Εικόνα 5.100: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	217
Εικόνα 5.101: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	218
Εικόνα 5.102: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	221
Εικόνα 5.103: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	221
Εικόνα 5.104: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	222
Εικόνα 5.105: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	223
Εικόνα 5.106: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	224
Εικόνα 5.107: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	224

Εικόνα 5.108: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	226
Εικόνα 5.109: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate.....	226
Εικόνα 5.110: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	227
Εικόνα 5.111: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate.....	228
Εικόνα 5.112: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	229
Εικόνα 5.113: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate.....	230
Εικόνα 5.114: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	231
Εικόνα 5.115: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	232
Εικόνα 5.116: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	233
Εικόνα 5.117: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	234
Εικόνα 5.118: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	235
Εικόνα 5.119: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	236
Εικόνα 5.120: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	238
Εικόνα 5.121: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	239

Εικόνα 5.122: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	240
Εικόνα 5.123: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	240
Εικόνα 5.124: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	242
Εικόνα 5.125: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	242
Εικόνα 5.126: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	243
Εικόνα 5.127: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate.....	244
Εικόνα 5.128: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	245
Εικόνα 5.129: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate.....	246
Εικόνα 5.130: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	247
Εικόνα 5.131: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate.....	248
Εικόνα 5.132: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	249
Εικόνα 5.133: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	250
Εικόνα 5.134: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	251
Εικόνα 5.135: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	251

Εικόνα 5.136: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	252
Εικόνα 5.137: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Λαύριο-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	253
Εικόνα 5.138: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	255
Εικόνα 5.139: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	256
Εικόνα 5.140: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	257
Εικόνα 5.141: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	258
Εικόνα 5.142: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	259
Εικόνα 5.143: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	260
Εικόνα 5.144: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	261
Εικόνα 5.145: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	262
Εικόνα 5.146: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	263
Εικόνα 5.147: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	264
Εικόνα 5.148: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	265
Εικόνα 5.149: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	266

Εικόνα 5.150: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	267
Εικόνα 5.151: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate	268
Εικόνα 5.152: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	269
Εικόνα 5.153: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate	269
Εικόνα 5.154: Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	270
Εικόνα 5.155: Σύγκριση κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών(Αθήνα-Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate	271
Εικόνα 6.1: Σχηματική Παρουσίαση του νευρώνα	275
Εικόνα 6.2: Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου LSTM στρώματος	278
Εικόνα 6.3: Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου βαθιού νευρωνικού δικτύου	279

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 2.1: Συντεταγμένες εικονικού σταθμού βάσης για διάφορες Ελληνικές πόλεις	58
Πίνακας 3.1: Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Αθήνα-20GHz) , μοντέλο ARIMA	67
Πίνακας 3.2: Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα (Αθήνα-20GHz)	67
Πίνακας 3.3: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Αθήνα-20GHz), μοντέλο ARIMA	70
Πίνακας 3.4: Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Αθήνα-40GHz) , μοντέλο ARIMA	73
Πίνακας 3.5: Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα (Αθήνα-40GHz)	74
Πίνακας 3.6: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Αθήνα-40GHz), μοντέλο ARIMA	77
Πίνακας 3.7: RMSE για διαφορετική συχνότητα και μοντέλο ARIMA	77
Πίνακας 3.8: Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Καλαμάτα-20GHz) , μοντέλο ARIMA.....	79
Πίνακας 3.9: Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα (Καλαμάτα-20GHz).....	80
Πίνακας 3.10: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Καλαμάτα-20GHz), μοντέλο ARIMA	82
Πίνακας 3.11: RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας(Καλαμάτα) και μοντέλο ARIMA. .	83
Πίνακας 3.12: Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Κέρκυρα-40GHz) , μοντέλο ARIMA.....	85
Πίνακας 3.13: Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα (Κέρκυρα-40GHz).....	86
Πίνακας 3.14: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Κέρκυρα-40GHz), μοντέλο ARIMA	88
Πίνακας 3.15: RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας(Κέρκυρα) και μοντέλο ARIMA... .	89
Πίνακας 4.1: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Αθήνα-20GHz),αλγόριθμος Random Forest	99
Πίνακας 4.2: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Αθήνα-20GHz),αλγόριθμος Gradient Boosting	101
Πίνακας 4.3: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Αθήνα-40GHz),αλγόριθμος Random Forest	103
Πίνακας 4.4: RMSE για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο Random Forest	104

Πίνακας 4.5: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Αθήνα-40GHz),αλγόριθμος Gradient Boosting	105
Πίνακας 4.6: RMSE για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο Gradient Boosting	106
Πίνακας 4.7: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Καλαμάτα-20GHz),αλγόριθμος Random Forest	107
Πίνακας 4.8: RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας(Καλαμάτα) και αλγόριθμο Random Forest.....	108
Πίνακας 4.9: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Καλαμάτα-20GHz),αλγόριθμος Gradient Boosting	110
Πίνακας 4.10: RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας(Καλαμάτα) και αλγόριθμο Gradient Boosting	110
Πίνακας 4.11: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Κέρκυρα-40GHz),αλγόριθμος Random Forest	113
Πίνακας 4.12: RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας(Κέρκυρα) και αλγόριθμο Random Forest.....	113
Πίνακας 4.13: Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων (Κέρκυρα-40GHz),αλγόριθμος Gradient Boosting	115
Πίνακας 4.14: RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας(Κέρκυρα) και αλγόριθμο Gradient Boosting	116
Πίνακας 4.15: RMSE για διαφορετικούς αλγορίθμους (Κέρκυρα-40 GHz)	116
Πίνακας 4.16: RMSE για διαφορετικούς αλγορίθμους (Καλαμάτα-20 GHz).....	117
Πίνακας 5.1: Συντεταγμένες και γωνία ανύψωσης δορυφορικών δεκτών	120
Πίνακας 5.2: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), μοντέλο ARIMA	125
Πίνακας 5.3: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	126
Πίνακας 5.4: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	128
Πίνακας 5.5: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	130
Πίνακας 5.6: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest	131
Πίνακας 5.7: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	132
Πίνακας 5.8: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	134
Πίνακας 5.9: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	136

Πίνακας 5.10: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	137
Πίνακας 5.11: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	138
Πίνακας 5.12: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	140
Πίνακας 5.13: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	141
Πίνακας 5.14: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost	143
Πίνακας 5.15: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο απόσβεση (Λαύριο-Ka Band)	144
Πίνακας 5.16: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), μοντέλο ARIMA	145
Πίνακας 5.17: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	148
Πίνακας 5.18: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	148
Πίνακας 5.19: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	151
Πίνακας 5.20: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest	152
Πίνακας 5.21: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	154
Πίνακας 5.22: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	155
Πίνακας 5.23: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	157
Πίνακας 5.24: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	157
Πίνακας 5.25: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	159
Πίνακας 5.26: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	160
Πίνακας 5.27: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	162
Πίνακας 5.28: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost	163
Πίνακας 5.29: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο απόσβεση (Αθήνα-Ka Band)	164

Πίνακας 5.30: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), μοντέλο ARIMA.....	166
Πίνακας 5.31: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	168
Πίνακας 5.32: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	168
Πίνακας 5.33: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	170
Πίνακας 5.34: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest	171
Πίνακας 5.35: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	172
Πίνακας 5.36: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	175
Πίνακας 5.37: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	176
Πίνακας 5.38: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	177
Πίνακας 5.39: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	177
Πίνακας 5.40: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	179
Πίνακας 5.41: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	182
Πίνακας 5.42: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost	182
Πίνακας 5.43: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο απόσβεση (Λαύριο-Q Band)	183
Πίνακας 5.44: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), μοντέλο ARIMA	184
Πίνακας 5.45: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	186
Πίνακας 5.46: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	188
Πίνακας 5.47: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	189
Πίνακας 5.48: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest	190
Πίνακας 5.49: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	191

Πίνακας 5.50: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	194
Πίνακας 5.51: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	195
Πίνακας 5.52: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	196
Πίνακας 5.53: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	196
Πίνακας 5.54: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	198
Πίνακας 5.55: Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	200
Πίνακας 5.56: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost	201
Πίνακας 5.57: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο απόσβεση (Αθήνα-Q Band)	202
Πίνακας 5.58: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	203
Πίνακας 5.59: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	206
Πίνακας 5.60: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	206
Πίνακας 5.61: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest	208
Πίνακας 5.62: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	208
Πίνακας 5.63: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	210
Πίνακας 5.64: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	212
Πίνακας 5.65: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	213
Πίνακας 5.66: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	214
Πίνακας 5.67: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	217
Πίνακας 5.68: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	218

Πίνακας 5.69: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost	219
Πίνακας 5.70: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Ka Band).....	219
Πίνακας 5.71: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	220
Πίνακας 5.72 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	222
Πίνακας 5.73: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	224
Πίνακας 5.74: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Random Forest	225
Πίνακας 5.75: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	225
Πίνακας 5.76: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	227
Πίνακας 5.77: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	229
Πίνακας 5.78: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	230
Πίνακας 5.79: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	231
Πίνακας 5.80: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	233
Πίνακας 5.81: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	235
Πίνακας 5.82: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band), αλγόριθμο XGBoost	236
Πίνακας 5.83: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band).....	237
Πίνακας 5.84: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	238
Πίνακας 5.85: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	241
Πίνακας 5.86: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	241
Πίνακας 5.87: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Random Forest	243

Πίνακας 5.88: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	244
Πίνακας 5.89: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	245
Πίνακας 5.90: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	247
Πίνακας 5.91: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	248
Πίνακας 5.92: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	250
Πίνακας 5.93: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	252
Πίνακας 5.94: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10	253
Πίνακας 5.95: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band), αλγόριθμο XGBoost	254
Πίνακας 5.96: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο Rain Rate(Λαύριο-Q Band)	254
Πίνακας 5.97: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1	256
Πίνακας 5.98 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5	257
Πίνακας 5.99: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10	259
Πίνακας 5.100: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Random Forest	260
Πίνακας 5.101: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1	261
Πίνακας 5.102: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5	263
Πίνακας 5.103: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10	265
Πίνακας 5.104: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting	266
Πίνακας 5.105: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1	267
Πίνακας 5.106: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5	268

Πίνακας 5.107: Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Aθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10.....	270
Πίνακας 5.108: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Aθήνα-Q Band), αλγόριθμο XGBoost.....	271
Πίνακας 5.109: RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο Rain Rate(Aθήνα-Q Band).....	272

1 Κεφάλαιο: Δορυφορικές επικοινωνίες σε δίκτυα 5^{ης} γενιάς

1.1 Εισαγωγή

Η 5^η γενιά (5G) είναι η επόμενη γενιά της τεχνολογίας επικοινωνιών στην οποία κινείται μεγάλο μέρος του κόσμου. Υποστηρίζοντας έναν κόσμο στον οποίο "οποιοσδήποτε και οτιδήποτε θα συνδέεται ανά πάσα στιγμή και οπουδήποτε". Το 5G αναμένεται να επιτρέψει νέες εφαρμογές σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένων των μέσων ενημέρωσης και της ψυχαγωγίας, την υγεία, την αυτοκινητοβιομηχανία, τις μεταφορές και τη βιομηχανία. Οι προηγμένες επικοινωνίες του 5G αναμένεται να φέρουν ενισχυμένη κινητή ευρυζωνικότητα (enhanced mobile broadband-eMBB), υπερ-αξιόπιστες και χαμηλής καθυστέρησης επικοινωνίες και μαζικές επικοινωνίες τύπου μηχανής (massive machine-type communications-mMTC), οι οποίες αντιστοιχούν στα σενάρια χρήσης του 5G, που ορίζονται από την ITU-R (International Telecommunication Union Radiocommunication Sector) για τις διεθνείς κινητές τηλεπικοινωνίες (International Mobile Telecommunications-IMT) για το 2020 και μετά (IMT-2020).

Το δίκτυο επόμενης γενιάς 5G έχει περιγράψει ότι θα διαθέτει σημαντικά μεγαλύτερη χωρητικότητα και υψηλότερους ρυθμούς δεδομένων χρήστη από τις σημερινές δυνατότητες, ώστε να ανταποκρίνεται στις αυξανόμενες απαιτήσεις των χρηστών. Επιπλέον, ένας σημαντικός στόχος του 5G είναι η παροχή αυξημένης ανθεκτικότητας, συνέχειας και πολύ υψηλότερη αποδοτικότητα των πόρων, συμπεριλαμβανομένης της σημαντικής μείωσης της κατανάλωσης ενέργειας. Τέλος, θα πρέπει να διασφαλιστεί η ασφάλεια και η ιδιωτικότητα για την προστασία χρηστών και των σημαντικών ποσοτήτων δεδομένων που θα μεταφέρονται μέσω του δικτύου.

Οι βασικοί δείκτες επιδόσεων (Key Performance Indicators-KPIs) του 5G, όπως 1.000× χωρητικότητα, 10 έως 100× υψηλότερος τυπικός ρυθμός δεδομένων χρήστη, καλύτερη/αυξημένη/πανταχού παρούσα κάλυψη, δημιουργία υπηρεσιών σε λίγα λεπτά και καθυστέρηση από άκρο σε άκρο (E2E) από <1 ms, συνοψίζονται στο 5G Public Private Partnership (PPP)[1] και στην Ευρωπαϊκή Επιτροπή[2]. Σημειώστε ότι αυτοί οι παραπάνω KPIs 5G PPP δεν είναι αναμένεται να επιτευχθούν όλοι ταυτόχρονα. Καμία μεμονωμένη τεχνολογία δεν θα καλύπτει όλες αυτές τις ανάγκες και δεν θα απαιτούνται όλα αυτά τα χαρακτηριστικά για κάθε εφαρμογή 5G. Αντιθέτως, όπως σωστά έχουν αναγνωρίσει η Ευρωπαϊκή Επιτροπή και άλλες κυβερνήσεις σε όλο τον κόσμο, για να είναι επιτυχής και να ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις των χρηστών, η υποδομή 5G θα είναι ένα οικοσύστημα δικτυωμένων δικτύων, που θα χρησιμοποιεί πολλές διαφορετικές και συμπληρωματικές τεχνολογίες. Για το σκοπό αυτό, πολλοί οργανισμοί, αναγνωρίζεται ότι τα δορυφορικά δίκτυα θα αποτελέσουν στοιχείο της υποδομής 5G[3].

1.2 Τομείς χρησιμότητας των δορυφόρων στα δίκτυα 5^{ης} γενιάς

Οι βασικοί τομείς στους οποίους οι δορυφόροι μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στα 5G δίκτυα είναι οι εξής:

- **Κάλυψη:** Οι δορυφόροι μπορούν να παρέχουν την ευρεία κάλυψη για τη συμπλήρωση και την επέκταση των πυκνών επίγειων κυψελών, γεγονός που συνάδει με την πανταχού παρούσα κάλυψη που στοχεύουν τα δίκτυα 5G.Ο δορυφόρος παρέχει χωρητικότητα υψηλής ταχύτητας σε ολόκληρο τον κόσμο χρησιμοποιώντας τους ακόλουθους παράγοντες: παροχή χωρητικότητας εντός γεωγραφικών κενών, προώθηση σε δορυφόρο όταν οι επίγειες συνδέσεις υπερβαίνουν τη χωρητικότητα, γενική παγκόσμια ευρεία κάλυψη, εφεδρεία/ανθεκτικότητα για περίπτωση αποτυχίας του επίγειου δικτύου και κυρίως επικοινωνία κατά τη διάρκεια έκτακτης ανάγκης. Μπορεί κανείς να σημειώσει ότι τα παραπάνω χαρακτηριστικά οφείλονται κυρίως στην ικανότητα του δορυφόρου να εξυπηρετεί καλύψεις που είναι ευρύτερες από τις περισσότερες άλλες επικοινωνίες τεχνολογίες. Οι δορυφόροι όχι μόνο μπορούν να παρέχουν πανταχού παρούσα, ανά πάσα στιγμή κάλυψη, αλλά μπορούν να παρέχουν οικονομικά αποδοτική κάλυψη σε πολλές περιοχές του πλανήτη, οι οποίες διαφορετικά θα μπορούσαν να μην εξυπηρετούνται. Ο δορυφόρος μπορεί να προσφέρει συμπληρωματικές επιλογές συνδεσιμότητας, απρόσκοπτη εμπειρία χρήσης και να παρέχει σημαντικά οφέλη.
- **Ενσωμάτωση στο επίγειο σύστημα:** Η ενσωμάτωση των δορυφόρων στο επίγειο σύστημα είναι ίσως η βασικός τομέας που επιτρέπει πολλά πλεονεκτήματα. Επιτυγχάνεται βελτίωση της παροχής ποιότητας υπηρεσιών(Quality of service-Qos) με την έξυπνη δρομολόγηση της κίνησης μεταξύ των συστημάτων παράδοσης και την προσωρινή αποθήκευση βίντεο υψηλής χωρητικότητας για περαιτέρω μετάδοση επίγεια. Αυτό μπορεί να ενισχυθεί από τις δυνατότητες πολλαπλής διανομής/εκπομπής των δορυφορικών συστημάτων, αφού η καθυστέρηση διάδοσης δεν αποτελεί πλέον ζήτημα χάρη στην ευφυή προσωρινή αποθήκευση. Ένα αρκετά σημαντικό ζήτημα είναι η αποφόρτιση της κίνησης από το επίγειο σύστημα για εξοικονόμηση του πολύτιμου επίγειου φάσματος που ανοίγει τη δυνατότητα βελτίωση της ανθεκτικότητας και της ασφάλειας με τη χρήση των δύο δικτύων.
- **Κινητικότητα:** Ο δορυφόρος είναι η μόνη άμεσα διαθέσιμη τεχνολογία που μπορεί να παρέχει συνδεσιμότητα οπουδήποτε στο έδαφος, στη θάλασσα ή στον αέρα για τη μετακίνηση σε πλατφόρμες, όπως αεροπλάνα, πλοία και τρένα.
- **Ανθεκτικότητα, ασφάλεια και διαθεσιμότητα:** Αυτό είναι ένα βασικό χαρακτηριστικό στο 5G και οι δορυφόροι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παροχή ενός δικτύου επικάλυψης που μπορεί να αναλάβει και να διατηρήσει το δίκτυο ζωντανό σε περίπτωση ανθρωπογενών ή φυσικών καταστροφών. Δεν θα είναι σε θέση να παρέχουν το πλήρες σύνολο των υπηρεσιών, αλλά είναι το κλειδί για τη διατήρηση κρίσιμων και σωτήριων υπηρεσιών. Καθώς το 5G γίνεται όχι απλώς μια ωραία δυνατότητα αλλά ένα ουσιαστικό μέρος των εθνικών υποδομών, θα χρησιμοποιείται περισσότερο για στρατηγικές υπηρεσίες.
- **Δίκτυα Οπισθόζευξης (Backhaul):** Ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα στο 5G θεωρείται ότι είναι αυξημένες οι απαιτήσεις στο backhaul δίκτυο με πολύ μεγάλους αριθμούς μικρών κυψελών. Οι δορυφόροι υψηλής απόδοσης

μπορούν να χρησιμοποιηθούν εδώ για να συμπληρώσουν την επίγεια παροχή και να παρέχουν δίκτυο οπισθόζευξης σε περιοχές όπου είναι δύσκολο να γίνει επίγεια.

- **Φάσμα:** Η έλλειψη φάσματος θεωρήθηκε ως μία από τις βασικές κινητήριες δυνάμεις για την αρχιτεκτονική του δικτύου 5G. Οι απαιτήσεις για το σχεδιασμό του δικτύου θα μπορούσαν να χαλαρώσουν αν μπορούσε να διατεθεί περισσότερο φάσμα διαθέσιμο. Ο διαμοιρασμός συχνότητας σε δυναμική βάση μεταξύ κινητών και δορυφορικών συστημάτων μπορεί να προσφέρει σημαντικές αυξήσεις στο διαθέσιμο φάσμα εφόσον και οι δύο τομείς αποδέχονται τις αρχές κοινής χρήσης. Εδώ μπορούν να αναπτυχθούν τεχνικές βάσεων δεδομένων και γνωστικών ραδιοδικτύων στα μελλοντικά συστήματα για να επιτρέψουν τον εν λόγω διαμοιρασμό συχνοτήτων. Αυτό μπορεί να είναι μια κερδοφόρα κατάσταση και για τους δύο τομείς και θα ενισχυθεί με μια ολοκληρωμένη προσέγγιση[4].

1.3 Περιπτώσεις χρήσης δορυφόρων στα δίκτυα 5^{ης} γενιάς

Η δυνατότητα διασφάλισης της συνέχειας των παγκόσμιων υπηρεσιών, της υψηλής αξιοπιστίας και διαθεσιμότητας των υπηρεσιών είναι μια σημαντική πρόκληση για ολόκληρο τον τομέα της πληροφορικής και των τηλεπικοινωνιών (Information and communication technology-ICT). Η αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης απαιτεί το συνδυασμό μιας ποικιλίας τεχνολογιών πρόσβασης. Η προσθήκη δορυφορικής συνιστώσας στην εικόνα θα συμβάλει στην επέκταση της κάλυψης της υπηρεσίας IMT-2020 σε υπό και μη εξυπηρετούμενες περιοχές, όπου η συμπλήρωση της επίγεια συνιστώσας είναι πιο σημαντική. Επιπλέον, οι δύο τύποι συνιστωσών δικτύου θα συμβάλουν στην αύξηση της συνολικής αξιοπιστίας της υπηρεσίας των IMT-2020 συστημάτων.

Μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορα επίπεδα ολοκλήρωσης, όπως περιγράφονται στη σύσταση ITU-R M.1182 [5], τα οποία μπορούν να επωφεληθούν από την υιοθέτηση ενός κοινού πλαισίου αρχιτεκτονικής για τη βελτίωση της υποστήριξης της κινητικότητας, της πολυσυνδεσιμότητας, της συνέχειας της υπηρεσίας και της βελτίωσης της αξιοπιστίας/ποιότητας της υπηρεσίας.

Δεδομένου ότι η επίγεια συνιστώσα του IMT-2020 έχει ήδη καθοριστεί, η δορυφορική συνιστώσα του IMT-2020 θα πρέπει να λάβει υπόψη τις δυνατότητες, την αρχιτεκτονική του συστήματος και τη ραδιοδιεπαφή(-ες) της επίγεια συνιστώσας. Επιπλέον, θα πρέπει να είναι σαφές ότι λόγω των εγγενών φυσικών περιορισμών, η δορυφορική συνιστώσα θα διαθέτει διαφορετικά τεχνικά χαρακτηριστικά και χαρακτηριστικά επιδόσεων (π.χ. καθυστέρηση, ρυθμός δεδομένων) σε σύγκριση με το επίγειο στοιχείο.

Η σύσταση ITU-R M.2083 [6] σχετικά με το όραμα IMT-2020, προσδιορίζει τρία σενάρια χρήσης για IMT-2020 και μετά: βελτιωμένη κινητή ευρυζωνικότητα (eMBB), μαζικές επικοινωνίες τύπου μηχανής (mMTC) και εξαιρετικά αξιόπιστες και χαμηλής καθυστέρησης επικοινωνίες (Ultra-reliable and low-latency communications-URLLC). Δορυφορικά δίκτυα που παρέχουν τη δορυφορική συνιστώσα του IMT-2020 προβλέπεται να παρέχουν eMBB-s και mMTC-s σενάρια χρήσης που αποτελούν δορυφορικές παραλλαγές των eMBB και mMTC που ορίζονται στη σύσταση ITU-R M.2083. Η κατάληξη -s της ονομασίας αποτυπώνει τη δορυφορική ιδιαιτερότητα όσον αφορά τις αναμενόμενες αποδόσεις. Η δορυφορική

συνιστώσα του IMT-2020 δεν θα ασχοληθεί με το URLLC, αλλά θα καλύψει το δορυφορικό σενάριο χρήσης υψηλής αξιοπιστίας επικοινωνιών (High reliability communications via satellite-HRC-s). Περιπτώσεις χρήσης ειδικά για τις 3 κατηγορίες περιγράφονται παρακάτω[7].

Η δορυφορική συνιστώσα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παροχή πολλών διαφορετικών εφαρμογών, για παράδειγμα:

- Παγκόσμια συνδεσιμότητα σε συσκευές τελικών χρηστών
- Ανθεκτικότητα δικτύου μέσω υψηλής διαθεσιμότητας σε συνδυασμό με υψηλή αξιοπιστία για HRC-s
- Συνδεσιμότητα για σκοπούς μεταφοράς
- Παράδοση περιεχομένου σε λειτουργία εκπομπής ή πολλαπλής διανομής σε συσκευές τελικών χρηστών
- Επικοινωνίες τύπου μηχανής

1.3.1 Σενάριο χρήσης κινητής ευρυζωνικότητας (eMBB)

Το σενάριο χρήσης της ενισχυμένης κινητής ευρυζωνικότητας (eMBB-s), στο πλαίσιο της δορυφορικής συνιστώσας του IMT-2020, θα πρέπει να υποστηρίζει εφαρμογές υψηλού ρυθμού μετάδοσης δεδομένων σε αγροτικές και απομακρυσμένες περιοχές, σε αέρια και θαλάσσια περιβάλλοντα και, σε ορισμένες περιπτώσεις, σε προαστιακές περιοχές. Τερματικές συσκευές εν κινήσει, ικανές να υποστηρίζουν επικοινωνίες με υψηλή ταχύτητα, θα πρέπει να υποστηρίζονται για την κάλυψη των αναγκών των μεταφορών των χρηστών. Συγκεκριμένα, προσδιορίζονται οι ακόλουθες περιπτώσεις:

- **Συνέχεια κάλυψης:** οι κινούμενες πεζές συσκευές (καταναλωτικά έξυπνα τηλέφωνα) θα πρέπει να είναι σε θέση να διατηρούν πρόσβαση σε ένα μεγάλο φάσμα υπηρεσιών και εφαρμογών επικοινωνίας κατά τη μετακίνηση σε απομακρυσμένες περιοχές για π.χ. απομακρυσμένη εργασία, αναψυχή κ.λπ.
- **Σύνδεση πληθυσμών** σε μη εξυπηρετούμενες ή υποεξυπηρετούμενες περιοχές
- **Συνδεσιμότητα με τις μεταφορές:** λεωφορεία, τρένα, πλοία (αναψυχής ή κρουαζιέρας) ή αεροπλάνα.
- **Δημόσια ασφάλεια:** παροχή υπηρεσιών επικοινωνίας (π.χ. μηνύματα, φωνή, βίντεο) σε ανταποκριτές έκτακτης ανάγκης (π.χ. πυροσβεστική, ιατρικό προσωπικό).

Παρατίθεται ένας ενοποιημένος κατάλογος των περιπτώσεων χρήσης 5G που βασίζονται σε δορυφόρους για την υπηρεσία eMBB, όπως φαίνεται στη συνέχεια.

- **Πίσω μεταφορά και τροφοδοσία πύργου (Backhauling and tower feed-BATF):** Σε αυτή την περίπτωση χρήσης ο δορυφόρος παρέχει συμπληρωματικό ρόλο με backhauling το φορτίο κίνησης από την άκρη του δικτύου ή μεταδίδει το δημοφιλές περιεχόμενο στην άκρη, βελτιστοποιώντας έτσι τη λειτουργία της υποδομής του δικτύου 5G,

- **Τροφοδοσία κορμού και κεφαλής (Trunking and head-end feed-THEF):** Ο δορυφόρος εξασφαλίζει άμεση συνδεσιμότητα 5G σε απομακρυσμένες περιοχές όπου μια επίγεια υποδομή είναι δύσκολο ή αδύνατο να υλοποιηθεί,
- **Υβριδικό multiplay (Hybrid multiplay-HYMP):** Ο δορυφόρος επιτρέπει το 5G υπηρεσία σε οικιακούς/γραφικούς χώρους σε υποεξυπηρετούμενες περιοχές μέσω υβριδικών επίγειων-δορυφορικών ευρυζωνικών συνδέσεων,
- **Επικοινωνίες εν κινήσει (Communications on the move-COOM):** Ο δορυφόρος παρέχει άμεση ή συμπληρωματική συνδεσιμότητα για την υποστήριξη υπηρεσίας 5G σε κινούμενες πλατφόρμες, όπως αεροσκάφη, σκάφη και τρένα[8].

1.3.2 Σενάριο χρήσης μαζικών επικοινωνιών τύπου μηχανής (mMTC)

Οι μαζικές επικοινωνίες τύπου μηχανής (mMTC-s) που παρέχονται μέσω της δορυφορικής συνιστώσας του IMT-2020 θα πρέπει να είναι σε θέση να απευθύνεται σε μεγάλο αριθμό διάσπαρτων συνδεδεμένων σταθερών ή κινητών συσκευών σε μεγάλες περιοχές. Οι συσκευές αυτές μπορεί να είναι χαμηλού κόστους και να έχουν μεγάλη διάρκεια ζωής της μπαταρίας. Αρκετές χαρακτηριστικές περιπτώσεις χρήσης του σεναρίου χρήσης mMTC-s σε δορυφορικό πλαίσιο προσδιορίζονται παρακάτω:

- **Αυτοκίνητο:** μπορεί να περιλαμβάνει βελτιστοποίηση της ροής κυκλοφορίας, διαγνωστικό έλεγχο αυτοκινήτων, αναφορά κατάστασης ασφαλείας.
- **Υπηρεσίες κοινής ωφέλειας:** π.χ. επιτήρηση υποδομών πετρελαίου/αερίου, ενέργειας/νερού, αιολικών πάρκων.
- **Μεταφορές (οδικές, σιδηροδρομικές, θαλάσσιες, αεροναυτικές):** Διαχείριση στόλου, εντοπισμός περιουσιακών στοιχείων, ψηφιακή σήμανση, απομακρυσμένες ειδοποιήσεις για δρόμους.

Πιο συγκεκριμένα η μαζική επικοινωνία τύπου μηχανής, είναι γνωστή και ως διαδίκτυο των πραγμάτων (Internet of things-IoT) και περιλαμβάνει συσκευές χαμηλής πολυπλοκότητας και εξαιρετικά φθηνές (αισθητήρες/ενεργοποιητές) ικανές να παράγουν και να ανταλλάσσουν πληροφορίες.

Παρόλο που είναι μικρές από τη φύση τους, η κυκλοφορία που παράγεται από αυτές τις IoT συσκευές θα έχουν σημαντικό αντίκτυπο στο φορτίο του δικτύου. Ως εκ τούτου, οι δορυφόροι μπορούν να βοηθήσουν στην αποφόρτιση του επίγειου IoT δικτύου μέσω backhauling, ή να παρέχουν συνέχεια των υπηρεσιών σε περιπτώσεις όπου το επίγειο δίκτυο δεν μπορεί να φτάσει. Φυσικά, κάποιος θα μπορούσε να σκεφτεί ότι τέτοιες συσκευές χαμηλού κόστους και χαμηλής ισχύος δεν θα είναι σε θέση να κλείσουν τη σύνδεση λόγω της μεγάλης απόστασης από τον δορυφόρο. Παρ' όλα αυτά, στη βιβλιογραφία υπάρχει κάποια ανάλυση του προϋπολογισμού της σύνδεσης αποδεικνύουν ότι η άμεση πρόσβαση είναι δυνατή από την άποψη της ισχύος, με κόστος μια σημαντική μείωση του επιτεύξιμου ρυθμού δεδομένων. Αυτή η ομάδα περιπτώσεων χρήσης μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο μικρότερες υποομάδες ανάλογα με τον τύπο της εφαρμογής που μπορεί να υποστηρίξει ο δορυφόρος και από τον τρόπο με τον οποίο η IoT αισθητήρες κατανέμονται στη Γη.

- **Υπηρεσίες IoT ευρείας περιοχής:** Αυτή η περίπτωση χρήσης έχει να κάνει με εφαρμογές που βασίζονται σε μια ομάδα συσκευών IoT κατανεμημένων σε μια ευρεία περιοχή και οι οποίες αναφέρουν πληροφορίες σε έναν κεντρικό

διακομιστή ή ελέγχονται από αυτόν. Τυπικές εφαρμογές όπου οι δορυφόροι μπορεί να διαδραματίσει ρόλο περιλαμβάνουν:

- **Ενέργεια:** Κρίσιμη επιτήρηση των υποδομών πετρελαίου/αερίου (π.χ. κατάσταση αγωγών).
- **Μεταφορές:** Διαχείριση στόλου, εντοπισμός περιουσιακών στοιχείων, ψηφιακή σήμανση, απομακρυσμένες οδικές ειδοποιήσεις
- **Γεωργία:** Διαχείριση ζωικού κεφαλαίου, γεωργία
- **Τοπικές υπηρεσίες IoT:** Οι συσκευές IoT αυτού του είδους εφαρμογών χρησιμοποιούνται για τη συλλογή τοπικών δεδομένων και την αναφορά στον κεντρικό διακομιστή. Ορισμένες τυπικές εφαρμογές μπορεί να είναι ένα υποσύστημα έξυπνου δικτύου (προηγμένη μέτρηση) ή υπηρεσίες σε κινούμενες πλατφόρμες (π.χ. εμπορευματοκιβώτιο επί ενός πλοίο, φορτηγό ή τρένο)[8].

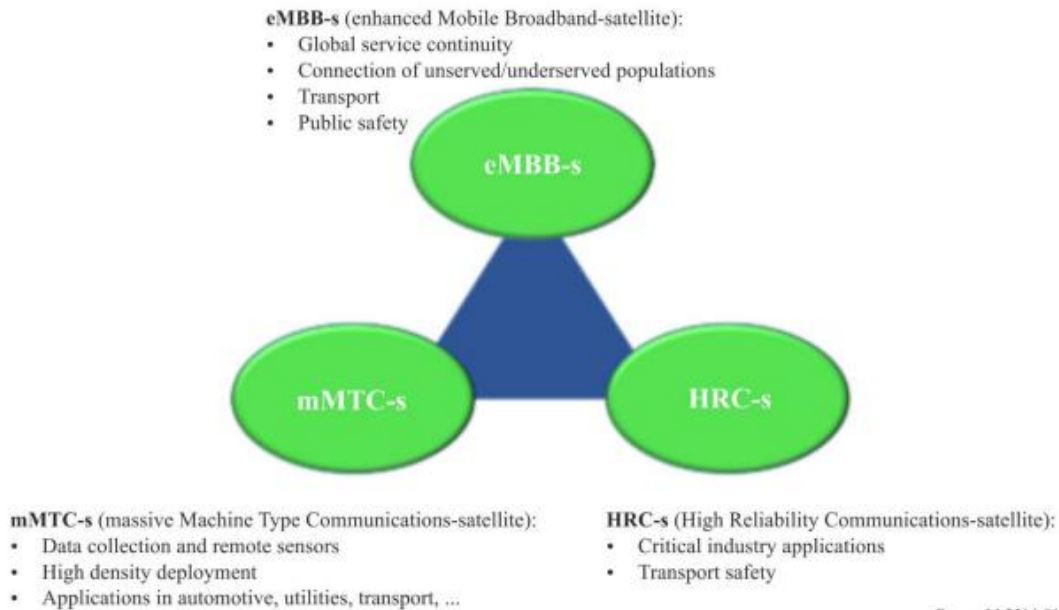
1.3.3 Σενάριο χρήσης επικοινωνιών υψηλής αξιοπιστίας (HRC)

Το σενάριο επικοινωνιών υψηλής αξιοπιστίας (HRC-s) έχει ειδικές απαιτήσεις για διαθεσιμότητα και αξιοπιστία.

Αυτή η περίπτωση χρήσης 5G αναμένεται να υποστηρίζει υπηρεσίες όπου η διαθεσιμότητα (99,99 %),καθυστέρηση στη ζεύξη επικοινωνίας (μικρότερη από 1 ms) και η αξιοπιστία (1 απώλεια πακέτου σε 10⁵ πακέτα) είναι υψίστης σημασίας. Ορισμένα τυπικά παραδείγματα εφαρμογών περιλαμβάνουν αυτόνομη οδήγηση, απομακρυσμένες χειρουργικές επεμβάσεις, αυτοματισμοί εργοστασίων κ.λπ. Είναι σαφές ότι ο δορυφόρος, ανεξάρτητα από το επιλεγμένο ύψος τροχιάς, δεν είναι σε θέση να υποστηρίξει πλήρως αυτή την κατηγορία υπηρεσιών λόγω της αυξημένης καθυστέρησης στη ζεύξη επικοινωνίας. Στην πραγματικότητα, οι HRC απαιτήσεις μπορεί να είναι αρκετά δύσκολες ακόμη και για έναν επίγειο δίκτυο μόνο, είτε λόγω έλλειψης υποδομής σε ορισμένες περιοχές ή συμφόρηση του δικτύου στις εξαιρετικά πολυσύχναστες περιοχές.

Στο πλαίσιο αυτό, ένα ολοκληρωμένο δορυφορικό-εδαφικό δίκτυο μπορεί να εκμεταλλευτεί τόσο τις επίγειες όσο και τις μη επίγειες υποδομές για την επίτευξη των απαιτητικών απαιτήσεων HRC. Για παράδειγμα, σε ένα σενάριο αυτόνομου οχήματος, τα μη κρίσιμα δεδομένα, όπως οι ενημερώσεις κυκλοφορίας/λογισμικού, μπορούν να επαναδρομολογούνται μέσω του δορυφόρου προκειμένου να επωφεληθούν από τις μοναδικές δυνατότητες μετάδοσης σε ευρεία περιοχή. Αυτό μπορεί να μειώσει σημαντικά τη συμφόρηση που διαφορετικά θα ήταν στο επίγειο δίκτυο, αφήνοντάς το μόνο για τα κρίσιμα δεδομένα ανταλλαγή δεδομένων. Ένα άλλο παράδειγμα είναι η κινητή κρυφή αποθήκευση στην άκρη του δικτύου (mobile edge caching), η οποία επιτρέπει την επεξεργασία υπηρεσιών εξαιρετικά χαμηλής καθυστέρησης στην άκρη του δικτύου έτσι ώστε μόνο οι συγκεντρωτικές πληροφορίες με ανοχή στην καθυστέρηση να χρειάζεται να μεταδίδονται μέσω του δορυφόρου. Ειδικότερα, σε αυτή την υπηρεσία οι δορυφόροι θα παίζουν δευτερεύον/συμπληρωματικό ρόλο[8].

Η εικόνα 1.1 παρακάτω απεικονίζει τις περιπτώσεις χρήσης που αφορούν ειδικά τη δορυφορική συνιστώσα του IMT-2020.



Εικόνα 1.1 Δορυφορική συνιστώσα των περιπτώσεων χρήσης IMT-2020[7].

1.4 Γενικός προσδιορισμός θέσης του δορυφόρου στην αρχιτεκτονική του 5G

Η ενσωμάτωση του δορυφορικού δικτύου πρόσβασης στο 5G θεωρείται μια κρίσιμη προσπάθεια για την πλήρη ικανοποίηση των απαιτητικών απαιτήσεων συνδεσιμότητας 5G. Προηγμένες και καινοτόμες έννοιες αρχιτεκτονικής στοχεύουν στην προώθηση της απρόσκοπτης ενσωμάτωσης του δορυφόρου στα χερσαία δίκτυα 5G και, ως εκ τούτου, στο να επιτρέψουν υψηλής αξίας ελκυστικές λύσεις για τις δορυφορικές επικοινωνίες και τους κύριους επίγειους φορείς.

Διερευνώνται λύσεις για την καλύτερη δυνατή αξιοποίηση των δορυφόρων και για την ύπαρξη δυνατοτήτων με στόχο την ικανοποίηση των απαιτήσεων του 5G και την παροχή μιας τεχνικής αποτελεσματικής λύσης για τις περιπτώσεις χρήσης που περιγράφονται ανωτέρω. Το πρώτο βήμα προς αυτή την κατεύθυνση είναι ο σαφής προσδιορισμός της τοποθέτησης των δορυφορικών συνδέσεων στην αρχιτεκτονική του συστήματος 5G, όπως ορίζεται στο έργο σύμπραξης 3ης γενιάς (Third Generation Partnership Project-3GPP).

Η δορυφορική σύνδεση μπορεί να ενσωματωθεί στο 5G με δύο κύριες προσεγγίσεις: πρόσβαση ως δίκτυο οπισθόζευξης (backhauling) και άμεση πρόσβαση. Αυτοί οι δύο τύποι ενσωμάτωσης απεικονίζονται στην εικόνα 1.2.

A. Backhauling

Για δεκαετίες, ο δορυφόρος αποτελούσε πάντα μια επιλογή για την εκτέλεση backhauling για το επίγειο δίκτυο, ειδικά για την εξυπηρέτηση των απομακρυσμένων περιοχών. Ο ρόλος αυτός δεν έχει αλλάξει.

Παράλληλα, το απαιτούμενο εύρος ζώνης και τα δεδομένα που καταναλώνονται στο τηλεπικοινωνιακό δίκτυο έχουν αυξηθεί σημαντικά και εξακολουθούν να αυξάνονται. Αυτό έχει οδηγήσει σε προηγμένη αποδοτικότητα του δικτύου, σχεδιασμό πρωτοκόλλου και διεπαφών αέρα τόσο στα επίγεια όσο και στα

δορυφορικά δίκτυα, αλλά κυρίως ανεξάρτητα. Σε αυτό το πλαίσιο, ο υβριδισμός των δορυφορικών και των 5G επίγειων δικτύων πρέπει να είναι πολύ πιο αποδοτικός από ό,τι αυτό που ήταν μέχρι σήμερα, προκειμένου να ικανοποιηθούν οι απαιτήσεις του 5G. Για παράδειγμα, αντί της στατικής ζεύξης οπισθοδρόμησης που έχει δημιουργηθεί μεταξύ του επίγειου πυρήνα και ενός απομακρυσμένου κόμβου, υπάρχει η ανάγκη να είναι πιο ευέλικτη και επομένως προσαρμόσιμη στη δυναμική της κίνησης. Περαιτέρω, τα καθορισμένα 5G πρωτόκολλα ενδέχεται να επηρεαστούν από τη μεταφορά τέτοιων διεπαφών μέσω δορυφορικής σύνδεσης. Στην περίπτωση αυτή, είναι απαραίτητο να διερευνηθούν αυτές οι επιπτώσεις και, εάν είναι απαραίτητο και δυνατό, να προσαρμοστεί η διαμόρφωση των πρωτοκόλλων κατά τη χρήση δορυφορικής ζεύξης.

Επιπλέον, οι υπάρχουσες δυνατότητες του δορυφορικού δικτύου σύνδεσης βελτιστοποίησης θα πρέπει να διατηρηθούν σε αυτές τις περιπτώσεις για την αποφυγή σπατάλη χωρητικότητας ή εύρους ζώνης δορυφόρου και μεγιστοποίηση αποδοτικότητας. Σε ορισμένες περιπτώσεις, το περιεχόμενο μπορεί να προωθηθεί στην άκρη προκειμένου να αποφορτιστεί το δίκτυο και να βελτιωθεί η ποιότητα της εμπειρίας (Quality of Experience-QoE) των χρηστών. Ορισμένες λειτουργίες δικτύου (Network Functions-NF) μπορούν επίσης να μεταφερθούν στην άκρη, οδηγώντας στη μεταφορά διαφορετικών διεπαφών 5G μέσω του δορυφόρου. Στο παράδειγμα backhaul, που φαίνεται στην εικόνα 1.2 δεν μεταφέρεται καμία NF, επομένως ο δορυφόρος θα μεταφέρει τις N1, N2 και N3 διεπαφές. Το μελλοντικό δορυφορικό backhaul για το επίγειο σύστημα 5G πρέπει να παρέχει συνδεσιμότητα συμβατή με το 5G σε απομονωμένη ομάδα χρηστών, συμπεριλαμβανομένων εκείνων στην κινητή πλατφόρμα όπου ο δορυφόρος παραμένει η μόνη βιώσιμη λύση για την παροχή ευρυζωνικών υπηρεσιών συνδεσιμότητα. Το έργο αυτό γίνεται σύμφωνα με τις προδιαγραφές από τους φορείς τυποποίησης, ιδίως του 3GPP στο πλαίσιο του ανάπτυξης.

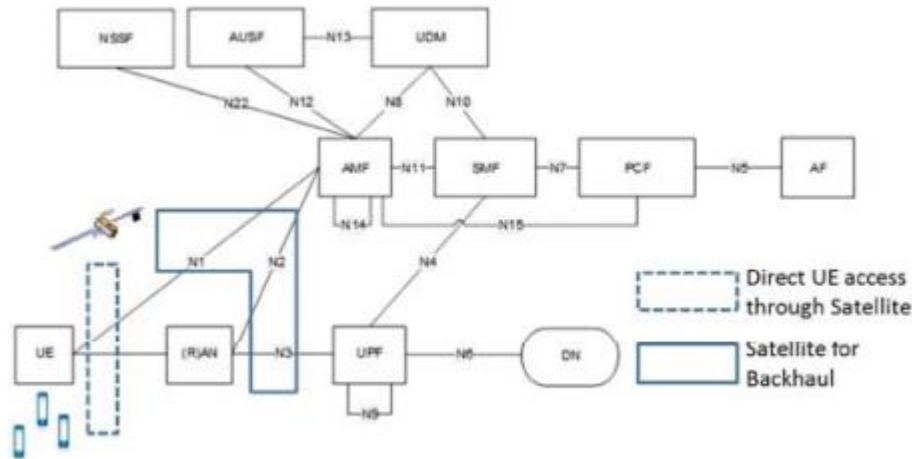
B. Άμεση πρόσβαση

Τα σημερινά δορυφορικά τερματικά των τελικών χρηστών είναι συνήθως συνδεδεμένα σε ένα συγκεκριμένο δορυφορικό κεντρικό δίκτυο, το οποίο παρέχει ορισμένα χαρακτηριστικά, όπως τηλεοπτική μετάδοση, υπηρεσία φωνής και πρόσβαση στο διαδίκτυο. Ωστόσο, αυτά τα τερματικά δεν είναι άμεσα συνδεδεμένα με τον πυρήνα του επίγειου δικτύου και μπορούν να έχουν πρόσβαση σε άλλα επίγεια τερματικά μέσω της γέφυρας μεταξύ του δορυφορικού πυρήνα και του επίγειου πυρήνα .

Με το 5G, προβλέπεται άμεση πρόσβαση του δορυφορικού τερματικού στον επίγειο πυρήνα 5G, με το δορυφορικό τερματικό να θεωρείται ως εξοπλισμός χρήστη 5G(User Equipment-UE). Η περίπτωση αυτή αναπαρίσταται στην εικόνα 1.2 με ένα διακεκομμένο πλαίσιο που αντιπροσωπεύει μια δορυφορική σύνδεση. Τυπικά, αυτή η τοποθέτηση είναι κατάλληλη για την εξυπηρέτηση ενός απομονωμένου μεμονωμένου χρήστη.

Η τεχνική έκθεση 3GPP 22.822 [9] απεικονίζει αυτή την επιλογή ενσωμάτωσης. Επιπλέον, η τρέχουσα πρωτοβουλία είναι η επαναχρησιμοποίηση του 5G New Radio μέσω δορυφόρου που θα επιτρέψει την απρόσκοπτη ενσωμάτωση του δορυφόρου στο επίγειο δίκτυο.

Ένας αναγεννητικός δορυφόρος με επαρκείς δυνατότητες επεξεργασίας επί του σκάφους μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί με το δίκτυο ραδιοπρόσβασης (Radio Access Network-RAN) ενσωματωμένο στο δορυφόρο.



Εικόνα 1.2 Γενικές επιλογές τοποθέτησης δορυφορικής σύνδεσης[11].

1.5 Δορυφόρος για την βελτίωση της αρχιτεκτονικής 5G

A. Παράδοση στην Άκρη του δικτύου (Edge Delivery)

Η παράδοση στην άκρη είναι η έννοια της προώθησης περιεχομένου στην άκρη του δικτύου (τοπικό δίκτυο δεδομένων -DN- που βρίσκεται σε συνεργασία με τον κόμβο επόμενης γενιάς B -gNB-), προκειμένου να αποφορτιστεί η κυκλοφορία του δικτύου και να βελτιωθεί η ποιότητα της εμπειρίας (QoE) των τελικών χρηστών.

Οι δορυφόροι είναι κατάλληλοι για την παροχή πόρων μετάδοσης/πολυεκπομπής σε μεγάλες περιοχές, ώστε να συγκεντρώσουν το μεγαλύτερο δυνατό κοινό και, ως εκ τούτου, να μειώσουν το παγκόσμιο κόστος παράδοσης. Ο συνδυασμός των δορυφορικών πόρων μετάδοσης/πολυεκπομπής με τους επίγειους πόρους μονοεκπομπής είναι ένας ισχυρός τρόπος βελτιστοποίησης του κόστους παράδοσης περιεχομένου και βελτίωσης της επεκτασιμότητας. Η υποδομή του δικτύου 5G θα επιλέγει τους καταλληλότερους πόρους ανάλογα με το κοινό που πρέπει να προσεγγιστεί. Μπορεί να μεταφέρει υπηρεσίες "βίντεο κατά παραγγελία" (video on demand), "τηλεοπτικά κανάλια" και "ζωντανές εκδηλώσεις" και να βελτιστοποιήσει το κόστος. Καθώς το κοινό ενός τηλεοπτικού καναλιού μεταβάλλεται με την πάροδο του χρόνου, η μέθοδος παροχής μπορεί να προσαρμοστεί ώστε να βελτιστοποιηθεί το εύρος ζώνης του δικτύου και το κόστος.

Οι πάροχοι περιεχομένου μπορούν να χρησιμοποιήσουν τους εικονικούς αποθηκευτικούς και υπολογιστικούς πόρους στην άκρη του κινητού για να αναπτύξουν το περιεχόμενο και τη νοημοσύνη τους, π.χ. τοπική προσωρινή αποθήκευση, μετάδοση ή πολυεκπομπή περιεχομένου σε επιλεγμένα κινητά άκρα, όπου υπάρχουν δυνητικά μεγάλα πλήθη καταναλωτών για το περιεχόμενο.

Χρησιμοποιώντας ως βάση μια τυποποιημένη πλατφόρμα υπολογιστών πολλαπλής πρόσβασης στις άκρες (Multi-access Edge Computing), μπορεί να υλοποιηθεί ένας έξυπνος αλγόριθμος πρόβλεψης προσωρινής αποθήκευσης και καθοδήγησης της κυκλοφορίας χρησιμοποιώντας υπηρεσίες που προσφέρονται από

την πλατφόρμα (π.χ. τοποθεσία, χρήση εύρους ζώνης). Η προώθηση περιεχομένου από τον διακομιστή του δικτύου διανομής περιεχομένου (Content Delivery Network) στο τοπικό δίκτυο δεδομένων μπορεί στη συνέχεια να πραγματοποιηθεί με τη χρήση δυνατοτήτων πολλαπλής διανομής (IP Multicast ή 3GPP enhanced Multimedia broadcast multicast services -eMBMS-) μέσω της δορυφορικής σύνδεσης.

B. Συγκέντρωση πολλαπλών συνδέσεων

Η χρήση του δορυφόρου για τη συμπλήρωση της υφιστάμενης επίγειας ευρυζωνικής σύνδεσης πρόσβασης μπορεί να οδηγήσει σε ένα υβριδικό σενάριο δορυφορικής/επίγειας πολλαπλής αναπαραγωγής, το οποίο μπορεί να εκμεταλλευτεί αποτελεσματικά τη χαμηλή καθυστέρηση των επίγειων δικτύων και το υψηλό εύρος ζώνης των δορυφορικών δικτύων για την καλύτερη υποστήριξη των υπηρεσιών 5G. Πράγματι, οι δορυφορικές και οι επίγειες συνδέσεις σταθερής/κινητής πρόσβασης που συνδυάζονται σωστά μεταξύ τους μπορούν να επιτύχουν καλύτερο QoS/QoE που παρέχεται στους τελικούς χρήστες, καθώς και να βελτιώσουν την πολυμορφία και την ποικιλομορφία των προσφερόμενων υπηρεσιών.

Οι προβλεπόμενες βελτιώσεις περιλαμβάνουν τη στενή ενσωμάτωση του ενισχυμένου πρωτοκόλλου μεσολάβησης (Proxy Enhanced Protocol) και της συνάθροισης πολλαπλών συνδέσεων στο RAN για την επιτάχυνση των συνδέσεων backhaul και τη μεταφορά της κίνησης 5G. Το πρωτόκολλο μεταφοράς επικαιροποιείται σε όλες τις πολλαπλές συνδέσεις backhaul και οι τεχνικές συνάθροισης συνδέσεων βελτιώνονται με απλοποιημένη σηματοδότηση, ενισχύοντας την εκτίμηση συνδέσεων και την επιλογή διαδρομής. Για τη διαχείριση πολλαπλών συνδέσεων backhaul προβλέπονται τεχνικές για την καθοδήγηση της κίνησης, τη μεταγωγή και το διαχωρισμό μεταξύ πρόσβασης 3GPP και μη 3GPP που μελετήθηκαν στο TR 23.793[10].

C. Ενημέρωση λειτουργιών ακρών (Edge Functions Update)

Ένα βασικό θέμα στο 5G είναι η χρήση των παραδειγμάτων softwarisation και εικονικοποίησης(virtualization) για την αύξηση των χαρακτηριστικών και της ευελιξίας του δικτύου.

Η ενσωμάτωση του δορυφόρου μπορεί να οδηγήσει σε αποκέντρωση των λειτουργιών του δικτύου 5G στην άκρη, ανάλογα με την περίπτωση χρήσης. Επιπλέον, κάθε λειτουργία που υλοποιείται στην άκρη μπορεί να χρειαστεί να επικαιροποιηθεί για διάφορους λόγους: ασφάλεια, βελτιωμένες λειτουργίες, πρόσθετες διεπαφές κ.λπ.

Ο δορυφόρος με δυνατότητες μετάδοσης/πολυεκπομπής είναι κατάλληλος για την αποστολή τέτοιων ενημερώσεων εικονικών λειτουργιών δικτύου (Virtualized Network Functions-VNF) σε διαφορετικούς κόμβους ταυτόχρονα για αποτελεσματική παράδοση και ενημέρωση VNF στην άκρη του δικτύου[11].

Αναφορές

- [1] 5G PPP. [Online]. Available: <https://5g-ppp.eu/>. [Accessed July 2017].
- [2] European Commission. H2020 ICT-07-2017 call. [Online]. Available: <http://ec.europa.eu/research/participants/portal/desktop/en/opportunities/h2020/topics/ict-07-2017.html>. Accessed July 2017
- [3] Liolis, K., Geurtz, A., Sperber, R., Schulz, D., Watts, S., Poziopoulou, G., ... & Chuberre, N. (2019). Use cases and scenarios of 5G integrated satellite-terrestrial networks for enhanced mobile broadband: The SaT5G approach. *International Journal of Satellite Communications and Networking*, 37(2), 91-112.
- [4] Evans, B. G. (2014, September). The role of satellites in 5G. In 2014 7th Advanced Satellite Multimedia Systems Conference and the 13th Signal Processing for Space Communications Workshop (ASMS/SPSC) (pp. 197-202). IEEE.
- [5] ITU Rec. M.1182-1, “Integration of Terrestrial and Satellite Mobile Communication Systems,” 1995–2003.
- [6] ITU Rec. M. 2083-0, “IMT Vision—Framework and Overall Objectives of the Future Development of IMT for(2020).
- [7] ITU-R. Vision, requirements, and evaluation guidelines for satellite radio interface(s) of IMT-2020. [Online]. Available: https://www.itu.int/dms_pub/itu-r/opb/rep/R-REP-M.2514-2022-PDF-E.pdf
- [8] Kotheli, O., Lagunas, E., Maturo, N., Sharma, S. K., Shankar, B., Montoya, J. F. M., ... & Goussetis, G. (2020). Satellite communications in the new space era: A survey and future challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 23(1), 70-109.
- [9] 3 GPP TR. 22.822, V0.2.0, Study on using Satellite Access on 5G, Rel 16, Rapporteurs: Cyril MICHEL, Nicholas Chuberre- Thales
- [10] 3GPP TR 23.793, Study on Access Traffic Steering, Switch and Splitting support in the 5G system architecture.
- [11] Jou, B. T., Vidal, O., Cahill, J., Arnal, F., Houssin, J. M., Boutin, M., & Chau, D. K. (2018, June). Architecture options for satellite integration into 5G networks. In 2018 European Conference on Networks and Communications (EuCNC) (pp. 398-9). IEEE.

2 Κεφάλαιο: Γεννήτριες χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής

2.1 Μοντέλα βασισμένα σε φίλτρα

Η απόσβεση λόγω βροχής έχει τον μεγαλύτερο αντίκτυπο για τις δορυφορικές συνδέσεις στις ζώνες Ku, Ka και Q/V. Είναι ο κυριότερος παράγοντας μείωσης της αξιοπιστίας των ζεύξεων. Ως εκ τούτου, ο αριθμός των συνθετών που αναπτύχθηκαν για την παραγωγή χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής είναι πολυάριθμος.

Παρά το γεγονός ότι έχουν μελετηθεί και προταθεί διάφορα μοντέλα χρονοσειρών για τη σύνθεση δειγμάτων απόσβεσης βροχής με χρονικές ιδιότητες, μόνο ένα μοντέλο έχει ξεχωρίσει. Αρχικά, το μοντέλο αυτό βασίζεται στο μοντέλο Maseng-Bakken[1], το οποίο ορίζεται ως δυναμικό μαθηματικό μοντέλο απόσβεσης της βροχής. Το πλεονέκτημα του μοντέλου Maseng-Bakken είναι η απλότητα της προσομοίωσης των επιδόσεων της ζεύξης επικοινωνίας κατά την απόσβεση λόγω βροχής[2]. Αργότερα, το μοντέλο αυτό τροποποιήθηκε, βελτιώθηκε και παρουσιάστηκε ως μια νέα σύσταση της Διεθνούς Ένωσης Τηλεπικοινωνιών (ITU), σύσταση P.1853[3].

Στο μοντέλο Maseng-Bakken, η στοχαστική διαδικασία της απόσβεσης της βροχής δημιουργείται με τη χρήση ενός χαμηλοπερατού φίλτρου. Οι κύριες παραδοχές του μοντέλου είναι:

1. Η απόσβεση λόγω βροχής ακολουθεί τη λογαριθμοκανονική κατανομή.
2. Ο ρυθμός μεταβολής της απόσβεσης της βροχής είναι ανάλογος της στιγμιαίας τιμής της απόσβεσης λόγω βροχής.
3. Η απόσβεση λόγω βροχής μπορεί να περιγραφεί ως διαδικασία Markov πρώτης τάξης

Στην Εικόνα 2.1, παρουσιάζεται ένα διάγραμμα βαθμίδων για τη δημιουργία χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Bakken. Η είσοδος στο πρώτο μπλοκ (n_t) είναι ανεξάρτητα δείγματα μιας μηδενικής μέσης τιμής και μοναδιαίας διακύμανσης στοχαστικής διαδικασίας Gauss. Το πρώτο μπλοκ είναι ένα χαμηλοπερατό φίλτρο με συχνότητα αποκοπής ίση με τη δυναμική παράμετρο της απόσβεσης λόγω βροχής (β_A). Η έξοδος του φίλτρου είναι συσχετισμένα δείγματα μιας στοχαστικής διαδικασίας Gauss, τα οποία στη συνέχεια περνούν από το μη γραμμικό μετασχηματισμό:

$$A_t = A_m \exp(S_A X_t) \quad (2.1)$$

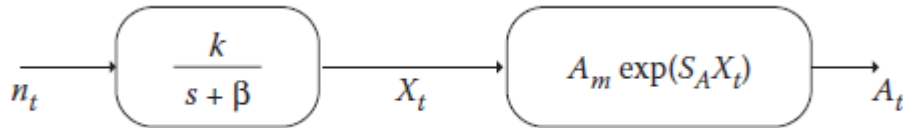
όπου A_m και S_A είναι οι στατιστικές παράμετροι της λογαριθμοκανονικής κατανομής της απόσβεσης λόγω βροχής και τότε προκύπτουν οι χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής[4].

Από το μοντέλο Maseng-Bakken, η αυτοσυσχέτιση της εξόδου του χαμηλοπερατού φίλτρου είναι:

$$\rho_X(t) = e^{-\beta_A t} \quad (2.2)$$

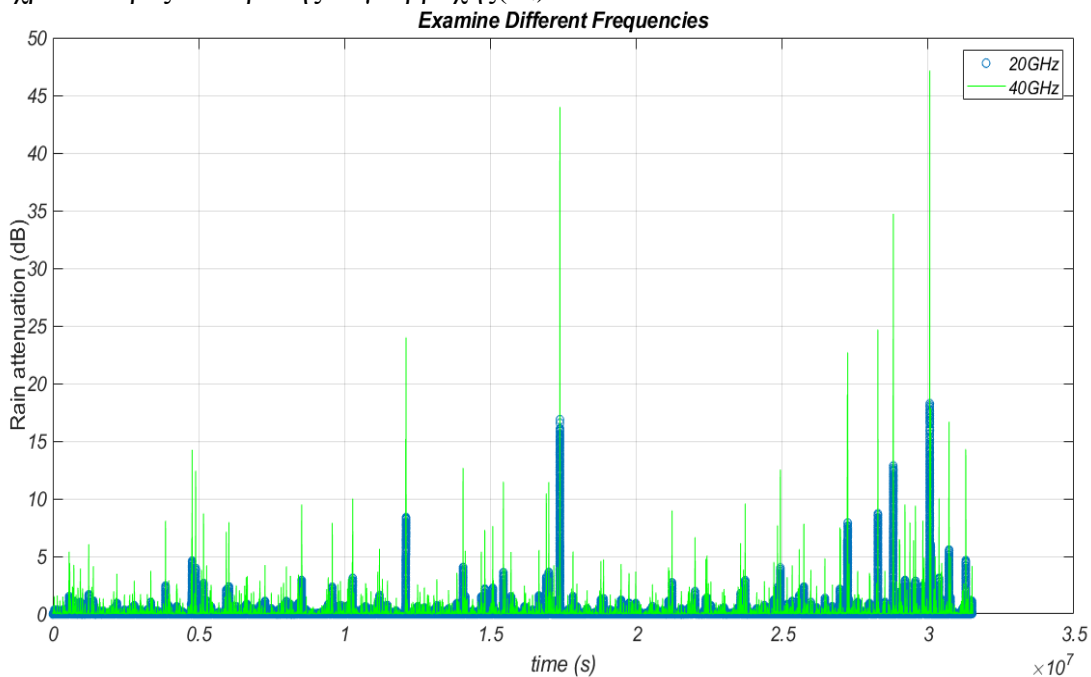
Και το φάσμα του είναι:

$$S_x(f) = \frac{1}{1 + \left(2\pi \frac{f}{\beta_A}\right)^2} \quad (2.3)$$



Εικόνα 2.1 Διάγραμμα Βαθμίδων του μοντέλου Maseng-Baken[1].

Στην εικόνα 2.2 παρουσιάζονται στιγμιότυπα της χρονοσειράς της απόσβεσης λόγω βροχής λαμβάνοντας υπόψη δύο επίγειους σταθμούς στην Αθήνα, με συχνότητα 20 και 40 GHz αντίστοιχα και γωνία ανύψωσης 43.21°. Η δυναμική παράμετρος της ζεύξης τέθηκε ίση με $\beta_A = 10^{-4}$. Τα ανεξάρτητα δείγματα στοχαστικής διαδικασίας Gauss λήφθηκαν για την διάρκεια ενός έτους (31536000 δευτερόλεπτα) και ως χρόνος ανάλυσης επιλέχθηκε το 1 δευτερόλεπτο. Άρα παράχθηκαν 31536000 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_t).



Εικόνα 2.2 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής στα 20 και στα 40 GHz

Και στις δύο περιπτώσεις παρατηρούμε ότι κυριαρχούν τα φαινόμενα καθαρού ουρανού. Ωστόσο σε περίπτωση που συμβούν βροχοπτώσεις στη συχνότητα των 40 GHz έχουμε αρκετά μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι στα 20 GHz. Για παράδειγμα η μέγιστη απόσβεση λόγω βροχής στην πρώτη περίπτωση είναι περίπου 46 dB ενώ στην δεύτερη 18 dB. Αυτό οφείλεται στο ότι όσο μεγαλώνει η συχνότητα

μικραίνει το μήκος κύματος με αποτέλεσμα να γίνεται συγκρίσιμο με το μήκος της σταγόνας της βροχής. Με αυτό τον τρόπο υπάρχει μεγαλύτερη απορρόφηση των ραδιοκυμάτων από τους βροχοπυρήνες και σαν συνέπεια σε μικρότερα μήκη κύματος αυτό μεταφράζεται σε υψηλότερες αποσβέσεις.

2.2 Μοντέλα βασισμένα σε στοχαστική διαφορική εξίσωση

Υποθέτουμε ότι η απόσβεση λόγω βροχής είτε σε μια δορυφορική είτε σε μια επίγεια ζεύξη περιγράφεται δυναμικά από μια στοχαστική διαφορική εξίσωση πρώτης τάξης :

$$da(t) = K_1(a(t)) \cdot dt + \sqrt{K_2(a(t))} dW(t) \quad (2.4)$$

όπου $W(t)$ είναι η κίνηση Brownian ή αλλιώς η διαδικασία Wiener και το διαφορικό $dW(t)$ ακολουθεί την κανονική κατανομή με μηδενική μέση τιμή και διακύμανση dt . Οι τιμές $K_2(a(t))$ και $K_1(a(t))$ είναι ο συντελεστής διάχυσης και ο συντελεστής ολίσθησης της στοχαστικής διαφορικής εξίσωσης αντίστοιχα.

Οι Maseng και Bakken (1981) υπέθεσαν ότι ο ρυθμός μεταβολής της απόσβεσης της βροχής είναι ανάλογος της στιγμιαίας τιμής της απόσβεσης της βροχής. Επομένως, σύμφωνα με τον ορισμό του συντελεστή διάχυσης θεωρείται ότι $K_2 \sim A_t^2$. Έτσι, δεδομένου ότι η στατική συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF) μιας στοχαστικής διαδικασίας που περιγράφεται από την παραπάνω εξίσωση δίνεται από τη σχέση:

$$p_{st}(a) = \frac{C}{K_2(a)} \exp \left\{ 2 \int \frac{K_1(y)}{K_2(y)} dy \right\} \quad (2.5)$$

όπου C είναι μια κανονικοποιημένη σταθερά και ότι η απόσβεση λόγω βροχής υποθέτετε ότι ακολουθεί την λογαριθμοκανονική κατανομή η στοχαστική διαφορική εξίσωση που περιγράφει την απόσβεση λόγω βροχής είναι η:

$$dA_t = \beta_A A_t \left[S_a^2 - \ln \frac{A_t}{a_m} \right] dt + \sqrt{2\beta_A S_a A_t} dW_t \quad (2.6)$$

Χρησιμοποιώντας τον ακόλουθο μετασχηματισμό:

$$X_t = M[A_t] = \ln \frac{A_t}{S_a} \quad (2.7)$$

Η στοχαστική διαφορική που περιγράφει την διαδικασία X_t γίνεται [5]:

$$dX_t = -\beta_A X_t dt + \sqrt{2\beta_A} dW_t \quad (2.8)$$

Η αναλυτική λύση της εξίσωσης είναι:

$$X_t = e^{\beta t} \left(X_0 + \sqrt{2\beta_A} \int_0^t e^{-\beta s} dW_s \right) \quad (2.9)$$

Όπου X_0 είναι η αρχική τιμή της διαδικασίας X_t . Η διαδικασία X_t είναι η διαδικασία Ornstein-Uhlenbeck, η οποία είναι μια γκαουσιανή στοχαστική διαδικασία μηδενικού μέσου μοναδιαίας διακύμανσης με μια συνάρτηση αυτοσυσχέτισης που δίνεται από την εξίσωση. Επομένως, για τη δημιουργία της απόσβεσης της βροχής με τη χρήση του παραπάνω μοντέλου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο ακόλουθος αλγόριθμος βήμα προς βήμα:

1. Δημιουργία χρονοσειρών της διαδικασίας X_t μέσω της εξίσωσης (2.9).
2. Υπολογισμός της απόσβεσης της βροχής μέσω του ακόλουθου μετασχηματισμού:

$$A_t = A_m \exp(S_A X_t) \quad (2.10)$$

Εκτός από τη λογαριθμοκανονική κατανομή, έχουν αναγνωρισθεί οι κατανομές Weibull και γάμμα. για την περιγραφή της απόσβεσης της βροχής. Θεωρείται ότι η στατική κατανομή της εξασθένησης της βροχής προσεγγίζεται στις κλιματικές περιοχές με έντονη βροχόπτωση από την κατανομή γάμμα με την ακόλουθη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF):

$$p_A(\alpha) = \frac{\beta_\alpha^{u_\alpha}}{\Gamma(u_\alpha)} \cdot \alpha^{u_\alpha - 1} \cdot \exp(-\beta_\alpha \cdot \alpha) \quad (2.11)$$

Όπου β_α , u_α είναι οι δύο θετικές παράμετροι της κατανομής γάμμα, οι οποίες μπορούν να υπολογιστούν με προσαρμογή παλινδρόμησης σε πειραματικά δεδομένα ή με δεδομένα μοντέλων πρόβλεψης και η παράμετρος $\Gamma()$ είναι η γάμμα συνάρτηση.

Η εξάρτηση του ρυθμού μεταβολής της απόσβεσης της βροχής με την στιγμιαία τιμή της βρέθηκε ότι είναι αναλογική. Επομένως, ακολουθώντας τον ορισμό του συντελεστή διάχυσης για την περίπτωση της κατανομής γάμμα, αυτός θεωρείται να είναι:

$$K_2(\alpha(t)) = (2\beta_\alpha) \cdot d_{AG} \cdot \alpha(t)^2 \quad (2.12)$$

όπου d_{AG} είναι η δυναμική παράμετρος του μοντέλου M-B που περιγράφει τον ρυθμό μεταβολής. Η στατική πυκνότητα πιθανότητας (PDF) της στοχαστικής διαδικασίας δίνεται από την εξίσωση(2.5).

Δεδομένου ότι ο στόχος είναι η παραγωγή χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής που αναπαράγουν τα χαρακτηριστικά πρώτης τάξης της κατανομής γάμμα, ο συντελεστής ολίσθησης $K_1(\alpha(t))$ υπολογίζεται από την (2.5) χρησιμοποιώντας την (2.12):

$$K_1(\alpha(t)) = d_{AG} \cdot \alpha(t) \cdot \left(\frac{v_\alpha}{\beta_\alpha} + \frac{1}{\beta_\alpha} - \alpha(t) \right) \quad (2.13)$$

Η δυναμική παράμετρος d_{AG} μπορεί να προκύψει μέσω προσαρμογής παλινδρόμησης σε πειραματικά δεδομένα χρονοσειρών, ακολουθώντας τον ορισμό του συντελεστή διάχυσης. Εξαρτάται από τα ηλεκτρικά και γεωμετρικά χαρακτηριστικά της μικροκυματικής ζεύξης.

Συνοψίζοντας, οι εκφράσεις των συντελεστών ολίσθησης $K_1(\alpha(t))$ και διάχυσης $K_2(\alpha(t))$ (και αντίστοιχα) προέκυψαν με την παραδοχή ότι: α)η απόσβεση λόγω βροχής ακολουθεί την κατανομή γάμμα, η οποία έχει αποδειχθεί ότι είναι καταλληλότερη για τη μοντελοποίηση της υπέρβασης της απόσβεσης της βροχής πιθανότητας σε τροπικές και υποτροπικές περιοχές και β) ο ρυθμός μεταβολής της απόσβεσης της βροχής είναι ανάλογος της στιγμιαίας τιμής της απόσβεσης της βροχής και έτσι ο συντελεστής διάχυσης είναι και αυτός ανάλογος.

Προκειμένου να δημιουργήσουμε χρονοσειρές που είναι αντιπροσωπευτικές για την απόσβεση λόγω βροχής που επηρεάζει μια συγκεκριμένη δορυφορική ή επίγεια σύνδεση, χρησιμοποιούμε την λύση της στοχαστικής διαφορικής που περιγράφεται από την (2.4) με τους συντελεστές στις εξισώσεις (2.12) και (2.13):

$$\alpha(t) = \frac{a_0 \cdot e^{\sqrt{\frac{d_{AG}}{\beta_\alpha}} \cdot W(t) + d_{AG} \cdot \frac{v_\alpha}{\beta_\alpha} \cdot t}}{\left(1 + d_{AG} \cdot a_0 \int_0^t e^{\sqrt{\frac{d_{AG}}{\beta_\alpha}} \cdot W(s) + d_{AG} \cdot \frac{v_\alpha}{\beta_\alpha} \cdot s} ds \right)} \quad (2.14)$$

όπου $W(t)$ είναι η διαδικασία Wiener και a_0 είναι η αρχική τιμή της απόσβεσης λόγω βροχής που μπορεί να ληφθεί 0.5 dB ή μια πολύ μικρή τιμή κοντά στα 0 dB[6].

Ένα μπλοκ διάγραμμα για τη δημιουργία της χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για βροχή με κατανομή γάμμα δίνεται στην εικόνα 2.3. Το πρώτο μπλοκ απαιτείται προκειμένου να ληφθούν οι δύο στατιστικές παράμετροι της απόσβεσης λόγω βροχής.

Εκτός από την κατανομή γάμμα έχει αναγνωριστεί και η κατανομή Weibull για την περιγραφή της απόσβεσης λόγω βροχής. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της κατανομής Weibull είναι:

$$p_x(x) = \frac{v}{w} x^{v-1} e^{-\frac{x^v}{w}}, x > 0 \quad (2.15)$$

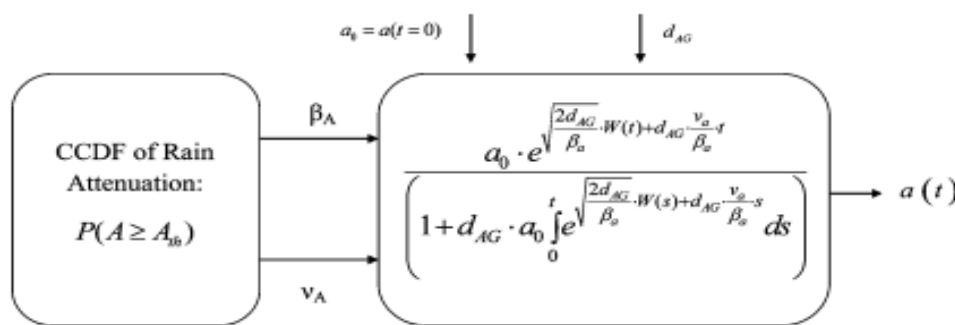
όπου v και w είναι οι δύο παράμετροι της κατανομής Weibull που πρέπει να είναι μεγαλύτεροι από μηδέν.

Η προτεινόμενη στοχαστική διαφορική εξίσωση έχει τη μορφή της Εξίσωσης (2.4) με τον συντελεστή ολίσθησης του προτεινόμενου συνθέτη:

$$K_1(A(t)) = \beta_A A(t) \left(w + \frac{w}{v} - A^v(t) \right) \quad (2.16)$$

όπου β_A είναι η δυναμική παράμετρος της απόσβεσης λόγω βροχής. Ο συντελεστής διάχυσης είναι:

$$K_2(A(t)) = \frac{2\beta_A w}{v} A^2(t) \quad (2.17)$$



Εικόνα 2.3 Μπλοκ διάγραμμα διαδικασίας δημιουργίας χρονοσειρών με κατανομή γάμμα[6].

Οι χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής λαμβάνονται στη συνέχεια μέσω της λύσης της στοχαστικής διαφορικής εξίσωσης:

$$A(t) = \frac{A_0 \cdot e^{\sqrt{2\beta_A w/v \cdot B(t) + \beta_A \cdot w \cdot t}}}{\left(1 + \nu \beta_A A_0^\nu \int_0^t e^{\nu \sqrt{2\beta_A w/v \cdot B(s) + \beta_A \cdot w \cdot s}} ds\right)^{1/\nu}} \quad (2.18)$$

όπου $B(t)$ είναι η κίνηση Brownian και A_0 είναι η αρχική τιμή της απόσβεσης της βροχής, η οποία μπορεί να είναι μια χαμηλή τιμή όπως 0.5 dB. Επομένως, χρησιμοποιώντας την , η χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής μπορεί να παραχθεί[7].

2.3 Μοντέλα βασισμένα στην τεχνική συνθετική καταιγίδας(Synthetic Storm Technique)

Η τεχνική συνθετικής καταιγίδας μετατρέπει μια χρονοσειρά ρυθμού βροχής σε μια δεδομένη τοποθεσία σε χρονοσειρά απόσβεσης του σήματος. Η μετατροπή αυτή απαιτεί γνώση του μήκους της διαδρομής του σήματος μέσω του μέσου βροχής, της ταχύτητας (ταχύτητα μεταφοράς) του μέσου βροχής και το ρυθμό βροχόπτωσης στη θέση που εξετάζεται. Υποθέτοντας ότι η θέση αυτή βρίσκεται σε ένα συγκεκριμένο σημείο στον άξονα x (η προβολή του συνδέσμου στο έδαφος) και ότι μετράται ένας ρυθμός βροχής (mm/h) σε αυτή τη θέση στο έδαφος, η συγκεκριμένη απόσβεση βροχής, γ (dB/km), σε αυτό το σημείο δίνεται από τη σχέση:

$$\gamma(x_0) = kR^\alpha(x_0) \quad (2.19)$$

σύμφωνα με την σύσταση P.838 της ITU-R[8], όπου k και α είναι δύο σταθερές που εξαρτώνται από την συχνότητα και την πόλωση του σήματος που ταξιδεύει στο μέσο βροχής.

Για μια δορυφορική διαδρομή, η τεχνική συνθετικής καταιγίδας υποθέτει ότι η κατακόρυφη δομή της τροπόσφαιρας -όταν βρέχει- αποτελείται από ένα στρώμα βροχής και ένα στρώμα τήξης, όπως φαίνεται στην εικόνα 2.4. Το στρώμα βροχής (στρώμα A) αποτελείται από ομοιογενή βροχή που πέφτει και χαρακτηρίζεται από τον ρυθμό βροχής, R_A . Το στρώμα τήξης (στρώμα B) κυριαρχείται από πάγο και περιγράφεται από τον «φαινομενικό ρυθμό βροχής», R_B όπου:

$$R_A = rR_B \text{ με } r = 3.134 \quad (2.20)$$

Ολόκληρο το μέσο βροχής κινείται με σταθερή ταχύτητα μεταφοράς ν , η οποία θεωρείται ότι ευθυγραμμίζεται με την προβολή του συνδέσμου στο έδαφος (άξονας x). Το ύψος πάνω από την επιφάνεια της θάλασσας του γήινου σταθμού είναι H_S . Το ύψος πάνω από τη στάθμη της θάλασσας του άνω ορίου του στρώματος B είναι H_B το οποίο εξαρτάται από το γεωγραφικό πλάτος του γήινου σταθμού. Σύμφωνα με την σύσταση ITU-R Rec. 839-0 (1992)[9] , δίνεται από τη σχέση:

$$H_B = \begin{cases} 5 & \varphi < 23 \\ 5 - 0.075(\varphi - 23) \text{ km} & \varphi \geq 23 \end{cases} \quad (2.21)$$

Το μοντέλο υποθέτει ότι το ύψος πάνω από τη στάθμη της θάλασσας, H_A , του ανώτερου ορίου του στρώματος A δίνεται από τη σχέση:

$$H_A(\varphi) = H_B(\varphi) - h(\text{km}) \quad (2.22)$$

όπου $h = 0.4 \text{ km}$ είναι το πάχος του στρώματος τήξης.

Για τη μετατροπή της συγκεκριμένης απόσβεσης σε ένα δεδομένο σημείο σε σήμα απόσβεσης, η παρακάτω έκφραση μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην περίπτωση μίας δορυφορικής διαδρομής:

$$A(x_0) = k_A \int_0^{L_A} R^A(x_0 + \Delta x_0, \xi) d\xi + k_B r^{A_B} \int_{L_A}^{L_B} R^B(x_0, \xi) d\xi \quad (2.23)$$

όπου ξ είναι η απόσταση που μετράτε κατά μήκος της δορυφορικής διαδρομής (εικόνα 2.4). Τα μήκη διαδρομής L_A και L_B δίνονται από τις σχέσεις:

$$L_A = \frac{H_A - H_S}{\sin(\theta)} \quad \text{και} \quad L_B = \frac{H_B - H_S}{\sin(\theta)} \quad (2.24)$$

όπου θ είναι η γωνία ανύψωσης της ζεύξης, όπως φαίνεται και στην εικόνα 2.4. Περαιτέρω παράμετροι είναι:

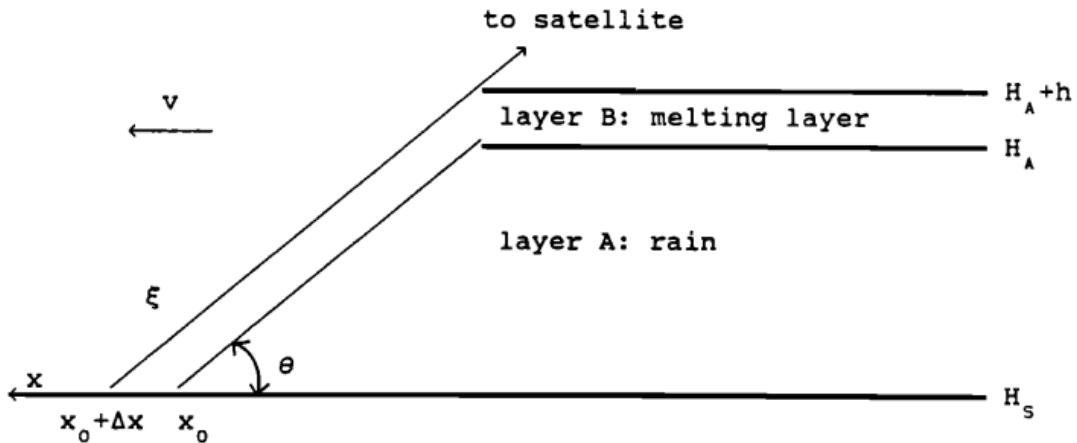
$$\Delta x_0 = \Delta L \cos(\theta) = \frac{h}{\tan(\theta)}$$

$$\text{και} \quad \Delta L = L_B - L_A = \frac{h}{\sin(\theta)} \quad (2.25)$$

όπου Δx_0 είναι μια μετατόπιση για να ληφθεί υπόψη το γεγονός ότι η διαδρομή εξέρχεται από το στρώμα Β στο $x_0 + \Delta x_0$ (εικόνα 2.4)[10].

Η τελική έκφραση για τη δημιουργία της χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής δίνεται από τον αντίστροφο μετασχηματισμό Fourier του ακόλουθου φάσματος[11]:

$$S_A(f) = S_{Y,A} L_A \text{sinc} \left[f \frac{L_A}{v(\theta)} \right] \exp \left[-j2\pi f \frac{\Delta x_0}{v(\theta)} \right] + r^{A_B} S_{Y,B} \Delta L \text{sinc} \left[f \frac{\Delta L}{v(\theta)} \right] \quad (2.26)$$



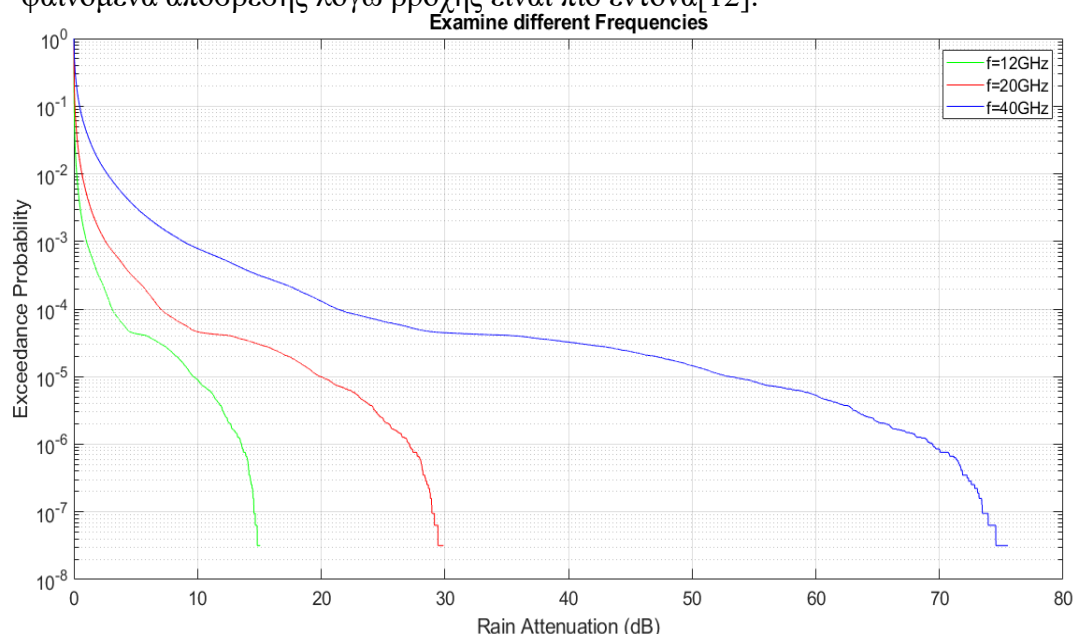
Εικόνα 2.4 Μοντέλο της κατακόρυφης δομής της τροπόσφαιρας και γεωμετρία της δορυφορικής ζεύξης[11].

2.4 Καμπύλες απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για μοντέλα βασισμένα σε φίλτρα

Στη συνέχεια εξετάζονται για τις παραγόμενες χρονοσειρές καμπύλες απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης. Επιπλέον, η μελέτη μας επικεντρώνεται στον αντίκτυπο των κύριων παραμέτρων διάδοσης στα στατιστικά στοιχεία απόσβεσης, και ιδίως στον κατώφλι της απόσβεσης λόγω βροχής για συγκεκριμένη πιθανότητα αποκοπής. Οι κύριες παράμετροι διάδοσης που εξετάζονται εδώ είναι η συχνότητα η γωνία ανύψωσης του επίγειου σταθμού, η θέση του επίγειου σταθμού, το είδος της πόλωσης του σήματος και ο χρόνος ανάλυσης που λαμβάνονται τα δείγματα.

2.4.1 Διαφορετική Συχνότητα

Στην εικόνα 2.5 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης για διαφορετικές συχνότητες. Οι διαφορετικές συχνότητες είναι 12,20 και 40GHz, γωνία ανύψωσης έχουμε ίση με 43.21° , κατακόρυφη πόλωση, ενώ η περιοχή που λαμβάνονται οι χρονοσειρές είναι η Αθήνα. Παρατηρούμε ότι για αύξηση της συχνότητας έχουμε αύξηση των απωλειών για την ίδια πιθανότητα αποκοπής. Παρατηρείται μεγάλη διαφορά μεταξύ της πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικές συχνότητες και κατώφλια απόσβεσης. Ενδεικτικά αν θέλουμε να πετύχουμε πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} (0.01%) πρέπει στα 40 GHz να αντιμετωπίσουμε απόσβεση λόγω βροχής της τάξεως των 20dB, στα 20GHz περίπου 8 dB ενώ στα 12 GHz αυτή η απόσβεση είναι μόλις 4 dB. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής οι διαφορά αυτή στις αποσβέσεις για τις τρεις συχνότητες είναι πολύ μεγαλύτερη, αφού για πιθανότητα αποκοπής 10^{-7} στα 40GHz πρέπει να αντιμετωπίσουμε εξασθένηση λόγω βροχής 75 dB, στα 20GHz αντιμετωπίζουμε εξασθένηση 30 dB, ενώ στα 12 GHz μόλις 12dB. Αυτή είναι μια αναμενόμενη διαφορά, αφού γνωρίζουμε ότι καθώς η συχνότητα αυξάνεται τα φαινόμενα απόσβεσης λόγω βροχής είναι πιο έντονα [12].

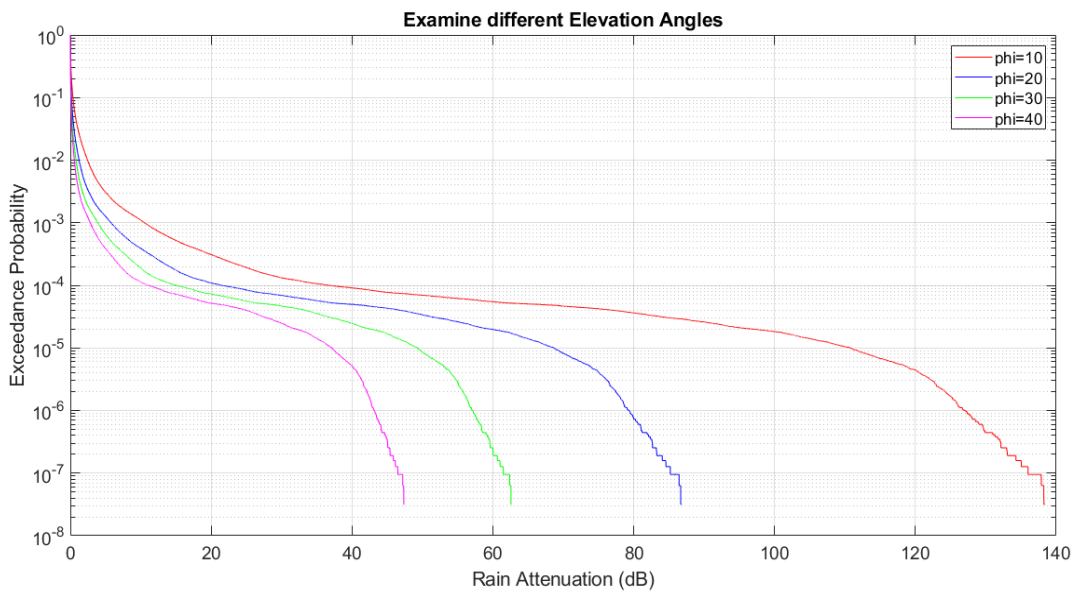


Εικόνα 2.5 Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διάφορες συχνότητες

2.4.2 Διαφορετική γωνία ανύψωσης

Στην εικόνα 2.6 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης για συχνότητα 20GHz, για κατακόρυφη πόλωση, για περιοχή την Αθήνα αλλά για διαφορετικές γωνίες ανύψωσης 10° , 20° , 30° και 40° . Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται η γωνία ανύψωσης έχουμε χαμηλότερη απόσβεση λόγω βροχής για δεδομένη πιθανότητα αποκοπής. Αυτό είναι κάτι που αναμέναμε αφού γνωρίζουμε ότι οι κατακόρυφες μεταδόσεις αντιμετωπίζουν μικρότερα προβλήματα διάδοσης σε σχέση με τις ζεύξεις με τους κεκλιμένους ραδιοδρόμους. Ωστόσο αυτό ισχύει για πιθανότητες αποκοπής μικρότερες από 10^{-2} αφού σε μεγαλύτερες πιθανότητες από αυτήν δεν παρατηρούμε

διαφορά με την αλλαγή της γωνίας ανύψωσης. Την χειρότερη συμπεριφορά την παρατηρούμε για γωνία ανύψωσης 10° με αποσβέσεις που για πιθανότητα αποκοπής 10^{-7} φτάνουν και τα 140dB. Για παράδειγμα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-5} πρέπει να αντιμετωπίσουμε απόσβεση λόγω βροχής στις 10° περίπου 100 dB, στις 20° 70 dB, στις 30° 50dB και στις 40° 35 dB. Οι παραπάνω διαφοροποιήσεις οφείλονται στα διαφορετικά ωφέλιμα μήκη και στο γεγονός ότι ολόκληρη η μικροκυματική διαδρομή λειτουργεί ως χαμηλοπερατό φίλτρο στις μεταβολές του ρυθμού βροχόπτωσης του σημείου. Αυτό το αποτέλεσμα εξομάλυνσης των χρονικών μεταβολών της απόσβεσης της βροχής είναι άμεσο αποτέλεσμα της ενσωμάτωσης της ειδικής απόσβεσης κατά μήκος της κεκλιμένης διαδρομής[12].



Εικόνα 2.6 Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικές γωνίες ανύψωσης του επίγειου σταθμού

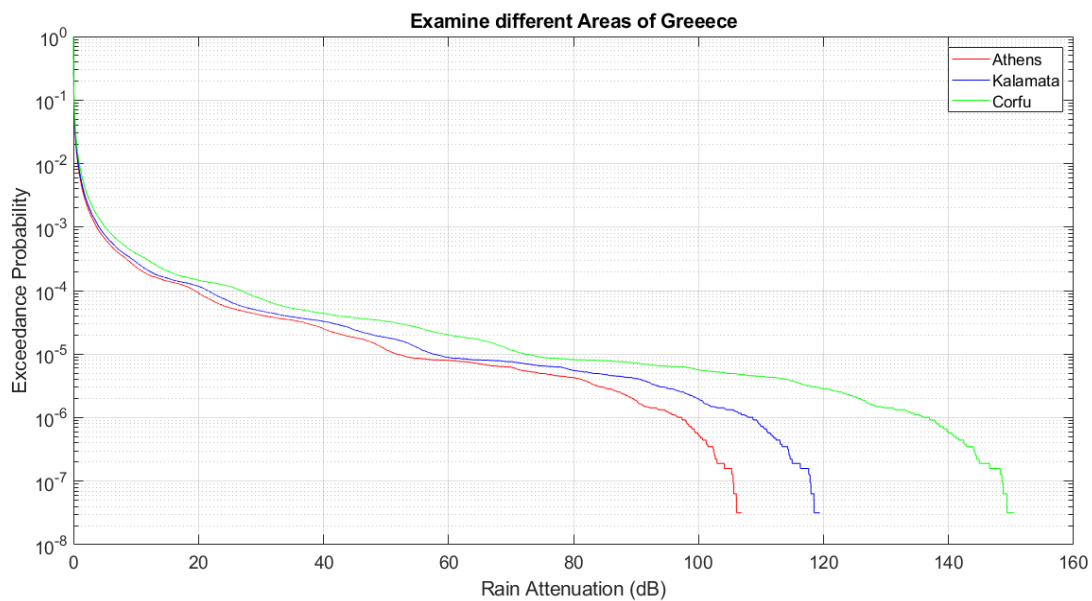
2.4.3 Διαφορετική θέση-τοποθεσία του επίγειου δορυφορικού σταθμού. Επίδραση της Κλιματικής Περιοχής.

Στην εικόνα 2.7 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης για συχνότητα 20GHz, για κατακόρυφη πόλωση, για γωνία ανύψωσης 43.21° , αλλά εξετάζουμε διαφορετικές περιοχές της Ελλάδας. Συγκεκριμένα οι περιοχές αυτές είναι η Αθήνα, η Καλαμάτα και η Κέρκυρα. Οι συντεταγμένες για τις τρεις Ελληνικές πόλεις, οι οποίες αντικατοπτρίζουν την θέση ενός εικονικού επίγειου σταθμού βάσης σε κάθε πόλη φαίνονται στον πίνακα 2.1.

Πίνακας 2.1 Συντεταγμένες εικονικού σταθμού βάσης για διάφορες Ελληνικές πόλεις

Πόλη	Γεωγραφικό Μήκος	Γεωγραφικό Πλάτος
Αθήνα	37.983917°	23.72750°
Καλαμάτα	37.0366°	22.1144°
Κέρκυρα	39.6243°	19.9217°

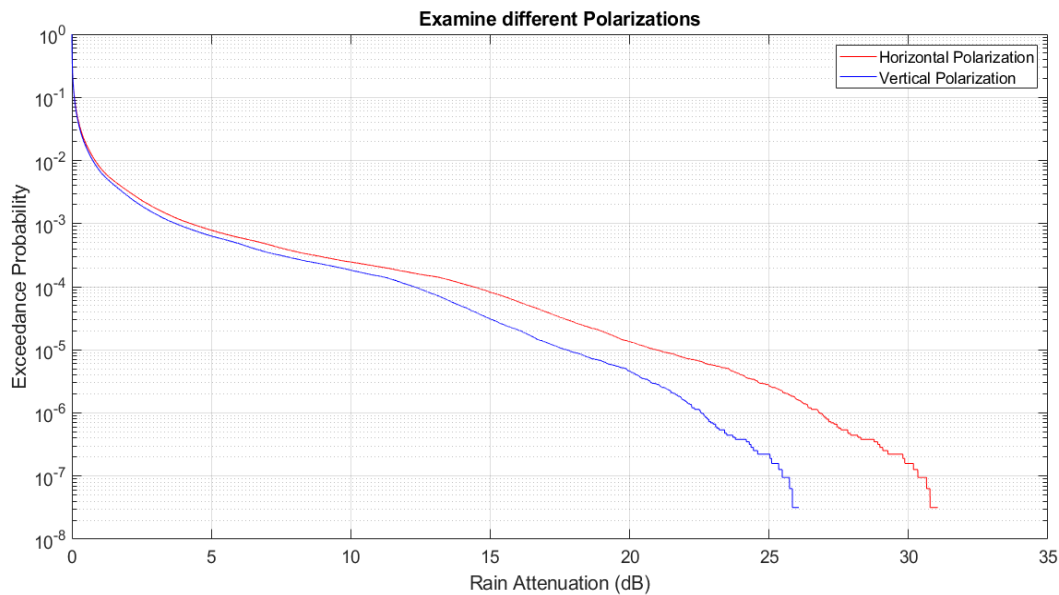
Παρατηρούμε ότι η Κέρκυρα είναι η περιοχή με τις μεγαλύτερες αποσβέσεις λόγω βροχοπτώσεων στη συνέχεια η Καλαμάτα, ενώ την καλύτερη συμπεριφορά την έχει η Αθήνα. Ωστόσο αυτό βλέπουμε ότι ισχύει για πιθανότητες αποκοπής μεγαλύτερες από 10^{-3} αφού μέχρι και αυτήν τιμή δεν παρατηρούμε κάποια σημαντική διαφορά στις τρεις περιοχές. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-5} (0.001% και διαθεσιμότητα 99.999%) έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην Αθήνα απόσβεση λόγω βροχής περίπου 50 dB, στην Καλαμάτα 60 dB και στην Κέρκυρα 80dB. Παρατηρούμε ότι έχουμε ραγδαία αύξηση της απόσβεσης λόγω βροχής για μικρές πιθανότητες αποκοπής. Ενδεικτικά για πιθανότητα αποκοπής 10^{-7} έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην Κέρκυρα απόσβεση λόγω βροχής 150dB, στην Καλαμάτα 115dB και στην Αθήνα περίπου 105 dB.



Εικόνα 2.7 Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικές τοποθεσίες του επίγειου δορυφορικού σταθμού

2.4.4 Διαφορετικό είδος πόλωσης του σήματος

Στην εικόνα 2.8 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης για συχνότητα 20GHz, για περιοχή την Αθήνα, για γωνία ανύψωσης 43.21° , αλλά εξετάζουμε διαφορετικά είδη πόλωσης του σήματος και συγκεκριμένα την οριζόντια και την κατακόρυφη πόλωση. Στην οριζόντια πόλωση, το διάνυσμα του ηλεκτρικού πεδίου του ηλεκτρομαγνητικού κύματος είναι παράλληλο προς τη γη, ενώ στην κατακόρυφη πόλωση, το διάνυσμα του ηλεκτρικού πεδίου του ηλεκτρομαγνητικού κύματος είναι κάθετο στη γη. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και 10^{-3} δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι η κατακόρυφη πόλωση έχει καλύτερη συμπεριφορά (χαμηλότερη απόσβεση λόγω βροχής) από την οριζόντια. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-5} έχουμε να αντιμετωπίσουμε σε περίπτωση οριζόντιας πόλωσης απόσβεση λόγω βροχής περίπου 20 dB, ενώ σε περίπτωση κάθετης πόλωσης απόσβεση λόγω βροχής περίπου 16dB.

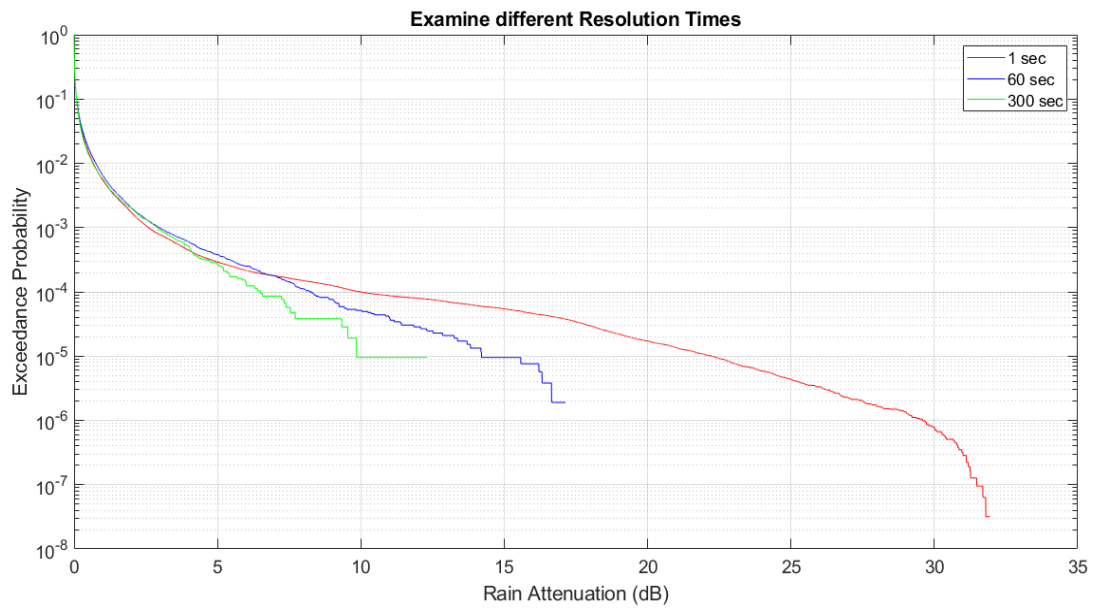


Εικόνα 2.8 Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικά είδη πόλωσης του σήματος

2.4.5 Διαφορετικός χρόνος ανάλυσης των δειγμάτων

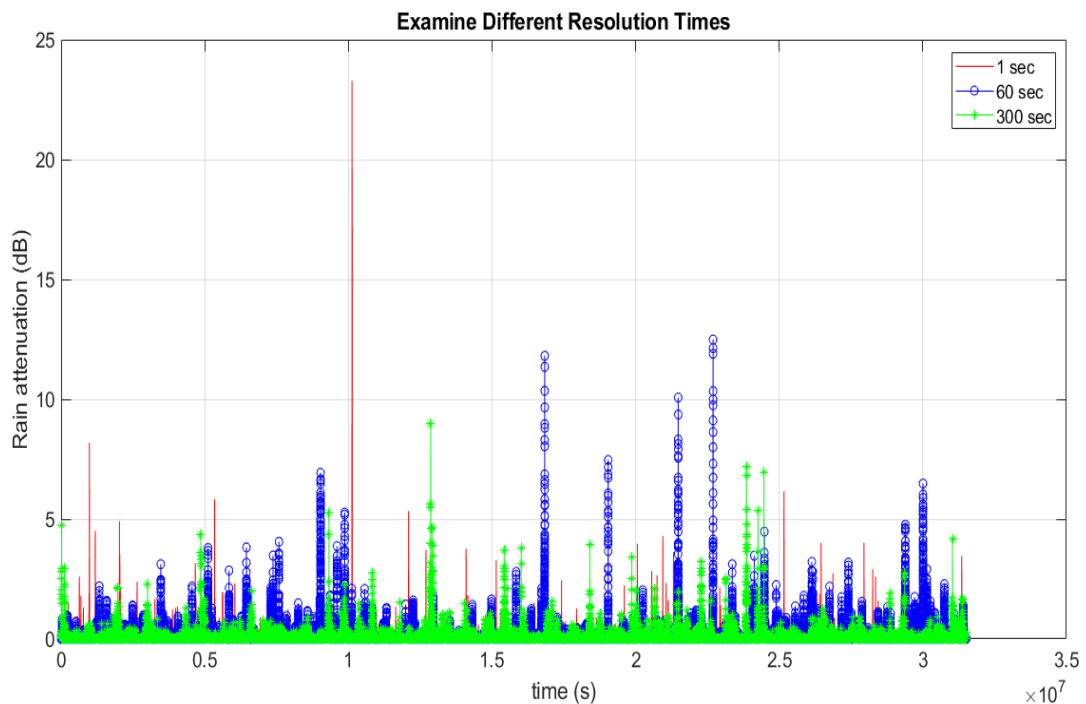
Στην εικόνα 2.9 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης για συχνότητα 20GHz, για περιοχή την Αθήνα, για γωνία ανύψωσης 43.21°, για κατακόρυφη πόλωση, αλλά για διαφορετικά resolution times, δηλαδή τη μονάδα του χρόνου στην οποία παράγονται τα δείγματα. Εξετάζουμε 3 διαφορετικές περιπτώσεις κατά τις οποίες παράγονται δείγματα κάθε 1, κάθε 60 και κάθε 300 δευτερόλεπτα. Ο συνολικός χρόνος είναι 1 έτος. Στην πρώτη περίπτωση, όπως και σε όλες τις προηγούμενες περιπτώσεις η δυναμική παράμετρος της ζεύξης τέθηκε ίση με $\beta_A=10^{-4}$. Στην δεύτερη περίπτωση η δυναμική παράμετρος της ζεύξης τέθηκε ίση με $\beta_A=6 \cdot 10^{-3}$ ενώ στην τελευταία περίπτωση ίση με $\beta_A=0.03$.

Βλέπουμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και $5 \cdot 10^{-3}$ δεν παρατηρούμε κάποια διαφορά στην απόσβεση λόγω βροχής για τις τρεις διαφορετικές περιπτώσεις. Παρατηρούμε ότι όταν παράγονται δείγματα κάθε 1 sec έχουμε την υψηλότερη απόσβεση λόγω βροχής για πιθανότητες αποκοπής μεγαλύτερες από $5 \cdot 10^{-3}$ σε σχέση με τις άλλες δύο περιπτώσεις. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής όταν παράγονται δείγματα κάθε 60 sec έχουμε την αμέσως υψηλότερη απόσβεση λόγω βροχής, ενώ όταν παράγονται κάθε 300 sec έχουμε την καλύτερη συμπεριφορά. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-5} έχουμε να αντιμετωπίσουμε σε περίπτωση παραγωγής δεδομένων κάθε 1 sec απόσβεση λόγω βροχής περίπου 22 dB, σε περίπτωση παραγωγής δεδομένων κάθε 60sec περίπου 15dB, ενώ σε περίπτωση παραγωγής δεδομένων κάθε 300 sec 10 dB. Σε κάθε περίπτωση παρατηρούμε ότι όταν λαμβάνονται δείγματα κάθε 1 sec έχουμε το χαμηλότερο ρυθμό μεταβολής της απόσβεσης, δηλαδή παρατηρούμε μια πιο γραμμική συμπεριφορά, σε σχέση με τις άλλες δύο περιπτώσεις όπου υπάρχουν υψηλότερες ρυθμοί μεταβολής. Αυτό συμβαίνει διότι όταν παράγονται δείγματα κάθε 1 sec έχουμε αποτύπωση της απόσβεσης λόγω βροχής με μεγαλύτερη λεπτομέρεια σε σχέση με τις άλλες δύο περιπτώσεις.



Εικόνα 2.9 Κατώφλι απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής για διαφορετικούς χρόνους ανάλυσης των δειγμάτων

Στην εικόνα 2.10 βλέπουμε τα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για τις τρεις διαφορετικές περιπτώσεις χρόνου ανάλυσης των δειγμάτων στο ίδιο διάγραμμα.



Εικόνα 2.10 Στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για διαφορετικούς χρόνους ανάλυσης των δειγμάτων

Αναφορές

- [1] Maseng T, Bakken PM. A stochastic dynamic model of rain attenuation. *IEEE Transactions on Communications* 1981; COM-29(5):660–669.
- [2] Cornejo, A., Landeros-Ayala, S., Matias, J.M. *et al.* Method of Rain Attenuation Prediction Based on Long–Short Term Memory Network. *Neural Process Lett* **54**, 2959–2995 (2022).
- [3] ITU-R Recommendation P.1853-1 (2012) Tropospheric attenuation time series. Technical report. International Telecommunication Union
- [4] Kourogiorgas, Charilaos, and Athanasios D. Panagopoulos. "6 Tropospheric Attenuation." *Radio Wave Propagation and Channel Modeling for Earth-Space Systems* (2017): 171.
- [5] Kanellopoulos, S.A., A.D. Panagopoulos, and J.D. Kanellopoulos, Calculation of the dynamic input parameter for a stochastic model simulating rain attenuation: A novel mathematical approach, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 55(11), 3257–3264, 2007.
- [6] Kanellopoulos, S.A., A.D. Panagopoulos, C. Kourogiorgas, and J.D. Kanellopoulos, Slant path and terrestrial links rain attenuation time series generator for heavy rain climatic regions, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 61(6), 3396–3399, 2013.
- [7] Kanellopoulos, S.A., C. Kourogiorgas, A.D. Panagopoulos, S.N. Livieratos, and G.E. Chatzarakis, Channel model for satellite communication links above 10 GHz based on Weibull distribution, *IEEE Communication Letter*, 18(4), 568–571, 2014.
- [8] "Specific attenuation model for rain for use in prediction methods," ITU-R Rec.838-1, 2003.
- [9] "Rain height model for prediction methods," ITU-R Rec.839-0, 1992.
- [10] Sanchez-Lago, I., Fontan, F. P., Marino, P., & Fiebig, U.-C. (2007). Validation of the Synthetic Storm Technique as Part of a Time-Series Generator for Satellite Links. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 6, 372–375.
- [11] Matriccioni, E. (1996). Physical-mathematical model of the dynamics of rain attenuation based on rain rate time series and a two-layer vertical structure of precipitation. *Radio Science*, 31(2), 281–295.
- [12] Panagopoulos, Athanasios D., and John D. Kanellopoulos. "On the rain attenuation dynamics: spatial-temporal analysis of rainfall rate and fade duration statistics." *International Journal of Satellite Communications and Networking* 21.6 (2003): 595-611.

3 Κεφάλαιο: Μοντέλο πρόβλεψης χρονοσειρών: Το μοντέλο αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου όρου

3.1 Ορισμός

Τα ραδιοκύματα άνω των 10 GHz επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από την απόσβεση που προκαλείται από τη βροχή, όχι μόνο το μέγεθός της, αλλά και από τον ρυθμό μεταβολής της. Προκειμένου να επιτευχθεί ένας αξιόπιστος σχεδιασμός των ασύρματων συστημάτων επικοινωνίας που λειτουργούν σε αυτές τις συχνότητες, είναι απαραίτητο να αξιολογηθεί ο σχεδιασμός σε προσομοίωση έναντι χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής που παράγεται από ένα λογαριθμοκανονικό μοντέλο, όπως αυτό που αναλύθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Για περισσότερο από μισό αιώνα, τα μοντέλα αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου όρου (Autoregressive Integrated Moving Average-ARIMA) είχαν κυριαρχήσει σε πολλούς τομείς της πρόβλεψης χρονοσειρών. Το μοντέλο ARIMA είναι αποτελεσματικό στην πρόβλεψη διαφόρων μη σταθερών χρονοσειρών, όπως οι τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας, οι μετοχές, τα δεδομένα της αγοράς, οι ταχύτητες του ανέμου και απόσβεση βροχής. Το μοντέλο κινητού μέσου όρου αυτοπαλινδρόμησης (Autoregressive Moving Average-ARMA) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη τυχαίων φαινομένων στους τομείς της φυσικής, της οικονομίας, της βιολογίας και άλλους και είναι καλό στην πρόβλεψη σταθερών χρονοσειρών. Στο μοντέλο ARMA το X_t είναι μια διαδικασία ARMA αν είναι σταθερή η χρονοσειρά και αν για κάθε t ισχύει:

$$\Phi_p(B)X_t = \Theta_q(B)\alpha_t \quad (3.1)$$

με έναν συντελεστή AR(αυτοπαλινδρόμησης):

$$\Phi_p(B) = 1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p \quad (3.2)$$

και έναν συντελεστή MA(κινητού μέσου όρου):

$$\Theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (3.3)$$

όπου το φ_m αντιπροσωπεύει τον m -οστό συντελεστή AR, το θ_n τον n -οστό συντελεστή MA, το X_t την απόσβεση της βροχής, το α_t το σφάλμα και το B τον αντίστροφο τελεστή παραγωγίσης (ανάδελα).

Μια διαδικασία X_t λέγεται ότι ακολουθεί το ολοκληρωτικό μοντέλο ARMA, το οποίο αναφέρεται ως ARIMA, εάν μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$\Phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_0 + \Theta_q(B)\alpha_t \quad (3.4)$$

όπου το d είναι ένας μη αρνητικός ακέραιος αριθμός. Η παραπάνω εξίσωση ανάγεται σε ARMA μοντέλο όταν το d ισούται με 0[1].

Ουσιαστικά σε ένα μοντέλο ARIMA (p, d, q), αυτό που ισχύει είναι ότι η μελλοντική τιμή μιας μεταβλητής υποτίθεται ότι είναι μια γραμμική συνάρτηση των διαφόρων παρελθουσών παρατηρήσεων και τυχαίων σφαλμάτων. Τα p και q είναι ακέραιοι αριθμοί και συχνά αναφέρονται ως τάξεις του μοντέλου, το d είναι ακέραιος αριθμός και συχνά αναφέρεται ως τάξη της διαφοροποίησης. Τα τυχαία σφάλματα, α_t , υποτίθεται ότι κατανομούνται ανεξάρτητα και πανομοιότυπα με μέση τιμή μηδέν και σταθερή διακύμανση σ^2 .

Η μεθοδολογία Box-Jenkins [2] περιλαμβάνει τρία επαναληπτικά βήματα

ταυτοποίησης του μοντέλου, εκτίμησης των παραμέτρων και διαγνωστικού ελέγχου. Η βασική ιδέα της ταυτοποίησης του μοντέλου είναι ότι εάν μια χρονοσειρά παράγεται από μια διαδικασία ARIMA, θα πρέπει να έχει κάποιες θεωρητικές ιδιότητες αυτοσυσχέτισης. Με την αντιστοίχιση των εμπειρικών μοτίβων αυτοσυσχέτισης με τις θεωρητικές, είναι συχνά δυνατό να προσδιοριστεί ένα ή περισσότερα πιθανά μοντέλα για τη δεδομένη χρονοσειρά. Οι Box και Jenkins πρότειναν να χρησιμοποιείται η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation Function-ACF) και η συνάρτηση μερικής αυτοσυσχέτισης (Partial Autocorrelation Function-PACF) των δεδομένων του δείγματος ως τα βασικά εργαλεία για τον προσδιορισμό της τάξης του ARIMA μοντέλου. Έχουν προταθεί και ορισμένες άλλες μέθοδοι επιλογής τάξης που βασίζονται σε κριτήρια εγκυρότητας, όπως το κριτήριο πληροφορίας του Akaike (Akaike information criterion-AIC) και το ελάχιστο μήκος περιγραφής (Minimum Description Length-MDL).

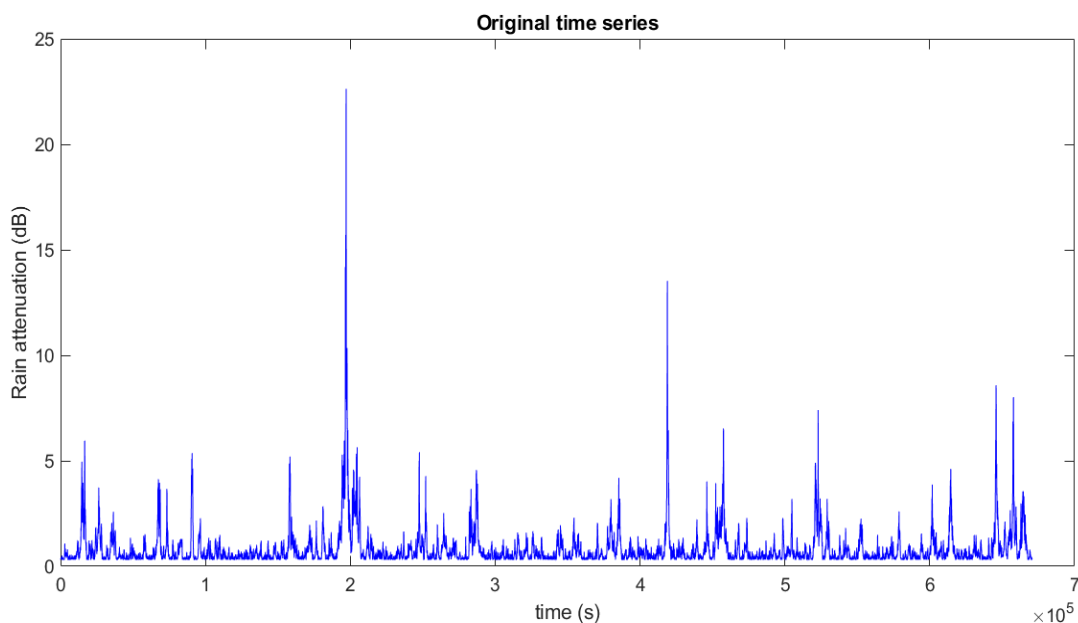
Στο στάδιο της ταυτοποίησης, συχνά απαιτείται μετασχηματισμός των δεδομένων για να καταστεί η χρονοσειρά σταθερή. Η σταθερότητα είναι μια απαραίτητη προϋπόθεση για τη δημιουργία ενός μοντέλου ARIMA που χρησιμοποιείται για πρόβλεψη. Μια σταθερή χρονοσειρά χαρακτηρίζεται από στατιστικά χαρακτηριστικά όπως ο μέσος όρος και η δομή αυτοσυσχέτισης που είναι σταθερά με την πάροδο του χρόνου. Όταν η παρατηρούμενη χρονοσειρά παρουσιάζει τάση και ετεροσκεδαστικότητα, η διαφορισμότητα και ο μετασχηματισμός δύναμης εφαρμόζονται στα δεδομένα για την αφαίρεση της τάσης και τη σταθεροποίηση της διακύμανσης πριν από την προσαρμογή ενός μοντέλου ARIMA. Αφού προσδιοριστεί ένα δοκιμαστικό υπόδειγμα, η εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου είναι απλή. Οι παράμετροι εκτιμώνται κατά τρόπο ώστε ένα συνολικό μέτρο των σφαλμάτων ελαχιστοποιείται. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση μιας διαδικασίας μη γραμμικής βελτιστοποίησης. Το τελευταίο βήμα στην οικοδόμηση του μοντέλου είναι ο διαγνωστικός έλεγχος της επάρκειας του μοντέλου. Αυτό σημαίνει βασικά αν οι υποθέσεις του μοντέλου σχετικά με τα σφάλματα, a_t , ικανοποιούνται.

Διάφορα διαγνωστικά στατιστικά στοιχεία και διαγράμματα των υπολοίπων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να εξεταστεί η καλή προσαρμογή του δοκιμαστικά διατυπωμένου μοντέλου στα ιστορικά δεδομένα. Εάν το μοντέλο δεν είναι επαρκές, θα πρέπει να προσδιοριστεί ένα νέο δοκιμαστικό μοντέλο, το οποίο και πάλι θα ακολουθήσει τα στάδια της εκτίμησης των παραμέτρων και του μοντέλου επαλήθευσης. Οι διαγνωστικές πληροφορίες μπορούν να βοηθήσουν στην υπόδειξη εναλλακτικών μοντέλων. Αυτή η διαδικασία δημιουργίας μοντέλου τριών βημάτων συνήθως επαναλαμβάνεται αρκετές φορές μέχρι να επιλεγεί τελικά ένα ικανοποιητικό μοντέλο. Το τελικό επιλεγμένο μοντέλο μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για σκοπούς πρόβλεψης[3].

3.2 Κατασκευή ARIMA μοντέλου

Στην εικόνα 3.1 φαίνεται ένα στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης κατά το οποίο σε διάρκεια 2592000 δευτερολέπτων, η οποία αντιστοιχεί σε χρονική διάρκεια ενός μήνα, παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_t) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Αθήνα, συχνότητα 20 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21°, ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Χρησιμοποιήθηκαν τα 36000 δείγματα από αυτά, τα οποία αντιστοιχούν σε 25 μέρες, για την εκπαίδευση του ARIMA μοντέλου με σκοπό να γίνει πρόβλεψη για τα τελευταία 7200 δείγματα, που αντιστοιχούν στις τελευταίες 5 μέρες του μήνα και να γίνει σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων

τιμών. Για να παραχθεί το ARIMA μοντέλο χρειάζονται τα 5 εξής βήματα: έλεγχος σταθερότητας ή μη της χρονοσειράς, εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου, εκτίμηση παραμέτρων, διάγνωση και επαλήθευση, πρόβλεψη και ανάλυση[4].

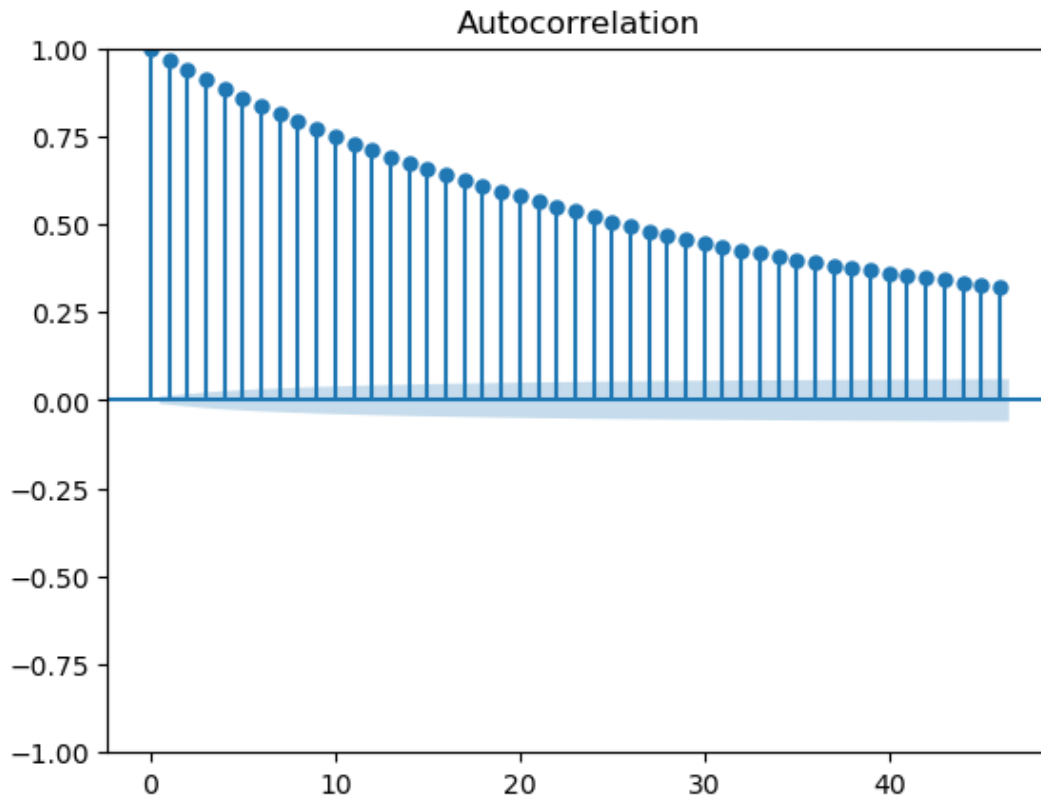


Εικόνα 3.1 Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής

3.2.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς

Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (ACF) χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της σταθερότητας της χρονοσειράς. Αυτοσυσχέτιση είναι η συσχέτιση μεταξύ δύο παρατηρήσεων σε διαφορετικά σημεία μιας χρονοσειράς. Για παράδειγμα, τιμές που χωρίζονται από ένα διάστημα μπορεί να έχουν ισχυρή θετική ή αρνητική συσχέτιση.

Όταν υπάρχουν αυτές οι συσχετίσεις, υποδηλώνουν ότι οι παρελθοντικές τιμές επηρεάζουν την τρέχουσα τιμή. Στην δική μας περίπτωση ισχύει ότι όταν η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης δείχνει ένα αργό καθοδικό μοτίβο, τα δεδομένα δεν είναι ακόμη σταθερά ως προς το μέσο όρο, επομένως απαιτείται διαφοροποίηση για να επιτευχθεί η σταθερότητα στο μέσο όρο. Αντίθετα, αν παρουσιάζει γρήγορο καθοδικό μοτίβο, τα δεδομένα είναι ήδη σταθερά στο μέσο όρο[4]. Στην εικόνα 3.2 φαίνεται η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης η οποία εφαρμόστηκε στα 36000 δείγματα εκπαίδευσης του μοντέλου. Παρατηρούμε ότι πέφτει αρκετά γρήγορα στο 0, επομένως υποθέτουμε ότι τα δεδομένα μας είναι σταθερά ως προς το μέσο όρο. Άρα το d ισούται με το 0 και για τα συγκεκριμένα δείγματα έχουμε ARMA μοντέλο.



Εικόνα 3.2 Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής

3.2.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου

Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `autoarima` από το `pmдарima` της `python` οι οποία έτρεξε διάφορους συνδυασμούς των p, q παραμέτρων ουσιαστικά (αφού το d αναλύθηκε από πριν ότι ισούται με 0). Το καλύτερο σύνολο προσδιορίστηκε χρησιμοποιώντας τα κριτήρια πληροφοριών Akaike (AIC)[5]. Το κριτήριο πληροφοριών Akaike (AIC) ελέγχει πόσο καλά το μοντέλο ταιριάζει στο σύνολο δεδομένων χωρίς να επιτυγχάνεται υπερπροσαρμογή. Η βαθμολογία AIC επιβραβεύει τα μοντέλα που επιτυγχάνουν υψηλή βαθμολογία καλής προσαρμογής και τα τιμωρεί εάν γίνουν υπερβολικά πολύπλοκα. Από μόνη της, η βαθμολογία AIC δεν έχει μεγάλη χρησιμότητα, εκτός αν συγκριθεί με τη βαθμολογία AIC ενός ανταγωνιστικού μοντέλου.

Το μοντέλο με τη χαμηλότερη βαθμολογία AIC αναμένεται να επιτύχει μια ανώτερη ισορροπία μεταξύ της ικανότητάς του να προσαρμόζεται στο σύνολο δεδομένων και της ικανότητάς του να αποφεύγει την υπερβολική προσαρμογή στο σύνολο δεδομένων. Επομένως στην δική μας περίπτωση ίσχυε ότι όποιος συνδυασμός των p, q θα έδινε το μικρότερο AIC αυτός θα ήταν και ο κατάλληλος για να εφαρμοστεί το μοντέλο. Αυτός βρέθηκε να είναι ο $p=4, d=0$ και $q=3$, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 3.1.

Πίνακας 3.1 Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Αθήνα-20GHz) , μοντέλο ARIMA

p	d	q	AIC
2	0	2	-12949.393
1	0	0	-12917.231
1	0	2	-12946.410
3	0	2	-12951.915
4	0	1	-12942.424
4	0	3	-12955.320

3.2.3 Εκτίμηση Παραμέτρων

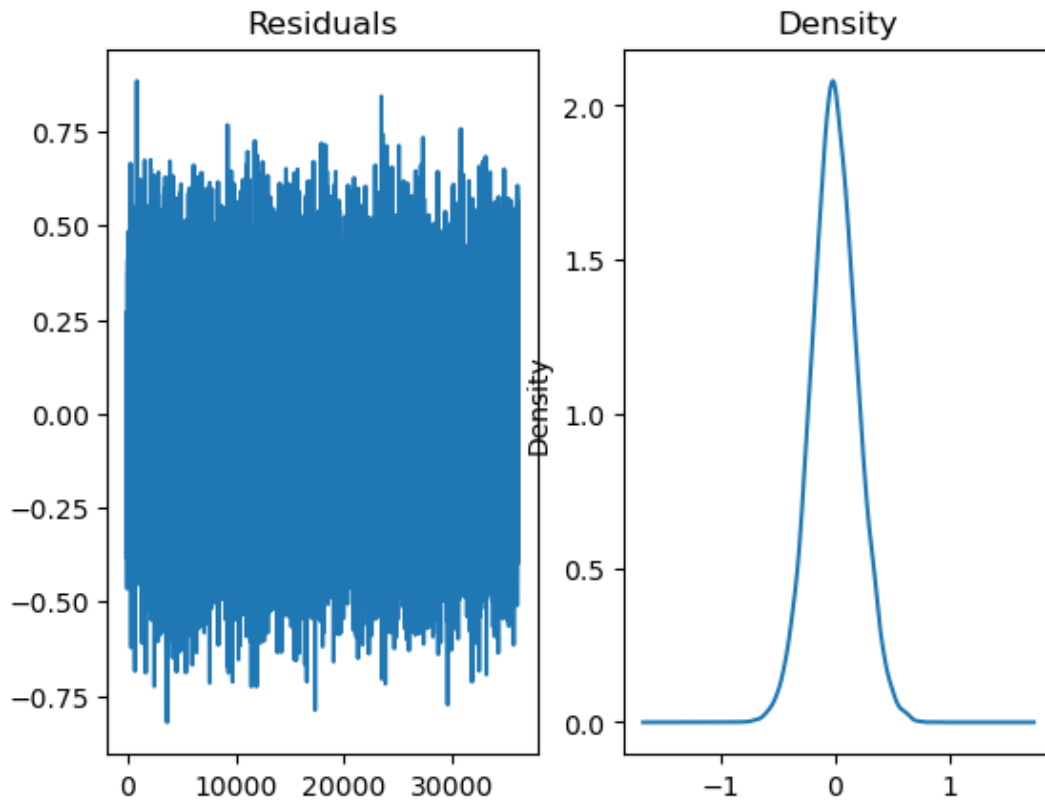
Προκειμένου να εκτιμηθούν οι χρονοσειρές A_t του μοντέλου ARMA πρέπει πρώτα να καθοριστούν οι τιμές των παραμέτρων $\varphi_1, \dots, \varphi_m$ και οι τιμές των παραμέτρων $\theta_1, \dots, \theta_n$. Αυτό έγινε μέσω του `statsmodels.tsa.arima.model` της `python` όπου εφαρμόστηκε το μοντέλο με τιμές παραμέτρων (4,0,3). Επομένως οι παράμετροι που καθορίστηκαν ήταν οι $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ και οι $\theta_1, \theta_2, \theta_3$. Οι τιμές τους φαίνονται στον Πίνακα 3.2.

Πίνακας 3.2 Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα(Αθήνα-20GHz)

Παράμετροι	36000 δείγματα
φ_1	1.2046
φ_2	0.3183
φ_3	-0.6571
φ_4	0.1249
θ_1	-0.2589
θ_2	-0.5632
θ_3	0.1370

3.2.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου

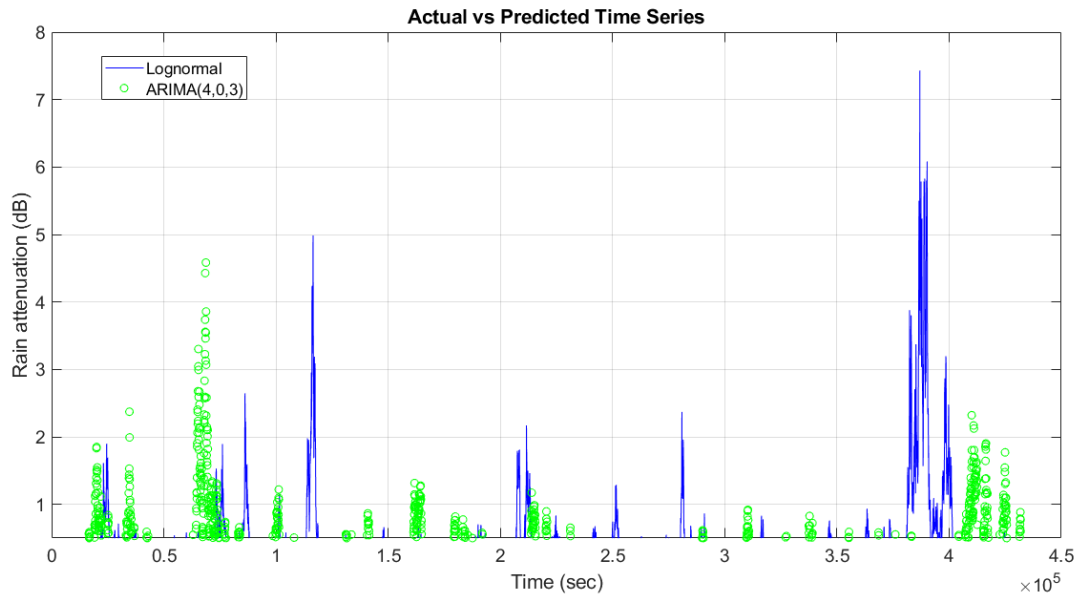
Το επόμενο βήμα είναι ένας διαγνωστικός έλεγχος, κατά τον οποίο η διαφορά(residual) μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών του y (εξαρτημένη μεταβλητή) και των παρατηρούμενων τιμών του y ελέγχεται ως προς την εκπλήρωση των απαιτήσεων για την καταλληλότητα στο μοντέλο ARIMA. Απαιτείται το residual να είναι λευκό και κανονικά κατανομημένο[1]. Στην εικόνα 3.3 φαίνεται ότι επιτυγχάνεται κάτι τέτοιο, όπως παρατηρούμε και από την πυκνότητα πιθανότητας που είναι μια γκαουσιανή καμπάνα.



Εικόνα 3.3 Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά)

3.2.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου

Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σύμφωνα με το μοντέλο ARMA, ο οποίος προβλέπουν τις 7200 τιμές απόσβεσης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το μοντέλο Maseng-Baken και έχουν οριστεί σαν δεδομένα δοκιμής(test data) σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Στην εικόνα 3.4 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από το μοντέλο ARMA με τις παραμέτρους που επιλέχθηκαν με βάση την προηγούμενη ανάλυση. Παρατηρούμε ότι τις χρονικές στιγμές που έχουμε αποσβέσεις μεγαλύτερες από 1 dB και ενδεχομένως βροχοπτώσεις βλέπουμε ότι το μοντέλο δεν κάνει σωστή πρόβλεψη. Συγκεκριμένα όπως φαίνεται και στην εικόνα 3.4 σε χρονικές στιγμές που υπάρχει απόσβεση πάνω από 5dB το μοντέλο θεωρεί ότι η απόσβεση είναι χαμηλότερη του 1 dB.



Εικόνα 3.4 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων και προβλεπόμενων τιμών

Στην εικόνα 3.5 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARMA. Τα παραγόμενα δεδομένα συντέθηκαν για συχνότητα 20 GHz, για περιοχή την Αθήνα και για γωνία ανύψωσης 43.21. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARMA μοντέλου $p=4$, $q=3$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-3} έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8 dB, ενώ το μοντέλο ARMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 5 dB.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του μοντέλου ARIMA(4,0,3) μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη εξασθένησης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE).

Πιο συγκεκριμένα το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) είναι το άθροισμα των μεμονωμένων απόλυτων σφαλμάτων πρόβλεψης, διαιρεμένο με τις πραγματικές τιμές για κάθε περίοδο. Είναι ένα μέτρο ακρίβειας που βασίζεται στο σχετικό ποσοστό των σφαλμάτων. Όσο πιο κοντά στο μηδέν είναι η τιμή MAPE, τόσο καλύτερες είναι οι προβλέψεις.

Το MAE είναι απλά, όπως υποδηλώνει το όνομα, ο μέσος όρος των απόλυτων σφαλμάτων. Το απόλυτο σφάλμα είναι η απόλυτη τιμή της διαφοράς μεταξύ της προβλεπόμενης τιμής και της πραγματικής τιμής. Το MAE μας λέει πόσο μεγάλο σφάλμα μπορούμε να περιμένουμε από την πρόβλεψη κατά μέσο όρο. Όσο πιο κοντά

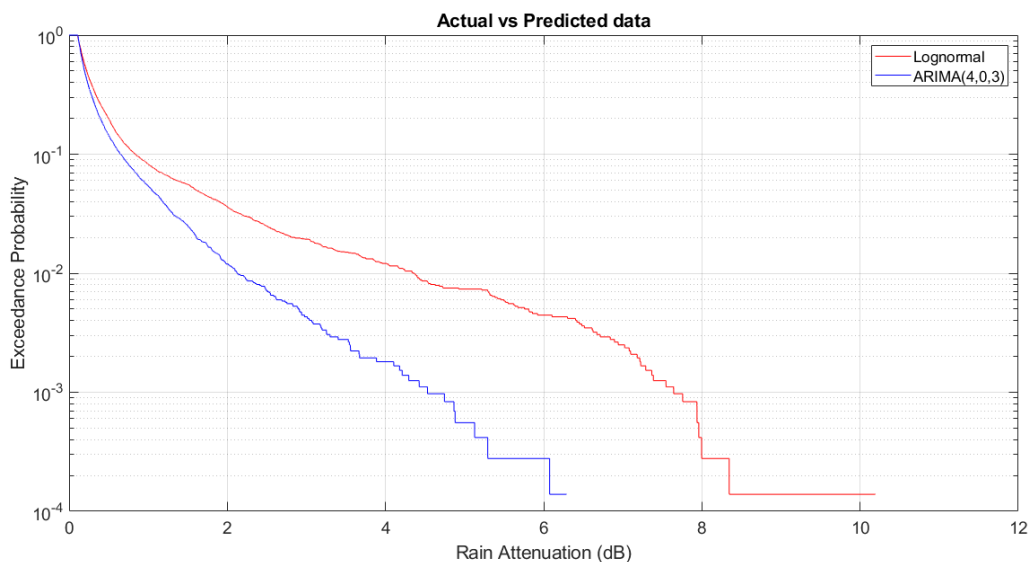
στο 0 είναι το MAE, τόσο πιο ακριβές είναι το μοντέλο.

Τέλος, η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) ή η ρίζα της μέσης τετραγωνικής απόκλισης είναι ένα από τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα μέτρα για την αξιολόγηση της ποιότητας των προβλέψεων. Δείχνει πόσο απέχουν οι προβλέψεις από τις μετρούμενες πραγματικές τιμές χρησιμοποιώντας την ευκλείδεια απόσταση. Μια τιμή μηδέν θα υποδήλωνε τέλεια προσαρμογή στα δεδομένα ή μια τιμή κοντά σε αυτό θα υποδήλωνε αρκετά καλές προβλέψεις.

Στο Πίνακα 3.3 φαίνονται οι τιμές των παραπάνω μετρικών. Ελέγχθηκε ότι για τις τιμές των παραμέτρων p και q του ARMA μοντέλου που έχουν αναφερθεί οι μετρικές αυτές δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα.

Πίνακας 3.3 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Αθήνα-20GHz), μοντέλο ARIMA

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.0343 dB
MAE	0.2925 dB
RMSE	0.6550 dB

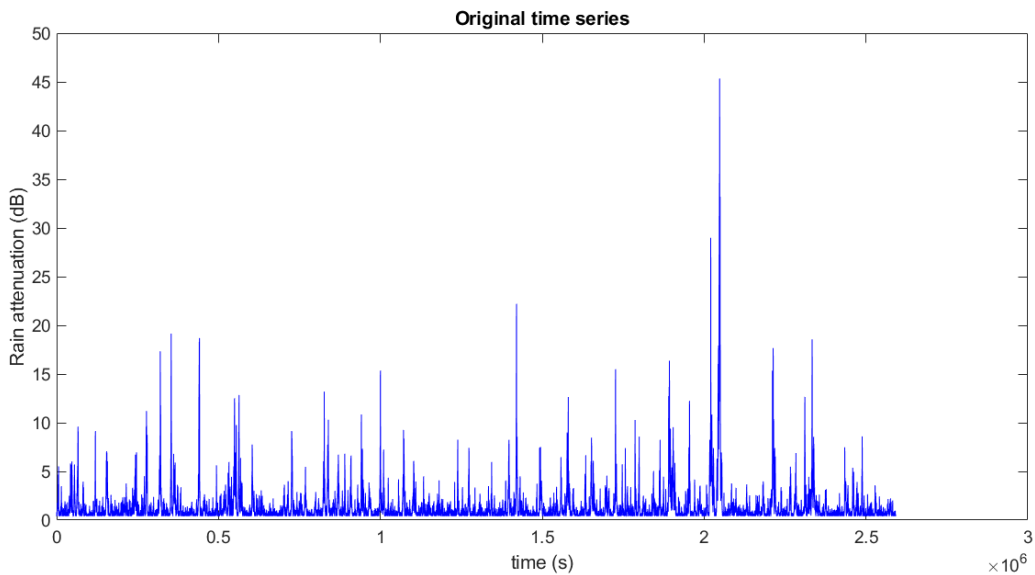


Εικόνα 3.5 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων και προβλεπόμενων δεδομένων

3.3 Κατασκευή ARIMA μοντέλου για διαφορετική συχνότητα

Στην εικόνα 3.6 φαίνεται ένα στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης κατά το οποίο σε διάρκεια 2492000 δευτερολέπτων, που αντιστοιχεί σε ένα μήνα, παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές εξασθένησης λόγω βροχής (A_i) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Αθήνα, συχνότητα 40 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21° , ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Παρατηρούμε ότι η απόσβεση είναι πολύ μεγαλύτερη σε σύγκριση με την περίπτωση των 20 GHz, με μέγιστη τιμή απόσβεσης λόγω βροχής να είναι

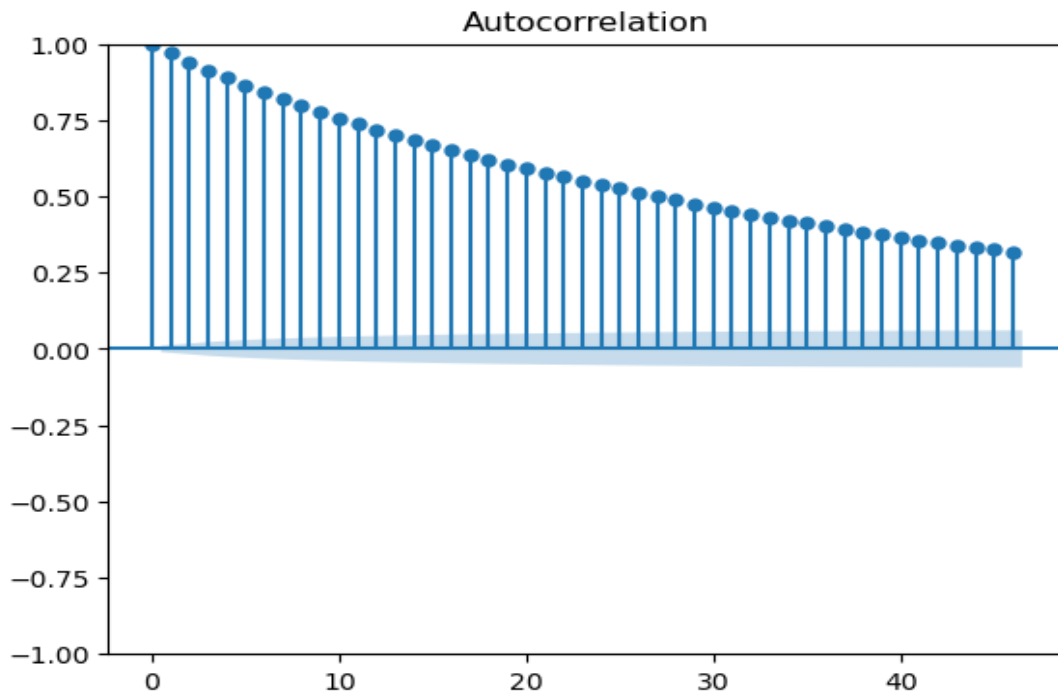
περίπου τα 45dB, ενώ στα 20GHz είναι 21 dB.



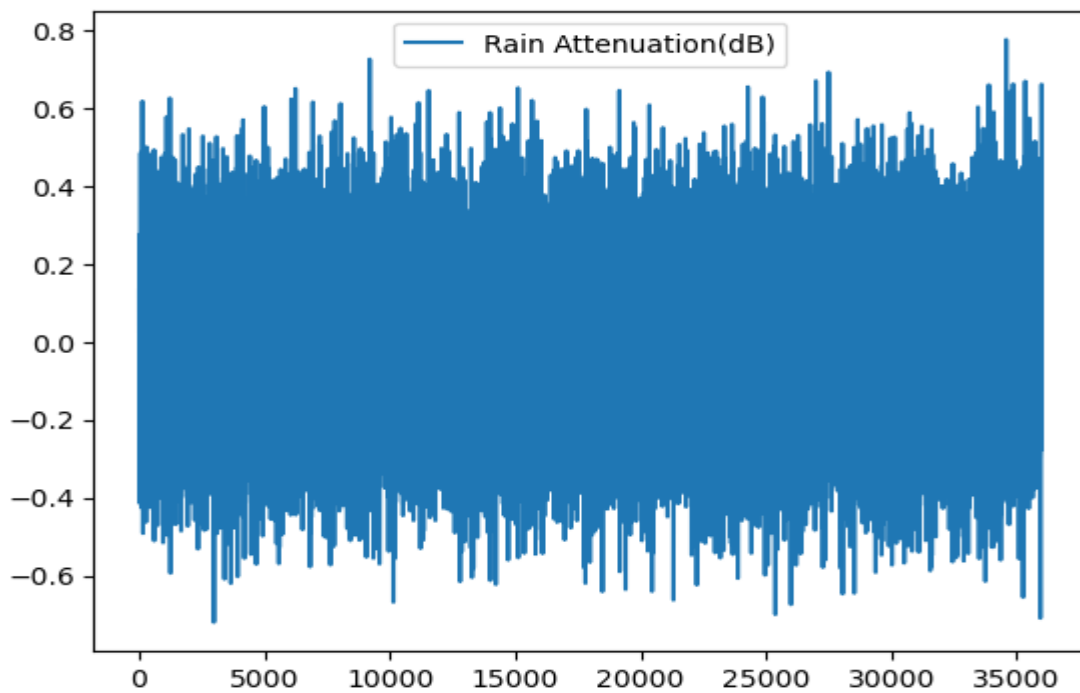
Εικόνα 3.6 Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για συχνότητα 40 GHz

3.3.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς

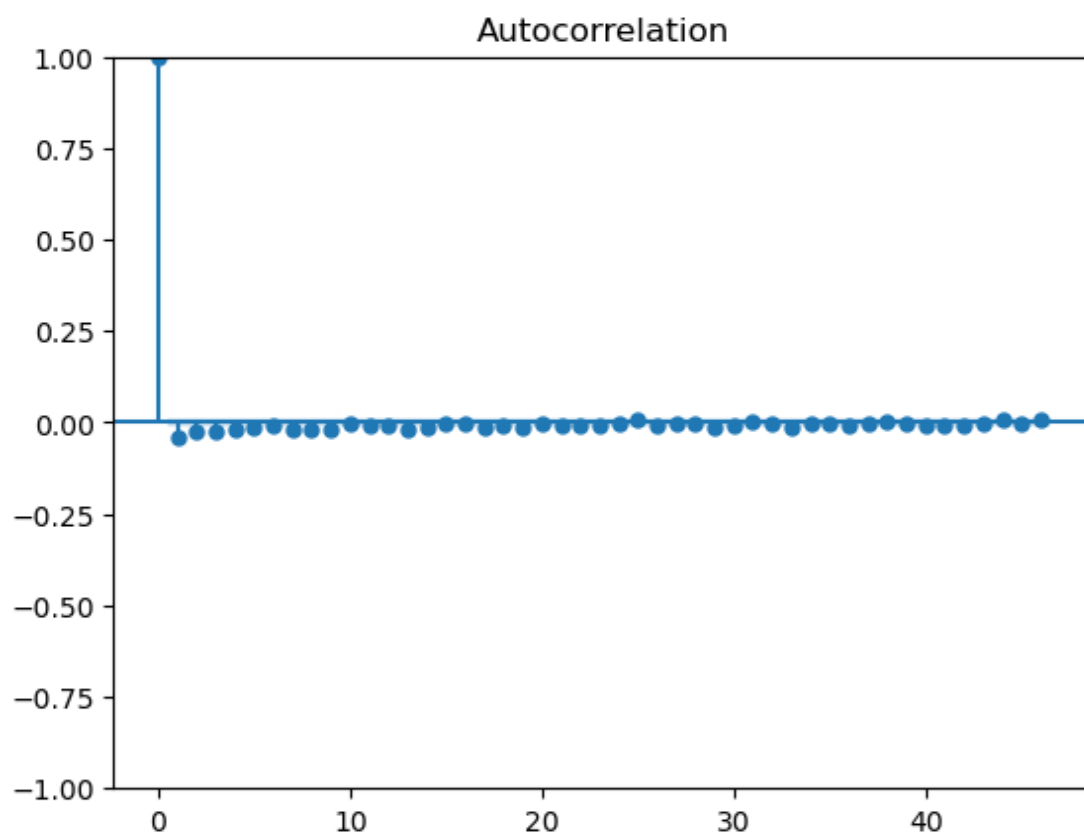
Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (ACF) χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της σταθερότητας της χρονοσειράς. Η εικόνα 3.7 δείχνει ότι η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης της αρχικής απόσβεσης της βροχής δεν μειώνεται γρήγορα προς το μηδέν, πράγμα που σημαίνει ότι η χρονοσειρά είναι μη σταθερή. Η μη σταθερή χρονοσειρά πρέπει να μετατραπεί σε σταθερή. Η χρονοσειρά απόσβεσης της βροχής και η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης της σειράς μετά τη διαφορισιμότητα πρώτης τάξης παρουσιάζονται στην εικόνα 3.8 και 3.9, αντίστοιχα. Η εικόνα 3.9 δείχνει ότι η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης της σειράς μετά τη διαφορισιμότητα πρώτης τάξης μειώνεται γρήγορα προς το μηδέν, πράγμα που σημαίνει ότι η νέα σειρά είναι σταθερή και η τάξη διαφοράς d είναι 1.



Εικόνα 3.7 Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής(40GHz)



Εικόνα 3.8 Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής για πρώτης τάξης διαφορισιμότητα(40GHz)



Εικόνα 3.9 Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής για πρώτης τάξης διαφορισμότητα(40GHz)

3.3.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου

Χρησιμοποιήθηκε και πάλι η συνάρτηση `autoarima` από το `pmдарima` της `python` οι οποία έτρεξε διάφορους συνδυασμούς των p,d,q παραμέτρων ουσιαστικά. Το καλύτερο σύνολο προσδιορίστηκε χρησιμοποιώντας τα κριτήρια πληροφοριών Akaike (AIC). Επομένως ισχύει ότι όποιος συνδυασμός των p,d,q θα έδινε το μικρότερο AIC αυτός θα ήταν και ο κατάλληλος για να εφαρμοστεί το μοντέλο. Αυτός βρέθηκε να είναι ο $p=2, d=1$ (επιβεβαιώνοντας τον ισχυρισμό της προηγούμενης παραγράφου) και $q=3$,όπως φαίνεται και στον Πίνακα 3.4.

Πίνακας 3.4 Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Αθήνα-40GHz) , μοντέλο ARIMA

p	d	q	AIC
0	1	0	-21007.341
1	1	0	-21064.413
0	1	2	-21098.453
2	1	4	-21371.595
3	1	4	-21372.807

2	1	3	-21406.727
---	---	---	------------

3.3.3 Εκτίμηση Παραμέτρων

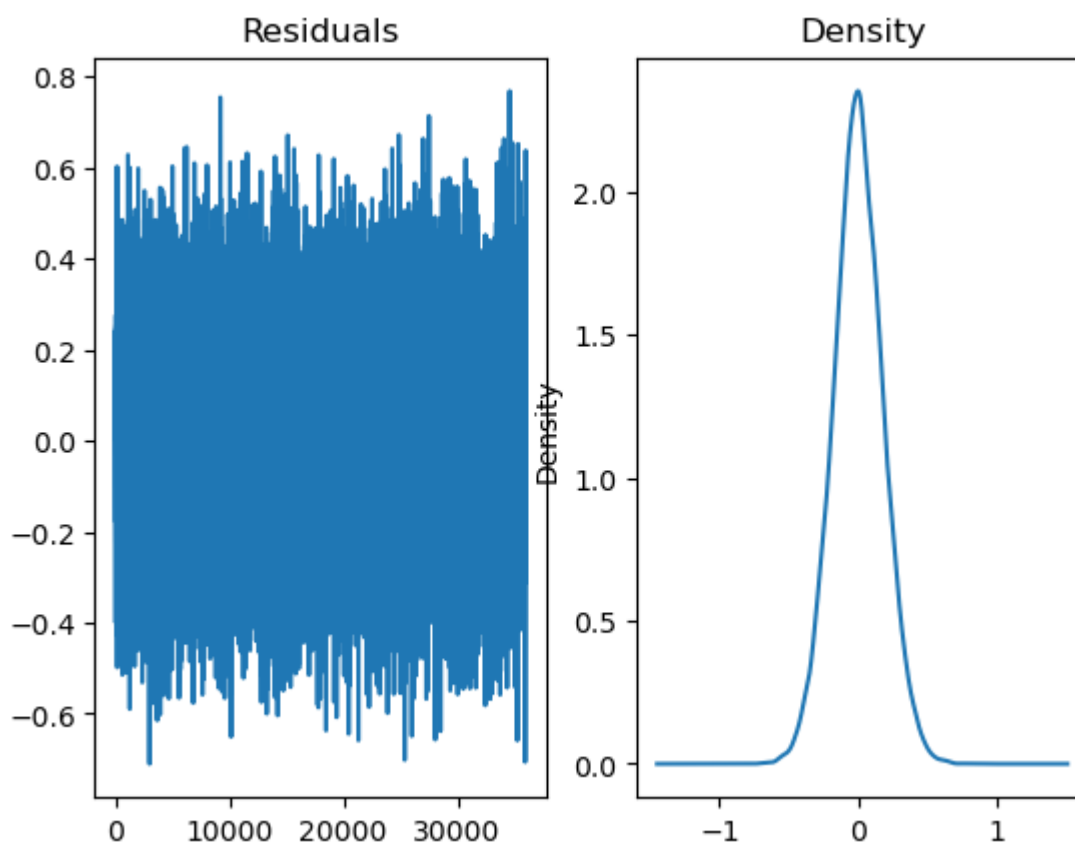
Προκειμένου να εκτιμηθούν οι χρονοσειρές A_t του μοντέλου ARIMA πρέπει πρώτα να καθοριστούν οι τιμές των παραμέτρων $\varphi_1, \dots, \varphi_m$ και οι τιμές των παραμέτρων $\theta_1, \dots, \theta_n$. Αυτό έγινε μέσω του `statsmodels.tsa.arima.model` της `python` όπου εφαρμόστηκε το μοντέλο με τιμές παραμέτρων (2,1,3). Επομένως οι παράμετροι που καθορίστηκαν ήταν οι φ_1, φ_2 και οι $\theta_1, \theta_2, \theta_3$. Οι τιμές τους φαίνονται στον Πίνακα 3.5.

Πίνακας 3.5 Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα(Αθήνα-40GHz)

Παράμετροι	36000 δείγματα
φ_1	-0.0184
φ_2	0.9596
θ_1	-0.0378
θ_2	-0.9877
θ_3	0.0257

3.3.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου

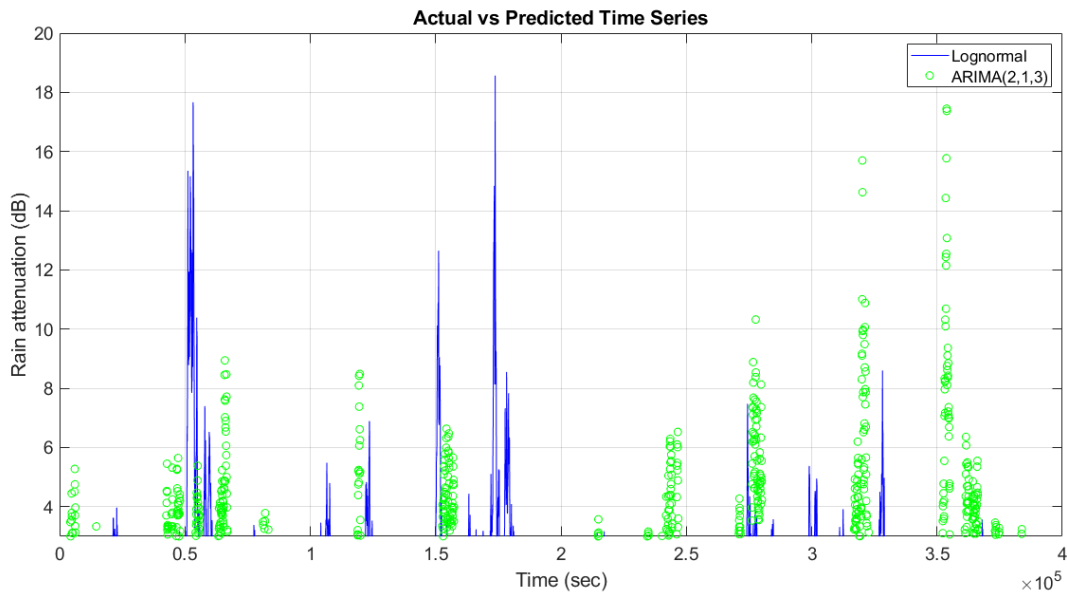
Στο επόμενο βήμα απαιτείται το `residual` να είναι λευκό και κανονικά κατανομημένο. Στην εικόνα 3.10 φαίνεται ότι επιτυγχάνεται κάτι τέτοιο, όπως παρατηρούμε και από την πυκνότητα πιθανότητας που είναι μια γκαουσιανή καμπάνα.



Εικόνα 3.10 Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά) {για 40 GHz}

3.3.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου

Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρές της απόσβεσης της βροχής σύμφωνα με το μοντέλο ARIMA, οι οποίες εκπαιδεύτηκαν με τις 36000 πρώτες τιμές απόσβεσης από το σύνολο των 43200 τιμών με σκοπό να προβλέπουν τις 7200 τελευταίες τιμές απόσβεσης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το μοντέλο Maseng-Baken σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Στην εικόνα 3.11 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από το μοντέλο ARIMA με τις παραμέτρους που επιλέχθηκαν με βάση την προηγούμενη ανάλυση. Παρατηρούμε ότι στα φαινόμενα που υπάρχουν βροχοπτώσεις και σαν συνέπεια μεγάλες αποσβέσεις βλέπουμε ότι το μοντέλο δεν κάνει καλή πρόβλεψη. Δηλαδή υπάρχει χρονική στιγμή που υπάρχει απόσβεση λόγω βροχοπτώσεως αρκετά υψηλή περίπου 18 dB και το μοντέλο προβλέπει εξασθένηση περίπου στα 4 dB. Επίσης συμβαίνει και το αντίθετο αφού σε δύο περιπτώσεις που έχουμε φαινόμενα καθαρού ουρανού το μοντέλο προβλέπει αποσβέσεις 16 και 18 dB αντίστοιχα.



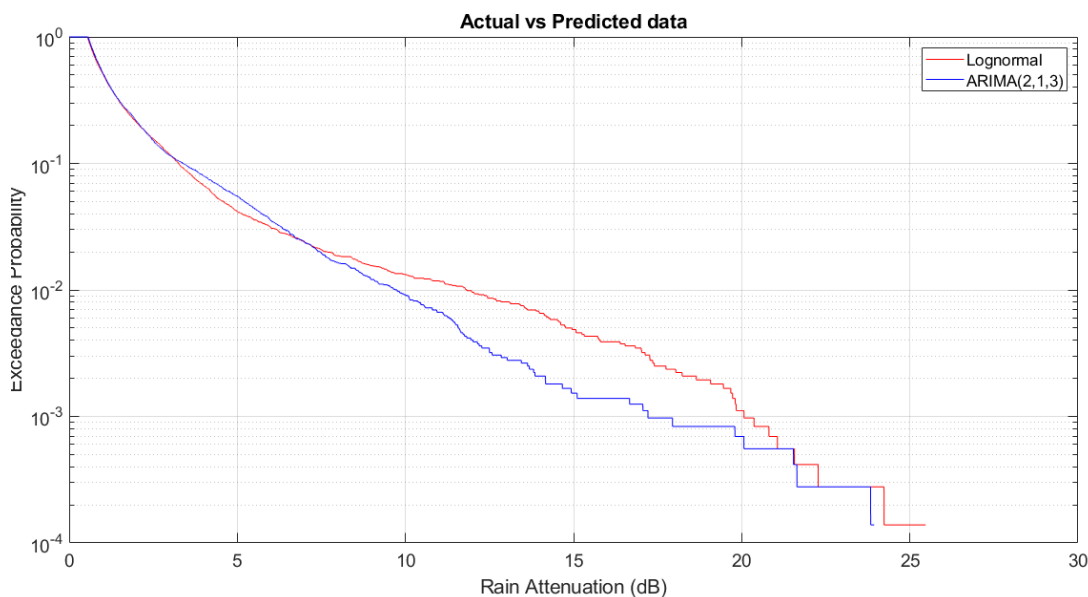
Εικόνα 3.11 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων (40GHz) και προβλεπόμενων τιμών

Στην εικόνα 3.12 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARIMA. Τα παραγόμενα δεδομένα συντέθηκαν για συχνότητα 40GHz, για περιοχή την Αθήνα και για γωνία ανύψωσης 43.21. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=2$, $d=1$, $q=3$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στην πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-3} έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 17 dB, ενώ το μοντέλο ARIMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 21 dB.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του μοντέλου ARIMA(2,1,3) μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.6. Σε σχέση με την περίπτωση των 20 GHz οι μετρικές είναι αρκετά χειρότερες, κάτι που οφείλεται στο γεγονός ότι στις περιπτώσεις που βρέχει οι εξασθενίσεις είναι αρκετά μεγαλύτερες στα 40GHz. Το μοντέλο ARIMA δυσκολεύεται να προβλέψει τις ανωμαλίες στα δεδομένα, σε αντίθεση με τα φαινόμενα καθαρού ουρανού, και άρα παρουσιάζονται μεγαλύτερες διαφορές μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

Πίνακας 3.6 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Αθήνα-40GHz) , μοντέλο ARIMA

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.0760 dB
MAE	1.0609 dB
RMSE	1.9997 dB



Εικόνα 3.12 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων

3.3.6 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική συχνότητα

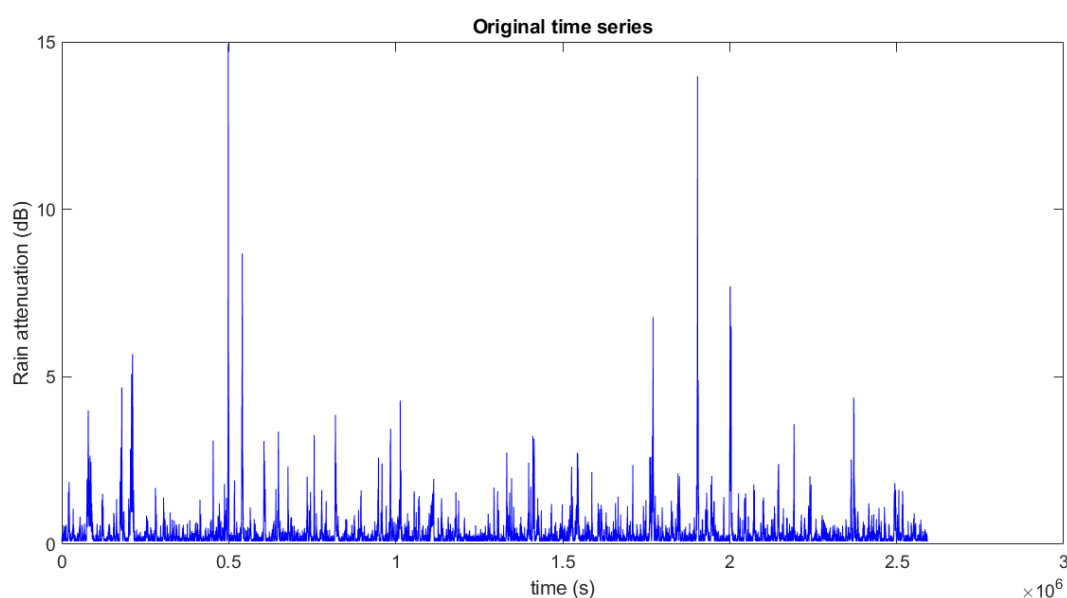
Παρατηρούμε ότι σε σχέση με την περίπτωση των 20 GHz οι μετρικές είναι αρκετά χειρότερες, κάτι που οφείλεται στο γεγονός ότι στις περιπτώσεις που βρέχει οι αποσβέσεις είναι αρκετά μεγαλύτερες στα 40GHz. Το μοντέλο ARIMA δυσκολεύεται να προβλέψει τις ανωμαλίες στα δεδομένα, σε αντίθεση με τα φαινόμενα καθαρού ουρανού, και άρα παρουσιάζονται μεγαλύτερες διαφορές μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 3.7.

Πίνακας 3.7 RMSE για διαφορετική συχνότητα και μοντέλο ARIMA

Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
20 GHz-Αθήνα	0.6550 dB
40 GHz-Αθήνα	1.9997 dB

3.4 Κατασκευή ARIMA μοντέλου για διαφορετικές περιοχές της Ελλάδας-(Καλαμάτα)

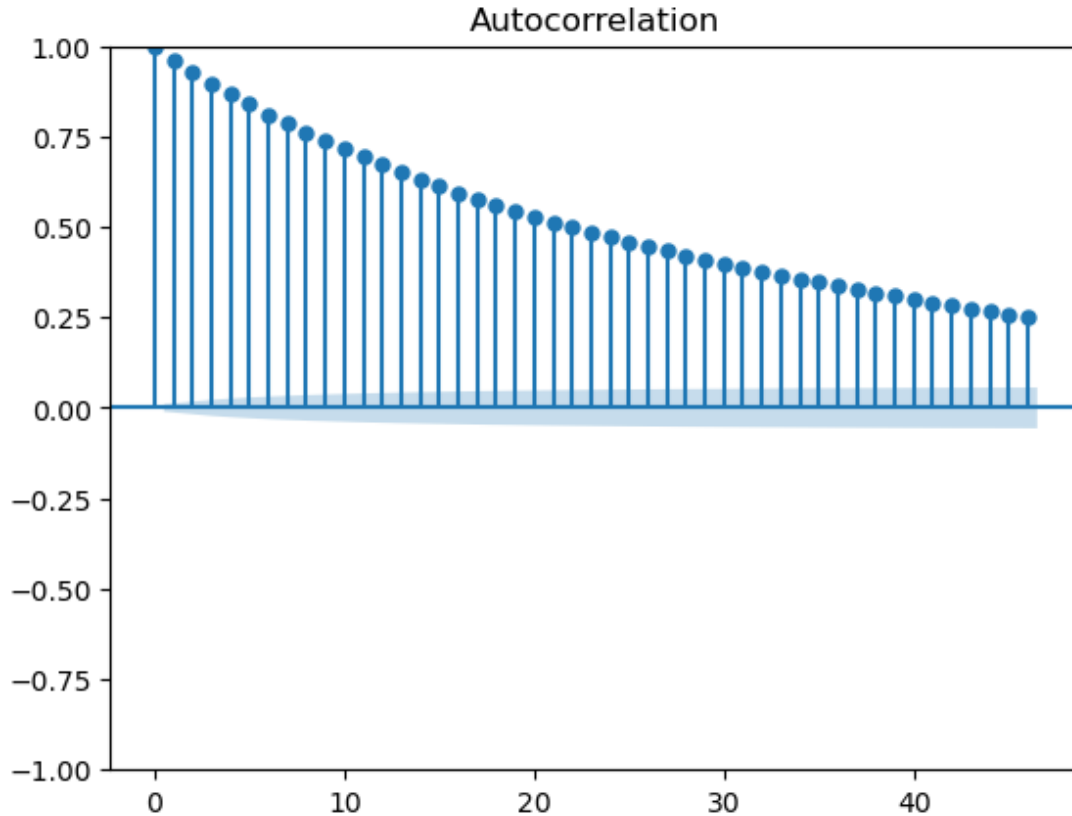
Στην εικόνα 3.13 φαίνεται ένα στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης κατά το οποίο σε διάρκεια 2492000 δευτερολέπτων παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_t) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Καλαμάτα, συχνότητα 20 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21° , ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Παρατηρούμε ότι η απόσβεση είναι μικρότερη για το συγκεκριμένο σετ δεδομένων σε σύγκριση με την περίπτωση των 20 GHz στην Αθήνα, με μέγιστη τιμή απόσβεσης λόγω βροχής να είναι περίπου τα 15 dB, ενώ στην Αθήνα όπως δείχθηκε πριν με τον ίδιο αριθμό δεδομένων είχαμε 21 dB.



Εικόνα 3.13 Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής(20GHz-Καλαμάτα)

3.4.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς

Στην εικόνα 3.14 φαίνεται η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης για τα αρχικά παραγόμενα δεδομένα. Παρατηρούμε ότι πέφτει αρκετά γρήγορα στο 0, επομένως υποθέτουμε ότι τα δεδομένα μας είναι σταθερά ως προς το μέσο όρο. Άρα το d ισούται με το 0 και για τα συγκεκριμένα δείγματα έχουμε ARMA μοντέλο.



Εικόνα 3.14 Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής(20GHz-Καλαμάτα)

3.4.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου

Χρησιμοποιήθηκε και πάλι η συνάρτηση `autoarima` από το `rmforecast` της `rython` οι οποία έτρεξε διάφορους συνδυασμούς των p,d,q παραμέτρων ουσιαστικά. Το καλύτερο σύνολο προσδιορίστηκε χρησιμοποιώντας τα κριτήρια πληροφοριών Akaike (AIC). Επομένως ισχύει ότι όποιος συνδυασμός των p,d,q θα έδινε το μικρότερο AIC αυτός θα ήταν και ο κατάλληλος για να εφαρμοστεί το μοντέλο. Αυτός βρέθηκε να είναι ο $p=3, d=0$ (επιβεβαιώνοντας τον ισχυρισμό της προηγούμενης παραγράφου) και $q=2$, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 3.8.

Πίνακας 3.8 Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Καλαμάτα-20GHz), μοντέλο ARIMA

p	d	q	AIC
2	0	2	-9543.732
1	0	0	-9504.951
1	0	2	-9542.499
2	0	1	-9541.838
4	0	2	-9547.683
3	0	2	-9549.933

3.4.3 Εκτίμηση Παραμέτρων

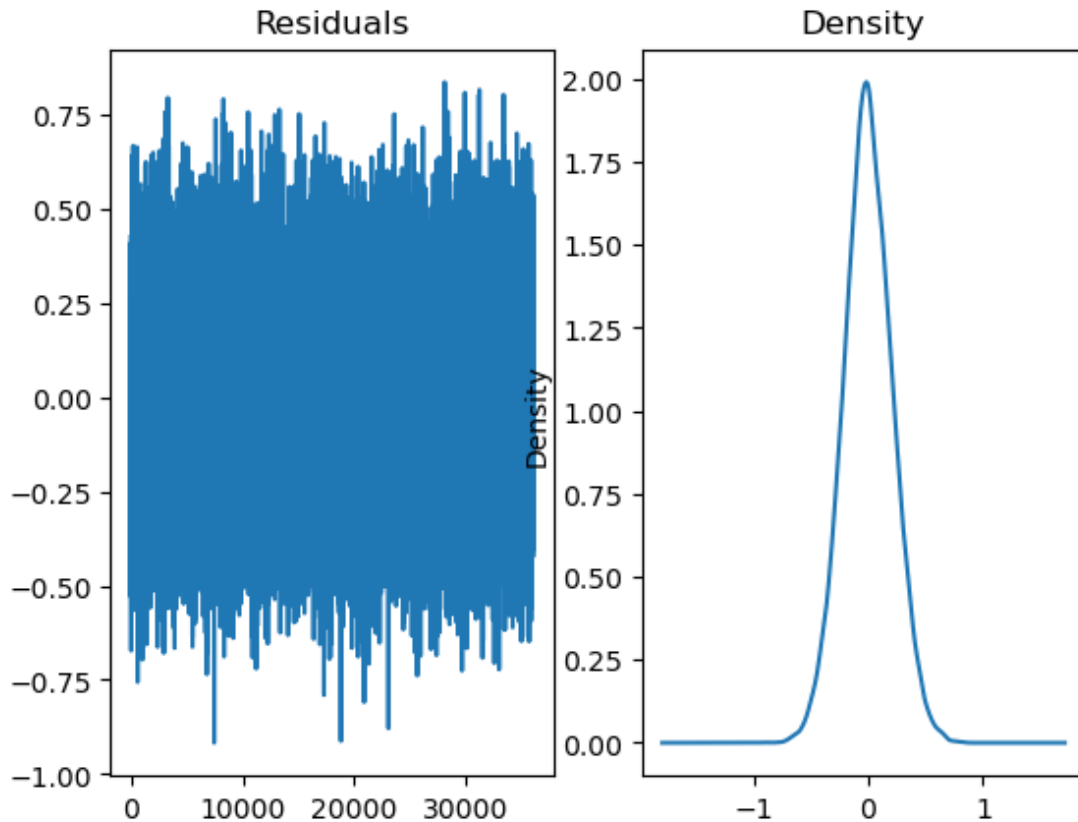
Προκειμένου να εκτιμηθούν οι χρονοσειρές A_t του μοντέλου ARMA πρέπει πρώτα να καθοριστούν οι τιμές των παραμέτρων $\varphi_1, \dots, \varphi_m$ και οι τιμές των παραμέτρων $\theta_1, \dots, \theta_n$. Αυτό έγινε μέσω του `statsmodels.tsa.arima.model` της `python` όπου εφαρμόστηκε το μοντέλο με τιμές παραμέτρων (3,0,2). Επομένως οι παράμετροι που καθορίστηκαν ήταν οι $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$ και οι θ_1, θ_2 . Οι τιμές τους φαίνονται στον Πίνακα 3.9.

Πίνακας 3.9 Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα(Καλαμάτα-20GHz)

Παράμετροι	36000 δείγματα
φ_1	0.6709
φ_2	0.9678
φ_3	-0.6573
θ_1	0.2660
θ_2	-0.7109

3.4.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου

Στο επόμενο βήμα απαιτείται το residual να είναι λευκό και κανονικά κατανομημένο. Στην εικόνα 3.15 φαίνεται ότι επιτυγχάνεται κάτι τέτοιο, όπως παρατηρούμε και από την πυκνότητα πιθανότητας που είναι μια γκαουσιανή καμπάνα.



Εικόνα 3.15 Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά) {για 20 GHz-Καλαμάτα}

3.4.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου

Στην εικόνα 3.16 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από το μοντέλο ARMA με τις παραμέτρους που επιλέχθηκαν με βάση την προηγούμενη ανάλυση. Παρατηρούμε ότι επειδή τα φαινόμενα που υπάρχουν βροχοπτώσεις στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων είναι αρκετά λίγα βλέπουμε ότι και σε αυτά η πρόβλεψη που γίνεται είναι αρκετά ικανοποιητική. Υπάρχουν και περιπτώσεις που το μοντέλο προβλέπει μεγαλύτερη τιμή απόσβεσης από ότι στην πραγματικότητα.

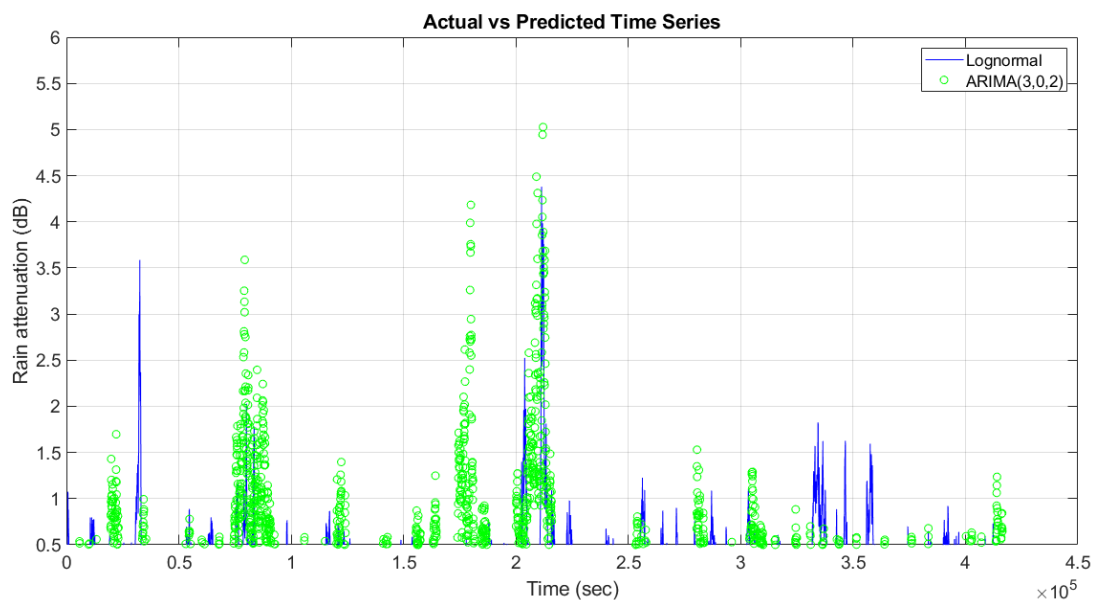
Στην εικόνα 3.17 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARMA. Τα παραγόμενα δεδομένα συντέθηκαν για συχνότητα 20GHz, για περιοχή την Καλαμάτα και για γωνία ανύψωσης 43.21. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=3, d=0, q=2$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι λίγο υψηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα

δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-3} έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 5 dB, ενώ το μοντέλο ARMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 5.5 dB.

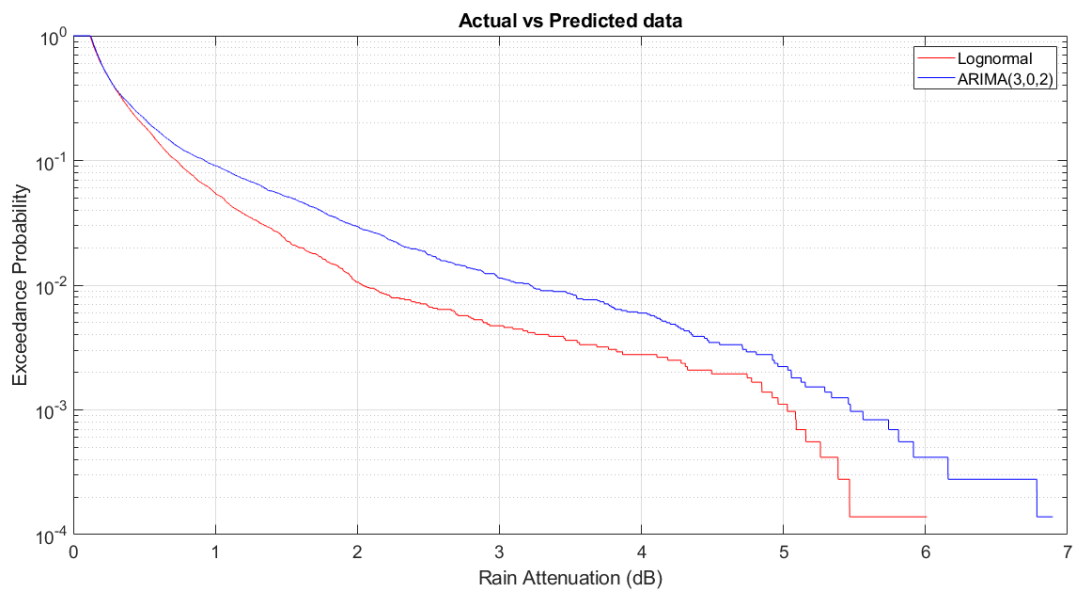
Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του μοντέλου ARIMA(3,0,2) μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.10.

Πίνακας 3.10 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Καλαμάτα-20GHz) , μοντέλο ARIMA

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.2150 dB
MAE	0.2421 dB
RMSE	0.4541 dB



Εικόνα 3.16 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(20GHz-Καλαμάτα) και προβλεπόμενων τιμών



Εικόνα 3.17 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(20GHz-Καλαμάτα) και προβλεπόμενων δεδομένων

3.4.6 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα)

Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα σύγκρισης των χρονοσειρών αλλά και στις μετρικές το μοντέλο προβλέπει με καλύτερη προσέγγιση την απόσβεση λόγω βροχής σε σχέση με το αντίστοιχο για Αθήνα για 20 GHz. Αυτό συμβαίνει διότι στο δείγμα που έγιναν οι προβλέψεις για την Καλαμάτα κυριαρχούν τα φαινόμενα καθαρού ουρανού, που όπως έχει αναφερθεί, το ARIMA προβλέπει τιμές αρκετά κοντά στις πραγματικές. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 3.11.

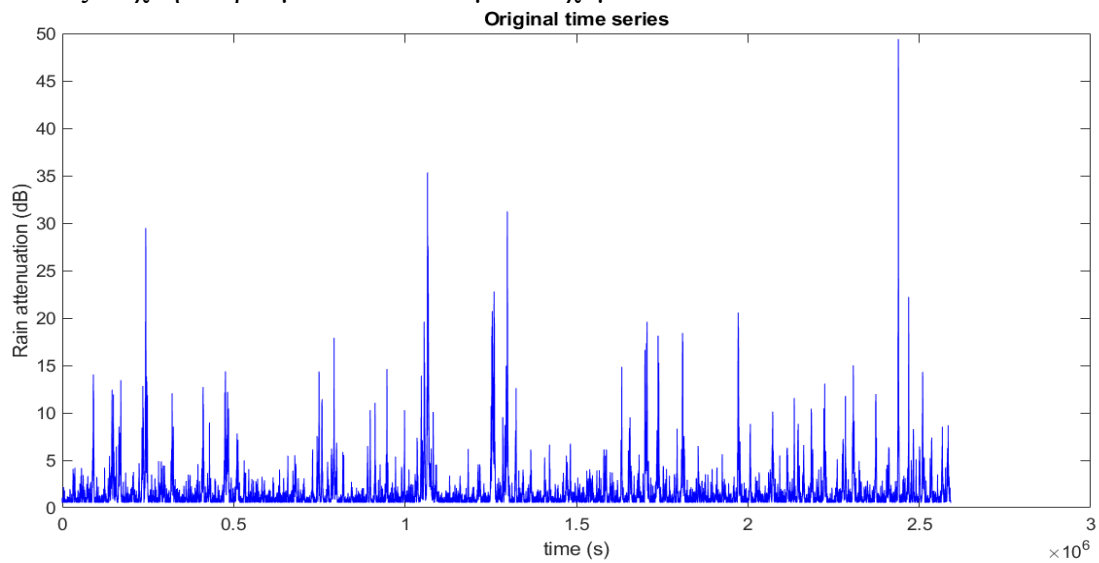
Πίνακας 3.11 RMSE για διαφορετική περιοχή της Ελλάδας(Καλαμάτα) και μοντέλο ARIMA

Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
20 GHz-Αθήνα	0.6550 dB
20 GHz-Καλαμάτα	0.4541 dB

3.5 Κατασκευή ARIMA μοντέλου για διαφορετικές περιοχές της Ελλάδας-(Κέρκυρα)

Στην εικόνα 3.18 φαίνεται ένα στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης κατά το οποίο σε διάρκεια 2492000 δευτερολέπτων παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_i) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Κέρκυρα, συχνότητα 40 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου

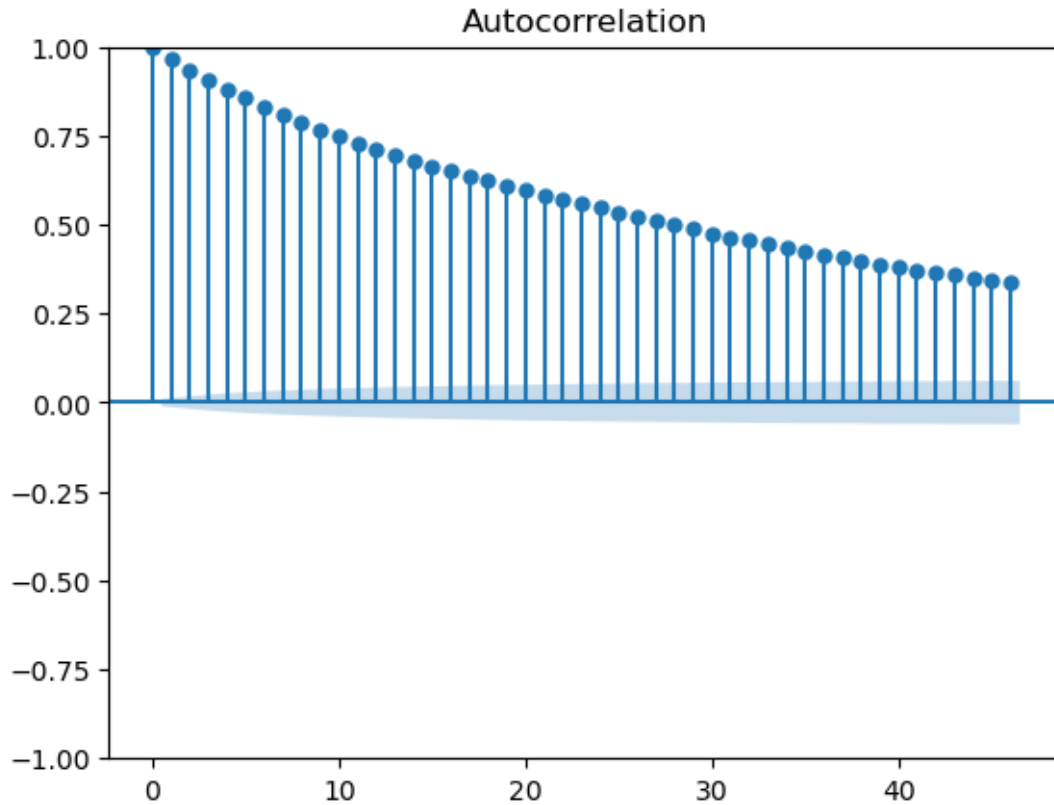
43.21°, ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Παρατηρούμε ότι η απόσβεση είναι μεγαλύτερη σε σύγκριση με την περίπτωση των 40 GHz στην Αθήνα μέγιστη τιμή απόσβεσης λόγω βροχής να είναι περίπου τα 50 dB, ενώ στην Αθήνα όπως δείχθηκε πριν με τα ίδια δεδομένα είχαμε 45 dB .



Εικόνα 3.18 Αρχικό στιγμιότυπο χρονοσειράς απόσβεσης λόγω βροχής(40GHz-Κέρκυρα)

3.5.1 Έλεγχος σταθερότητας της χρονοσειράς

Στην εικόνα 3.19 φαίνεται η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης για τα αρχικά παραγόμενα δεδομένα. Παρατηρούμε ότι πέφτει αρκετά γρήγορα στο 0, επομένως υποθέτουμε ότι τα δεδομένα μας είναι σταθερά ως προς το μέσο όρο. Άρα το d ισούται με το 0 και για τα συγκεκριμένα δείγματα έχουμε ARMA μοντέλο.



Εικόνα 3.19 Συνάρτηση αυτοσυσχέτισης των αρχικών παραγόμενων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής(40GHz-Κέρκυρα).

3.5.2 Εύρεση παραμέτρων (p,d,q) του μοντέλου

Χρησιμοποιήθηκε και πάλι η συνάρτηση `autoarima` από το `pmдарima` της `rpython` οι οποία έτρεξε διάφορους συνδυασμούς των p, d, q παραμέτρων ουσιαστικά. Το καλύτερο σύνολο προσδιορίστηκε χρησιμοποιώντας τα κριτήρια πληροφοριών Akaike (AIC). Επομένως ισχύει ότι όποιος συνδυασμός των p, d, q θα έδινε το μικρότερο AIC αυτός θα ήταν και ο κατάλληλος για να εφαρμοστεί το μοντέλο. Αυτός βρέθηκε να είναι ο $p=3, d=0$ (επιβεβαιώνοντας τον ισχυρισμό της προηγούμενης παραγράφου) και $q=2$, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 3.12.

Πίνακας 3.12 Βαθμολογία AIC για παραγόμενα δεδομένα (Κέρκυρα-40GHz) , μοντέλο ARIMA

p	d	q	AIC
2	0	2	-20524.632
1	0	0	-20626.324
4	0	1	-20701.783
2	0	3	-20686.233
4	0	2	-20644.957
3	0	2	-20702.574

3.5.3 Εκτίμηση Παραμέτρων

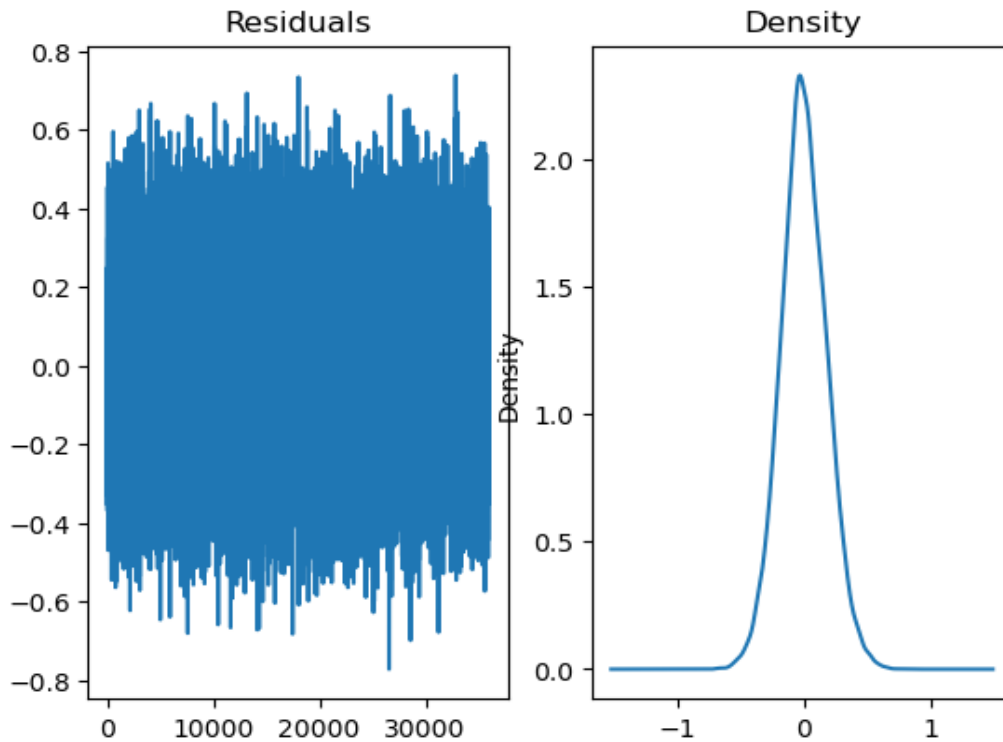
Προκειμένου να εκτιμηθούν οι χρονοσειρές A_t του μοντέλου ARMA πρέπει πρώτα να καθοριστούν οι τιμές των παραμέτρων $\varphi_1, \dots, \varphi_m$ και οι τιμές των παραμέτρων $\theta_1, \dots, \theta_n$. Αυτό έγινε μέσω του `statsmodels.tsa.arima.model` της `python` όπου εφαρμόστηκε το μοντέλο με τιμές παραμέτρων (3,0,2). Επομένως οι παράμετροι που καθορίστηκαν ήταν οι $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$ και θ_1, θ_2 . Οι τιμές τους φαίνονται στον Πίνακα 3.13.

Πίνακας 3.13 Τιμές παραμέτρων ARIMA μοντέλου για παραγόμενα δεδομένα(Κέρκυρα-40GHz)

Παράμετροι	36000 δείγματα
φ_1	1.4606
φ_2	-0.0597
φ_3	-0.4025
θ_1	-0.5167
θ_2	-0.4148

3.5.4 Διαγνωστικός έλεγχος του μοντέλου

Στο επόμενο βήμα απαιτείται το residual να είναι λευκό και κανονικά κατανομημένο. Στην εικόνα 3.20 φαίνεται ότι επιτυγχάνεται κάτι τέτοιο, όπως παρατηρούμε και από την πυκνότητα πιθανότητας που είναι μια γκαουσιανή καμπάνα.

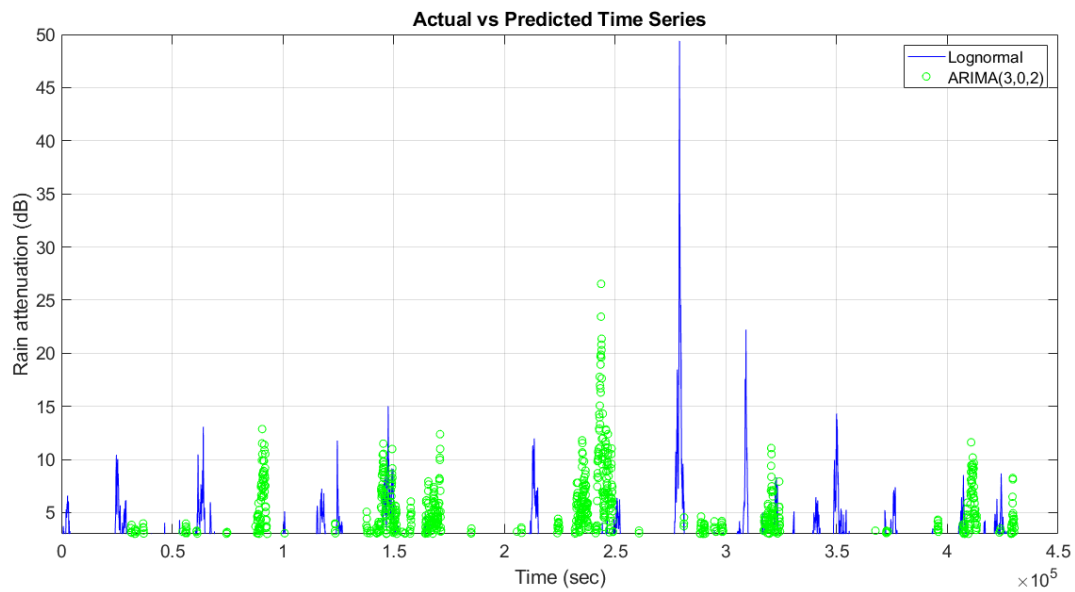


Εικόνα 3.20 Διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών(αριστερά) και συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας(δεξιά) {για 40GHz-Κέρκυρα}

3.5.5 Πρόβλεψη και ανάλυση του επιλεγμένου μοντέλου

Στην εικόνα 3.21 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από το μοντέλο ARMA με τις παραμέτρους που επιλέχθηκαν με βάση την προηγούμενη ανάλυση. Παρατηρούμε ότι το μοντέλο αδυνατεί να προβλέψει μεγάλες τιμές απόσβεσης ενώ υπάρχουν και περιπτώσεις που ενώ έχουμε φαινόμενο καθαρού ουρανού αυτό προβλέπει φαινόμενα βροχοπτώσεων.

Στην εικόνα 3.22 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARMA. Τα παραγόμενα δεδομένα συντέθηκαν για συχνότητα 40GHz, για περιοχή την Κέρκυρα και για γωνία ανύψωσης 43.21. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=3$, $d=0$, $q=2$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-3} έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 35 dB, ενώ το μοντέλο ARMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 28 dB.

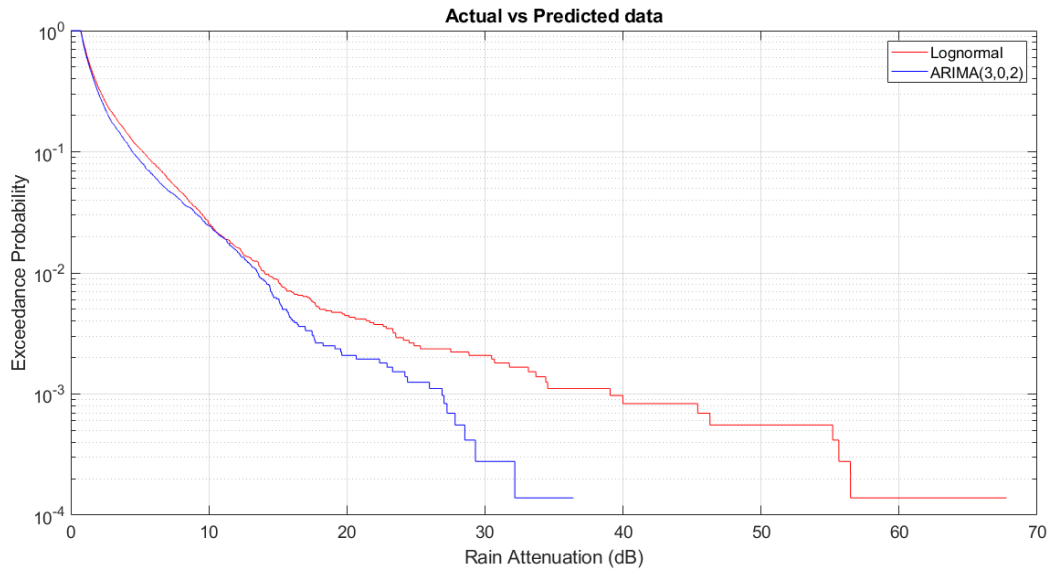


Εικόνα 3.21 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(40GHz-Κέρκυρα) και προβλεπόμενων τιμών

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του μοντέλου ARIMA(3,0,2) μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.14 .

Πίνακας 3.14 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Κέρκυρα-40GHz) , μοντέλο ARIMA

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.0387 dB
MAE	1.5496 dB
RMSE	3.0116 dB



Εικόνα 3.22 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(40GHz-Κέρκυρα) και προβλεπόμενων δεδομένων

3.5.6 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας - (Κέρκυρα)

Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα σύγκρισης των χρονοσειρών αλλά και στις μετρικές το μοντέλο προβλέπει με χειρότερη προσέγγιση της απόσβεση λόγω βροχής σε σχέση με το αντίστοιχο για Αθήνα για 40 GHz. Αυτό φαίνεται και στον Πίνακα 3.15. Αυτό συμβαίνει διότι στο δείγμα που έγιναν οι προβλέψεις για την Κέρκυρα υπάρχουν αρκετές τιμές απόσβεσης λόγω βροχής κοντά στα 10 dB καθώς, μία στα 20 και η μεγαλύτερη στα 50 dB που το μοντέλο τα θεωρεί ως φαινόμενα καθαρού ουρανού επηρεάζοντας αρκετά την απόδοση του. Στον αντίστοιχο αριθμό δειγμάτων για την Αθήνα κυριαρχούσαν περισσότερο τα φαινόμενα καθαρού ουρανού τα οποία προβλέπει με αρκετά καλή προσέγγιση το μοντέλο ARIMA.

Πίνακας 3.15 RMSE για διαφορετική περιοχή της Ελλάδας(Κέρκυρα) και μοντέλο ARIMA

Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
40 GHz-Αθήνα	0.6550 dB
40 GHz-Κέρκυρα	1.9997 dB

Αναφορές

- [1] Mauludiyanto, A., Hendranto, G., Purnomo, M. H., Ramadhany, T., & Matsushima, A. (2010). ARIMA Modeling of Tropical Rain Attenuation on a Short 28-GHz Terrestrial Link. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 9, 223–227.
- [2] P. Box, G.M. Jenkins, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden-day Inc., San Francisco, CA, 1976.
- [3] Khashei, M., & Bijari, M. (2011). A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2664–2675.
- [4] Bin, X., Tong, N., Xue, X., & He, X. (2019). Dynamical Short-Term Prediction of Rain Attenuation in W Band: A Time-Series Model With Simpler Structure and Higher Accuracy. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 1–1.
- [5] SHIBATA, R. (1976). Selection of the order of an autoregressive model by Akaike's information criterion. *Biometrika*, 63(1), 117–126.

4 Κεφάλαιο: Δέντρα Αποφάσεων για Πρόβλεψη Χρονοσειρών

4.1 Εισαγωγή

Τα δέντρα απόφασης (Decision Trees) είναι ένα πολύ δημοφιλές και επιτυχημένο εργαλείο μηχανικής μάθησης, τόσο για εργασίες ταξινόμησης όσο και για εργασίες παλινδρόμησης. Μερικά από τα πλεονεκτήματα που προσφέρουν είναι τα εξής:

- Μοντελοποιούν μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και της μεταβλητής-στόχου,
- Δεν απαιτούν κλιμάκωση των χαρακτηριστικών
- Το δέντρο που προκύπτει είναι εύκολο να ερμηνευτεί και να χρησιμοποιηθεί για τη λήψη αποφάσεων από τον τελικό χρήστη

Ένα δέντρο απόφασης κατασκευάζεται μέσω μιας αναδρομικής δυαδικής διαμέρισης του χώρου χαρακτηριστικών. Ένας κόμβος στο δέντρο αντιστοιχεί σε μια δοκιμή για την τιμή ενός χαρακτηριστικού και ένας κόμβος-φύλλο αντιστοιχεί σε μια συνάρτηση παλινδρόμησης. Κατά την κατασκευή του δέντρου, σε κάθε βήμα επιλέγεται το χαρακτηριστικό με το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας. Μια δοκιμή για τη τιμή του χρησιμοποιείται για τη διάσπαση του δέντρου, δημιουργώντας έναν κλάδο για τα πιθανά αποτελέσματα. Η δοκιμή χωρίζει τα παραδείγματα σε διάφορα υποσύνολα, με βάση την τιμή του χαρακτηριστικού. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά για κάθε υποσύνολο μέχρι η συνθήκη διακοπής να ικανοποιείται, οπότε δημιουργείται ένας κόμβος-φύλλο. Η ανάπτυξη του δέντρου σταματά όταν δεν υπάρχει υποψήφιος διαχωρισμός με επαρκώς υψηλό κέρδος πληροφορίας ή όταν επιτευχθεί ένα προκαθορισμένο μέγιστο βάθος δέντρου. Για να προβλέψουμε την τιμή για μια νέα περίπτωση, ξεκινάμε από τη ρίζα του δέντρου και ακολουθούμε το μονοπάτι που αντιστοιχεί στις τιμές της περίπτωσης μέχρι να δημιουργηθεί ένας κόμβος-φύλλο και να ληφθεί η πρόβλεψη[1].

Ουσιαστικά το δέντρο αποφάσεων είναι μια δομή σαν δέντρο που αναπαριστά μια σειρά αποφάσεων και τις πιθανές συνέπειές τους. Ο σκοπός ενός δέντρου αποφάσεων είναι να λαμβάνει αποφάσεις ή προβλέψεις μαθαίνοντας από δεδομένα του παρελθόντος. Βοηθά στην κατανόηση των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και των αποτελεσμάτων τους και στον εντοπισμό των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών που συμβάλλουν στην τελική απόφαση[2].

4.2 Τεχνικές συνόλου

Οι τεχνικές συνόλου (ensemble) λειτουργούν συνδυάζοντας πολλαπλά μοντέλα. Χρησιμοποιείται μια συλλογή μοντέλων για την πραγματοποίηση προβλέψεων αντί για ένα μεμονωμένο μοντέλο και αυτό αυξάνει τη συνολική απόδοση. Υπάρχουν 2 κύριες μεθόδους ensemble στη μηχανική μάθηση:

1. Μέθοδος σακουλιάσματος (Bagging)- Εάν υποθέσουμε ότι έχουμε ένα σύνολο δεδομένων και κάνουμε διαφορετικά μοντέλα στο ίδιο σύνολο δεδομένων και

τα συνδυάζουμε αυτό δεν θα ήταν χρήσιμο. Ο λόγος είναι ότι υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να έχουμε τα ίδια αποτελέσματα, αφού δίνουμε την ίδια είσοδο. Αντ' αυτού, λοιπόν, χρησιμοποιούμε μια τεχνική που ονομάζεται bootstrapping. Σε αυτήν, δημιουργούμε υποσύνολα του αρχικού συνόλου δεδομένων με αντικατάσταση. Το μέγεθος των υποσυνόλων είναι το ίδιο με το μέγεθος του αρχικού συνόλου. Εφόσον το κάνουμε αυτό με αντικατάσταση, έτσι υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να δώσουμε διαφορετικά σημεία δεδομένων στα μοντέλα μας.

2. Μέθοδος Ενίσχυσης (Boosting) - Εάν υποθέσουμε ότι οποιοδήποτε σημείο δεδομένων στην παρατήρησή μας έχει ταξινομηθεί εσφαλμένα από το 1ο μοντέλο σας και στη συνέχεια από το επόμενο (πιθανώς όλα τα μοντέλα), ο συνδυασμός των προβλέψεων δεν θα παρέχει καλύτερα αποτελέσματα. Η τεχνική Boosting είναι μια διαδοχική διαδικασία, όπου κάθε μοντέλο προσπαθεί να διορθώσει τα σφάλματα του προηγούμενου μοντέλου. Τα επόμενα μοντέλα εξαρτώνται από το προηγούμενο μοντέλο. Συνδυάζει τους αδύναμους εκπαιδευόμενους σε ισχυρούς εκπαιδευόμενους δημιουργώντας διαδοχικά μοντέλα, έτσι ώστε το τελικό μοντέλο να έχει την υψηλότερη ακρίβεια[3].

4.3 Αλγόριθμος τυχαίου δάσους

Ο Random Forest είναι ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιεί μάθηση συνόλου, η οποία συνδυάζει πολλούς αδύναμους ταξινομητές για να παρέχει λύσεις σε πολύπλοκα προβλήματα. Όπως υποδηλώνει το όνομα, το τυχαίο δάσος αποτελείται από πολλά δέντρα απόφασης. Εκπαιδεύει παράλληλα πολλαπλά δέντρα και κάθε δέντρο χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό σύνολο εκπαίδευσης που δημιουργείται με μια μέθοδο επαναδειγματοληψίας που χρησιμοποιεί τυχαία δειγματοληψία με αντικατάσταση (bootstrap) από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Επιπλέον, κατά την επιλογή του καλύτερου χαρακτηριστικού σε κάθε κόμβο, μόνο ένα υποσύνολο όλων των χαρακτηριστικών που είναι διαθέσιμα στον κόμβο θα ληφθεί υπόψη, αντί όλων των χαρακτηριστικών όπως στα δέντρα απόφασης. Έτσι, ο Random Forest χρησιμοποιεί τόσο τυχαία παραδείγματα όσο και επιλογή χαρακτηριστικών. Για να γίνει μια πρόβλεψη για μια νέα περίπτωση, αντί να εξαρτάται από ένα δέντρο παίρνει την πρόβλεψη από κάθε δέντρο και με βάση το μέσο όρο των προβλέψεων που λαμβάνονται προβλέπει την τελική έξοδο.

Πιο αναλυτικά τα βήματα που εκτελούνται στον αλγόριθμο Random Forest είναι τα εξής:

1. Αρχικά δημιουργούμε υποσύνολα των αρχικών μας δεδομένων. Θα κάνουμε δειγματοληψία γραμμών και δειγματοληψία χαρακτηριστικών, δηλαδή θα επιλέξουμε γραμμές και στήλες με αντικατάσταση και θα δημιουργήσουμε υποσύνολα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης.
2. Δημιουργούμε ένα ξεχωριστό δέντρο απόφασης για κάθε υποσύνολο που παίρνουμε.
3. Κάθε δέντρο απόφασης θα δώσει μια έξοδο.

4. Η τελική έξοδος θεωρείται με βάση την ψηφοφορία πλειοψηφίας αν πρόκειται για πρόβλημα ταξινόμησης και τον μέσο όρο αν πρόκειται για πρόβλημα παλινδρόμησης[3].

4.3.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Ένα από τα μεγαλύτερα πλεονεκτήματα του αλγορίθμου τυχαίου δάσους είναι η ευελιξία του. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτόν τον αλγόριθμο τόσο για προβλήματα παλινδρόμησης όσο και για προβλήματα ταξινόμησης. Μπορεί να θεωρηθεί ένας εύχρηστος αλγόριθμος επειδή παράγει καλύτερα αποτελέσματα ακόμη και χωρίς ρύθμιση των υπερπαραμέτρων. Επίσης, οι παράμετροι είναι αρκετά απλές, είναι εύκολα κατανοητές και επίσης δεν υπάρχουν τόσες πολλές από αυτές.

Ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα στη μηχανική μάθηση είναι η υπερπροσαρμογή. Πρέπει να φτιάξουμε ένα γενικευμένο μοντέλο το οποίο να μπορεί να πάρει καλά αποτελέσματα και στα δεδομένα δοκιμής. Το τυχαίο δάσος βοηθάει να ξεπεραστεί αυτή η κατάσταση συνδυάζοντας πολλά δέντρα απόφασης τα οποία τελικά θα μας δώσουν χαμηλή μεροληψία και χαμηλή διακύμανση.

Ο κύριος περιορισμός του τυχαίου δάσους είναι ότι λόγω του μεγάλου αριθμού δέντρων ο αλγόριθμος χρειάζεται πολύ χρόνο για να εκπαιδευτεί, γεγονός που τον καθιστά αργό και αναποτελεσματικό για προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο. Σε γενικές γραμμές, οι αλγόριθμοι αυτοί εκπαιδεύονται γρήγορα, αλλά είναι αρκετά αργό στη δημιουργία προβλέψεων μόλις εκπαιδευτούν. Στις περισσότερες εφαρμογές του πραγματικού κόσμου, ο αλγόριθμος Random Forest είναι αρκετά γρήγορος, αλλά σίγουρα μπορεί να υπάρξουν καταστάσεις όπου η απόδοση σε χρόνο εκτέλεσης είναι σημαντική και θα προτιμηθούν άλλες προσεγγίσεις[3].

4.3.2 Διαφορές μεταξύ του δέντρου αποφάσεων και του αλγορίθμου τυχαίου δάσους

Δέντρα απόφασης

1. Τα δέντρα αποφάσεων συνήθως υποφέρουν από το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής, αν αφεθούν να αναπτυχθούν μέχρι το μέγιστο βάθος τους.
2. Ένα ενιαίο δέντρο απόφασης είναι ταχύτερο στον υπολογισμό.
3. Όταν ένα σύνολο δεδομένων με χαρακτηριστικά λαμβάνεται ως είσοδος από ένα δέντρο απόφασης θα διαμορφώσει κάποιο σύνολο κανόνων για να κάνει πρόβλεψη.

Αλγόριθμος τυχαίων δασών

1. Τα τυχαία δάση χρησιμοποιούν τη μέθοδο bagging. Δημιουργεί ένα υποσύνολο του αρχικού συνόλου δεδομένων και η τελική έξοδος βασίζεται στην κατάταξη κατά πλειοψηφία και ως εκ τούτου το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής αντιμετωπίζεται
2. Είναι συγκριτικά πιο αργό
3. Το τυχαίο δάσος επιλέγει τυχαία τις παρατηρήσεις, δημιουργεί ένα δέντρο απόφασης και λαμβάνεται ο μέσος όρος του αποτελέσματος. Δεν χρησιμοποιεί κάποιο σύνολο τύπων.

Ως εκ τούτου, μπορούμε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα ότι τα τυχαία δάση

είναι πολύ πιο επιτυχημένα από τα δέντρα αποφάσεων μόνο εάν τα δέντρα είναι ποικίλα και αποδεκτά[3].

4.4 Αλγόριθμος δέντρου με ενίσχυση κλίσης

Τα δέντρα με ενίσχυση κλίσης (Gradient Boosted Trees) είναι ένα σύνολο δέντρων απόφασης. Σύνολα με βάση τα δέντρα απόφασης όπως ο Gradient Boosting έχουν επιδείξει υψηλή απόδοση στην παλινδρόμηση και την ταξινόμηση. Η ενίσχυση κλίσης είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης που βελτιώνει την ακρίβεια της πρόβλεψης με τη μέση τιμή πολλών πρόχειρων κανόνων (αδύναμοι μαθητές) αντί της εύρεσης ενός μόνο ακριβούς μαθητή. Ο αλγόριθμος δημιουργεί το σύνολο δέντρων επαναληπτικά. Ουσιαστικά, πρόκειται για μια σταδιακή διαδικασία, όπου οι αδύναμοι εκπαιδευόμενοι (π.χ. δέντρα απόφασης) προσαρμόζονται με επαναληπτικό τρόπο για να μειωθεί η μεροληψία. Σε κάθε βήμα, προστίθεται ένας νέος μαθητής, ο οποίος μειώνει βέλτιστα τη συνάρτηση απωλειών. Ο πρώτος μαθητής μειώνει στο μέγιστο τη συνάρτηση απωλειών χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης. Οι επόμενοι μαθητές προσαρμόζονται στα κατάλοιπα των προηγούμενων μαθητών τους. Ο σκοπός είναι η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης απώλειών. Η τελική πρόβλεψη είναι ο μέσος όρος των προβλέψεων των επιμέρους δέντρων[4].

4.4.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Τα πλεονεκτήματα του αλγόριθμου Gradient Boosting είναι:

- Συχνά παρέχει ακρίβεια πρόβλεψης που δεν μπορεί να ξεπεραστεί.
- Μεγάλη ευελιξία - μπορεί να βελτιστοποιήσει διαφορετικές συναρτήσεις απώλειας και παρέχει αρκετές επιλογές συντονισμού υπερπαραμέτρων που καθιστούν την προσαρμογή της συνάρτησης πολύ ευέλικτη.
- Δεν απαιτείται προεπεξεργασία δεδομένων - συχνά λειτουργεί εξαιρετικά με κατηγορικές και αριθμητικές τιμές ως έχει.
- Χειρίζεται τα δεδομένα που λείπουν - δεν απαιτείται υπολογισμός.

Τα μειονεκτήματα του αλγόριθμου Gradient Boosting είναι :

- Τα μοντέλα Gradient Boosting θα συνεχίσουν να βελτιώνονται για την ελαχιστοποίηση όλων των σφαλμάτων. Αυτό μπορεί να υπερτονίσει τις ακραίες τιμές και να προκαλέσει υπερπροσαρμογή.
- Υπολογιστικά ακριβά - συχνά απαιτούν πολλά δέντρα (>1000) τα οποία μπορεί να είναι εξαντλητικά σε χρόνο και μνήμη.
- Η μεγάλη ευελιξία έχει ως αποτέλεσμα πολλές παραμέτρους που αλληλοεπιδρούν και επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό τη συμπεριφορά της προσέγγισης (αριθμός επαναλήψεων, βάθος δέντρων, παράμετροι κανονικοποίησης κ.λπ.). Αυτό απαιτεί μια μεγάλη αναζήτηση πλέγματος κατά τη διάρκεια του συντονισμού[5].

4.4.2 Διαφορές μεταξύ του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης και του αλγόριθμου τυχαίου δάσους

Οι τομείς που εντοπίζονται οι διαφορές ανάμεσα στους δύο αλγόριθμους είναι:

1. Απόδοση:

Ο αλγόριθμος τυχαίου δάσους μπορεί να χτίσει κάθε δέντρο ανεξάρτητα. Από την άλλη πλευρά, ο αλγόριθμος ενισχυμένης κλίσης μπορεί να φτιάξει ένα δέντρο κάθε φορά, έτσι ώστε η απόδοση του random forest είναι μικρότερη σε σύγκριση με του Gradient boosting. Μια άλλη διαφορά είναι ότι ο Random forest συνδυάζει το αποτέλεσμα του στο τέλος της διαδικασίας, ενώ ο Gradient Boosting συνδυάζει το αποτέλεσμα κατά τη διάρκεια της διαδικασίας.

2. Bagging vs boosting:

Ο συνδυασμός των δέντρων απόφασης είναι η κύρια διαφορά μεταξύ του Random Forest και του Gradient Boosting. Ο αλγόριθμος τυχαίου δάσους έχει κατασκευαστεί με τη χρήση της μεθόδου bagging, ενώ ο αλγόριθμος ενισχυμένης κλίσης με χρήση της μεθόδου boosting. Και οι δύο μέθοδοι έχουν αναλυθεί στην υποενότητα 4.2 .

3. Υπερπροσαρμογή:

Όπως γνωρίζουμε, στη μηχανική μάθηση, χρησιμοποιούμε αλγορίθμους έτσι ώστε να υπάρχει κίνδυνος υπερπροσαρμογής. Στη μηχανική μάθηση όταν οποιοδήποτε μοντέλο ταιριάζει καλά στα δεδομένα εκπαίδευσης, τότε μπορεί να υπάρξει υπερπροσαρμογή λόγω του ότι το μοντέλο μας μπορεί να πάρει κάποιες περιττές λεπτομέρειες κάτω από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Έτσι αποτυγχάνει να γενικεύσει σε όλα τα δεδομένα.

Όπως είδαμε παραπάνω, ο Random Forest και ο Gradient Boosting είναι και τα δύο μοντέλα μάθησης συνόλου. Ο αλγόριθμος τυχαίου δάσους χρησιμοποιεί αρκετά δέντρα απόφασης που δεν είναι κρίσιμα ή δεν προκαλούν υπερπροσαρμογή. Αν προσθέσουμε περισσότερα δέντρα σε αυτό, τότε η ακρίβεια του μοντέλου θα μειωθεί, οπότε δεν θέλουμε να προσθέσουμε περισσότερα δέντρα. Στον αλγόριθμο τυχαίου δάσους, δεν υπάρχει κίνδυνος υπερπροσαρμογής . Στον αλγόριθμο ενισχυμένης κλίσης λόγω του αριθμού των δέντρων μπορεί να εμφανιστεί υπερπροσαρμογή . Το νέο δέντρο έχει προστεθεί από όλα τα υπόλοιπα δέντρα στο προηγούμενο, οπότε κάθε προσθήκη μπορεί να προκαλέσει θόρυβο στα δεδομένα εκπαίδευσης, οπότε η προσθήκη πολλών δέντρων στον Gradient Boosting προκαλεί υπερπροσαρμογή[6].

4.5 Αλγόριθμος Extreme Gradient Boosting Machine (XGBM)

Ο αλγόριθμος Extreme Gradient Boosting ή XGBoost είναι ένας άλλος δημοφιλής αλγόριθμος ενίσχυσης. Στην πραγματικότητα, ο XGBoost είναι απλώς μια αυτοσχέδια έκδοση του αλγορίθμου ενίσχυσης κλίσης. Η διαδικασία εργασίας του XGBoost είναι η ίδια με την GBM. Τα δέντρα στον XGBoost κατασκευάζονται διαδοχικά, προσπαθώντας να διορθώσουν τα σφάλματα των προηγούμενων δέντρων.

Υπάρχουν όμως ορισμένα χαρακτηριστικά που κάνουν το XGBoost ελαφρώς καλύτερο από τον Gradient Boosting :

Ένα από τα πιο σημαντικά σημεία είναι ότι ο XGBoost υλοποιεί παράλληλη προεπεξεργασία (σε επίπεδο κόμβου), γεγονός που το καθιστά ταχύτερο από τον

Gradient Boosting. Ο XGBoost περιλαμβάνει επίσης μια ποικιλία τεχνικών κανονικοποίησης που μειώνουν την υπερπροσαρμογή και βελτιώνουν τη συνολική απόδοση.

Ενώ ο XGBoost είναι μια ιδιαίτερα βελτιστοποιημένη και ισχυρή υλοποίηση του αλγορίθμου Gradient Boosting, υπάρχουν σενάρια όπου ένας παραδοσιακός αλγόριθμος Gradient Boosting μπορεί να αποδώσει καλύτερα από τον XGBoost σε ένα πρόβλημα πρόβλεψης χρονοσειρών παλινδρόμησης. Ακολουθούν ορισμένοι πιθανοί λόγοι:

- **Μέγεθος και πολυπλοκότητα δεδομένων:**

Ο παραδοσιακός αλγόριθμος Gradient Boosting μπορεί να είναι πιο κατάλληλος όταν πρόκειται για σχετικά μικρά σύνολα δεδομένων και για απλές εργασίες παλινδρόμησης. Οι πρόσθετες βελτιστοποιήσεις και οι δυνατότητες παράλληλης επεξεργασίας του XGBoost είναι πιο επωφελείς όταν πρόκειται για μεγάλα σύνολα δεδομένων και πολύπλοκα προβλήματα.

- **Ανησυχίες σχετικά με την υπερπροσαρμογή:**

Οι πρόσθετες τεχνικές κανονικοποίησης του XGBoost ενδέχεται να είναι επωφελείς για τη μείωση της υπερπροσαρμογής σε σύνθετα σύνολα δεδομένων. Ωστόσο, εάν το σύνολο δεδομένων είναι σχετικά μικρό ή απλό, η απλούστερη φύση του παραδοσιακού Gradient Boosting θα μπορούσε να οδηγήσει σε καλύτερη γενίκευση.[7]

4.5.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Ορισμένα από τα πλεονεκτήματα του XGBoost είναι:

- **Υψηλή ακρίβεια:** Ο XGBoost είναι γνωστό για την υψηλή ακρίβειά του, γεγονός που το καθιστά δημοφιλή επιλογή για εργασίες μηχανικής μάθησης που απαιτούν υψηλή ακρίβεια. Λειτουργεί συνδυάζοντας πολλαπλά δέντρα αποφάσεων για να κάνει πιο ακριβείς προβλέψεις, καθιστώντας το αποτελεσματικό για εργασίες όπως η αναγνώριση εικόνας και ομιλίας, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και τα συστήματα συστάσεων.
- **Ταχύτητα:** Ο XGBoost έχει σχεδιαστεί για να είναι γρήγορο και αποτελεσματικό, ακόμη και για μεγάλα σύνολα δεδομένων. Είναι βελτιστοποιημένο τόσο για επεξεργασία με έναν όσο και με πολλούς πυρήνες, καθιστώντας το εξαιρετική επιλογή για εργασίες που απαιτούν γρήγορες προβλέψεις.
- **Κανονικοποίηση:** Ο XGBoost περιλαμβάνει τεχνικές κανονικοποίησης που βοηθούν στην αποφυγή της υπερπροσαρμογής, η οποία είναι ένα συνηθισμένο πρόβλημα στη μηχανική μάθηση. Χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό κανονικοποίησης L1 και L2 για να μειώσει την πολυπλοκότητα του μοντέλου, με αποτέλεσμα πιο εύρωστες και ακριβείς προβλέψεις.

Τα μειονεκτήματα του είναι:

- **Πολυπλοκότητα:** Ο XGBoost είναι ένας πολύπλοκος αλγόριθμος που απαιτεί κάποιο βαθμό τεχνικής εξειδίκευσης για την αποτελεσματική υλοποίηση και βελτιστοποίηση. Μπορεί να είναι πρόκληση η διαμόρφωση και η ρύθμιση των πολλών υπερπαραμέτρων που εμπλέκονται, γεγονός που μπορεί να καταστήσει χρονοβόρα την εργασία με αυτόν.

- **Χρήση μνήμης:** Ο XGBoost μπορεί να απαιτεί υψηλής εντάσεως μνήμη, ιδίως για μεγάλα σύνολα δεδομένων. Αυτό μπορεί να καταστήσει δύσκολη την εκτέλεσή του σε υπολογιστές με περιορισμένη μνήμη, οδηγώντας σε πιο αργές επιδόσεις[8].

4.6 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους

Χρησιμοποιώντας τη χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.1 κατά το οποίο σε διάρκεια 2592000 δευτερολέπτων, η οποία αντιστοιχεί σε χρονική διάρκεια ενός μήνα, παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_i) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Αθήνα, συχνότητα 20 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21° , ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Χρησιμοποιήθηκαν τα 36000 δείγματα από αυτά, τα οποία αντιστοιχούν σε 25 μέρες, για την εκπαίδευση του αλγόριθμου Random Forest με σκοπό να γίνει πρόβλεψη για τα τελευταία 7200 δείγματα, που αντιστοιχούν στις τελευταίες 5 μέρες του μήνα και να γίνει σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών. Ο λόγος που χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια ακριβώς δεδομένα με το μοντέλο ARIMA και όσον αφορά την εκπαίδευση αλλά και την πρόβλεψη είναι για να μπορούν να γίνουν συγκρίσεις μεταξύ τους καθώς και με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης.

4.6.1 Προεπεξεργασία δεδομένων

Για την εκπαίδευση των αλγορίθμων, τα δεδομένα υφίστανται προεπεξεργασία. Στόχος είναι η πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής μετά από ένα δεδομένο χρονικό διάστημα, το οποίο αντιστοιχεί στην τάξη της παραμέτρου p του μοντέλου ARIMA. Ο λόγος είναι ότι η " p " αντιπροσωπεύει τον αριθμό των καθυστερημένων παρατηρήσεων (επίσης γνωστών ως χρονικές υστερήσεις) που περιλαμβάνονται στο μοντέλο. Καθορίζει πόσα προηγούμενα χρονικά βήματα της χρονοσειράς θα πρέπει να ληφθούν υπόψη για την πρόβλεψη της επόμενης τιμής. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 4 βήματα, άρα 4 λεπτά.

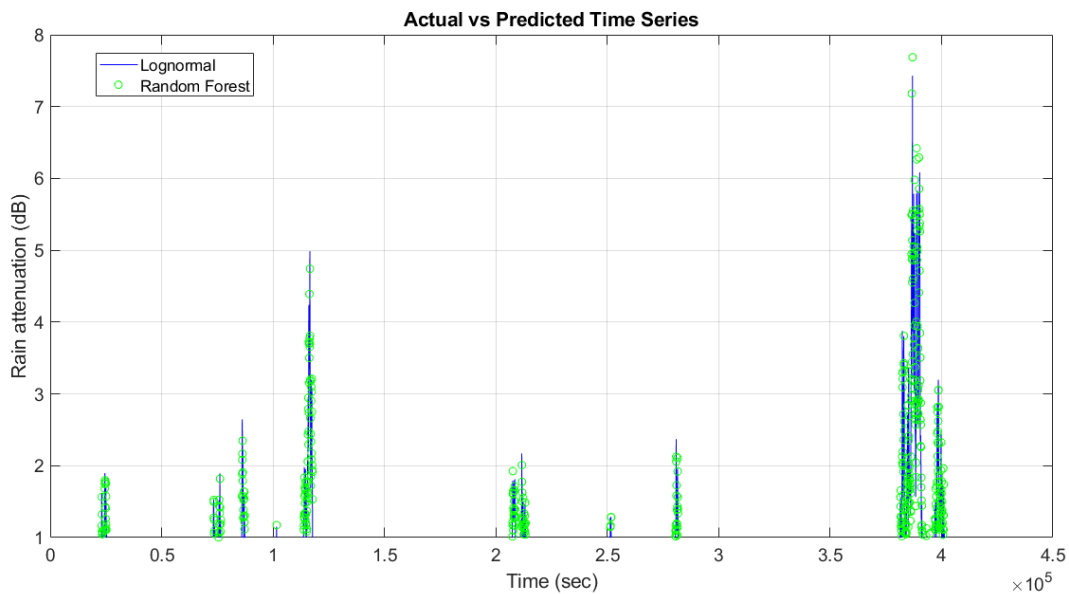
Πρώτον, προκειμένου να είναι δυνατή η ανακατανομή του συνόλου δεδομένων και επίσης ο Random Forest να εφαρμόσει την τεχνική bootstrapping, τα δεδομένα εισόδου και εξόδου δεδομένα πρέπει να παρέχονται σε μορφή που μπορεί να είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους[9]. Έτσι, δεδομένου ότι η απόσβεση για n - χρονικά βήματα συμβολίζεται ως διάνυσμα $a_n = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$ τότε τα δεδομένα εισόδου διάνυσμα για μια ενιαία προβλεπόμενη έξοδο στο χρονικό βήμα $n+1$, δηλαδή a_{n+1} , δίνεται από:

$$x_n = [a_n] \quad (4.1)$$

4.6.2 Εφαρμογή του αλγορίθμου

Για την εφαρμογή του αλγορίθμου τυχαίου δάσους, χρησιμοποιήθηκε η

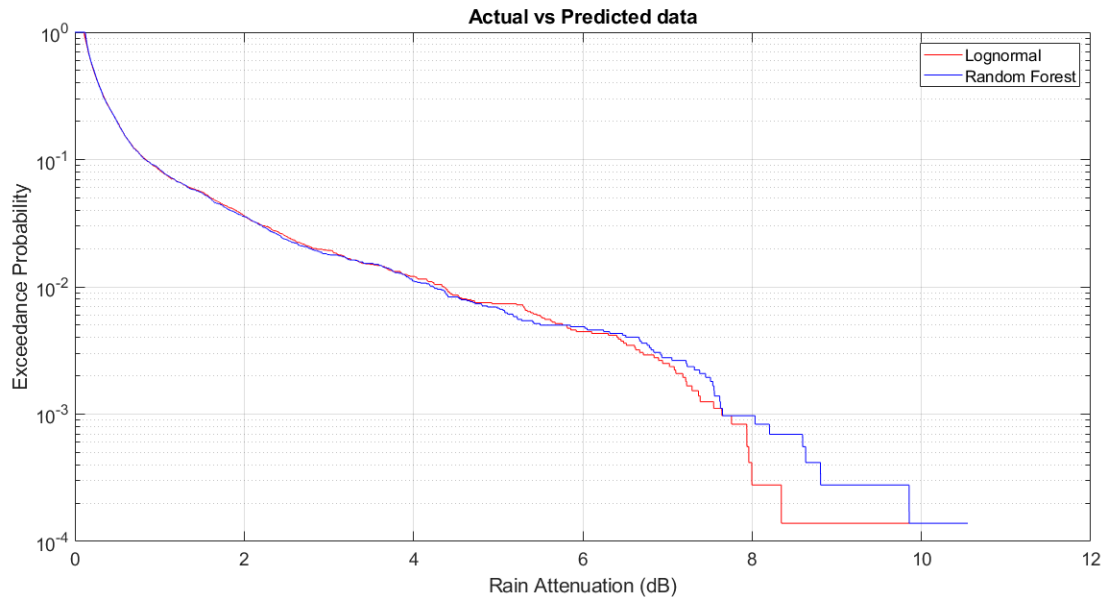
βιβλιοθήκη scikit-learn σε Python[10]. Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σύμφωνα με το μοντέλο Random Forest, ο οποίος προβλέπει τις 7200 τιμές απόσβεσης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το μοντέλο Maseng-Baken και έχουν οριστεί σαν δεδομένα δοκιμής(test data) σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Στην εικόνα 4.1 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Random Forest με βάση την προεπεξεργασία δεδομένων που αναφέρθηκε πριν.



Εικόνα 4.1 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο προβλέπει με αρκετή ακρίβεια τα φαινόμενα των βροχοπτώσεων. Στην μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένου μας που έχουμε 7.2 dB ο αλγόριθμος προβλέπει 7.5 dB. Ενδεχομένως έχει πάρα πολύ καλή συμπεριφορά για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων κάτι που φαίνεται και από τις μετρικές.

Στην εικόνα 4.2 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.4% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8 dB, ενώ ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8.5 dB.



Εικόνα 4.2 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου τυχαίου δάσους μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται και στον Πίνακα 4.1.

Πίνακας 4.1 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Αθήνα-20GHz) , αλγόριθμο Random Forest

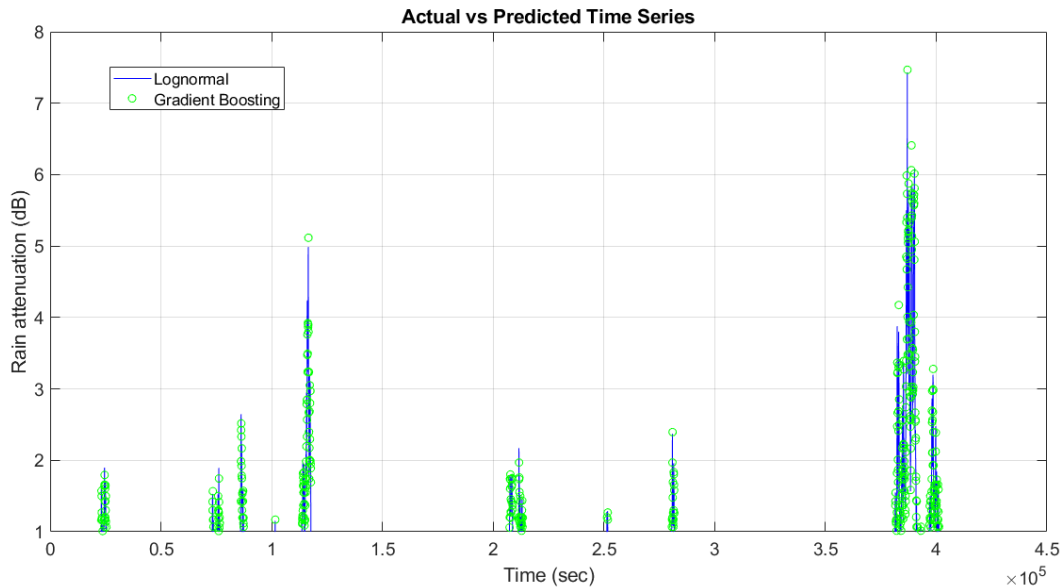
Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1701 dB
MAE	0.0571 dB
RMSE	0.1489 dB

4.7 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης

Και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε η χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.1 με τις ίδιες ακριβώς παραμέτρους(συχνότητα, γωνία ανύψωσης) καθώς και έγινε η ίδια προεπεξεργασία δεδομένων. Η μοναδική διαφορά είναι ότι χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Gradient Boosting για την πρόβλεψη.

Για την εφαρμογή του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη scikit-learn σε Python[10]. Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σύμφωνα με τον αλγόριθμο Gradient Boosting, ο οποίος προβλέπουν τις 7200 τιμές απόσβεσης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το

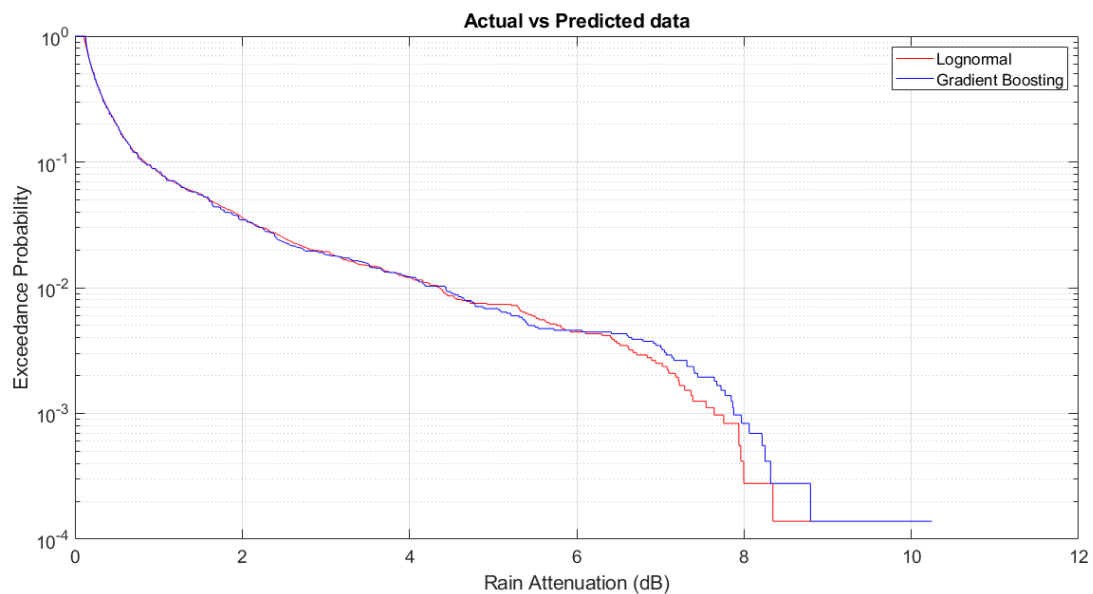
μοντέλο Maseng-Baken και έχουν οριστεί σαν δεδομένα δοκιμής(test data) σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Στην εικόνα 4.3 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Gradient Boosting.



Εικόνα 4.3 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο προβλέπει σχεδόν με απόλυτη ακρίβεια τα φαινόμενα βροχοπτώσεων.

Στην εικόνα 4.4 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.3% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8 dB, ενώ ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8.3 dB.



Εικόνα 4.4 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται και στον Πίνακα 4.2.

Πίνακας 4.2 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Αθήνα-20GHz), αλγόριθμο Gradient Boosting

Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1656 dB
MAE	0.0551 dB
RMSE	0.1401 dB

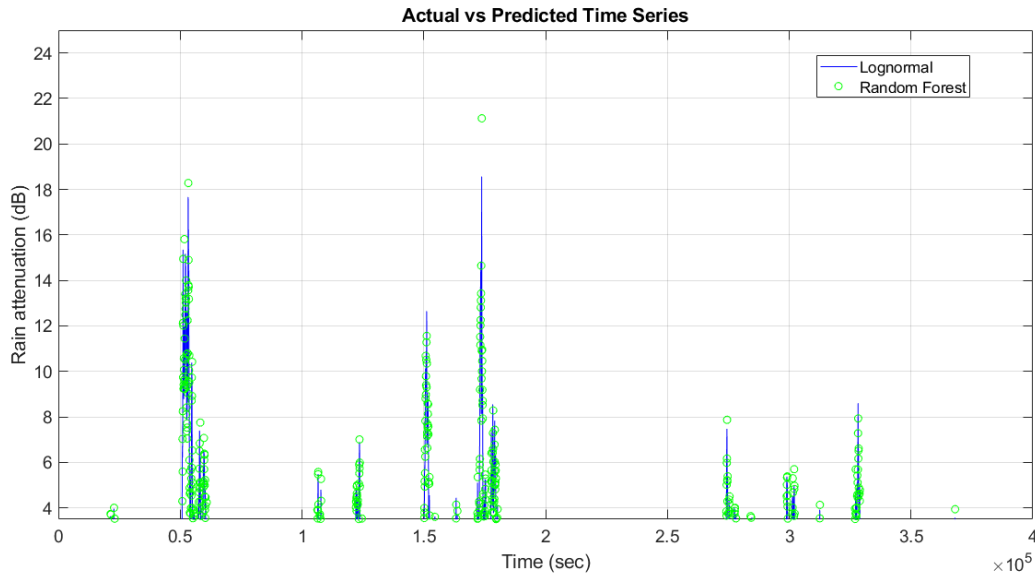
4.8 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους για διαφορετική συχνότητα

Χρησιμοποιώντας τη χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.6 κατά το οποίο σε διάρκεια 2592000 δευτερολέπτων, η οποία αντιστοιχεί σε χρονική διάρκεια ενός μήνα, παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_i) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Αθήνα, συχνότητα 40 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21°, ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 2 βήματα, άρα 2 λεπτά.

Χρησιμοποιήθηκαν τα 36000 δείγματα από αυτά, τα οποία αντιστοιχούν σε

25 μέρες, για την εκπαίδευση του αλγόριθμου Random Forest με σκοπό να γίνει πρόβλεψη για τα τελευταία 7200 δείγματα, που αντιστοιχούν στις τελευταίες 5 μέρες του μήνα και να γίνει σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

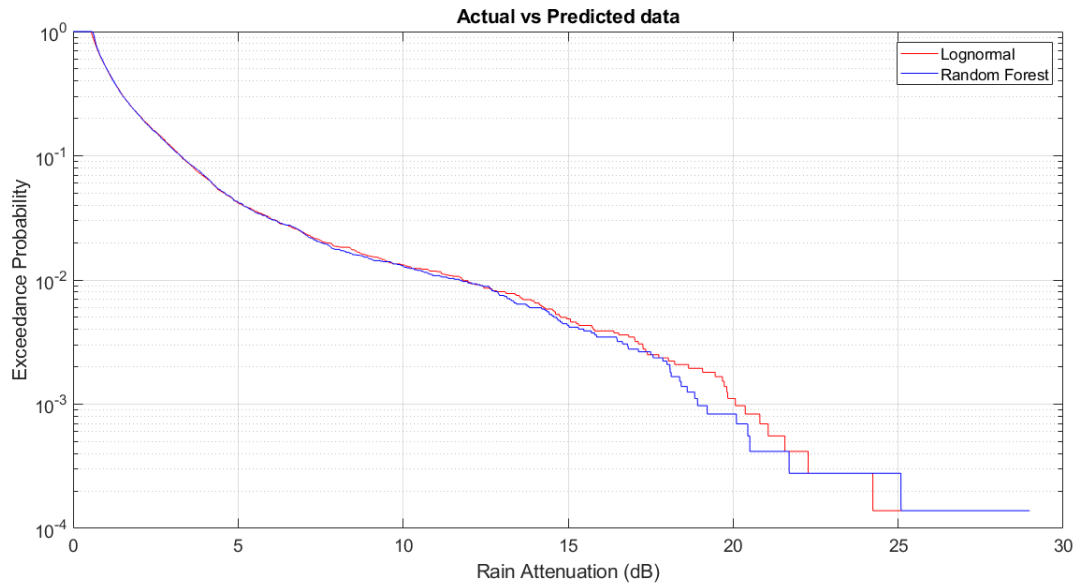
Στην εικόνα 4.5 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Random Forest.



Εικόνα 4.5 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο προβλέπει με αρκετή ακρίβεια τα φαινόμενα των βροχοπτώσεων. Στην μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένου μας που έχουμε 18 dB ο αλγόριθμος προβλέπει 21 dB. Αυτή είναι και η μεγαλύτερη διαφορά μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών που έχει το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων.

Στην εικόνα 4.6 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 3×10^{-4} έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 22.5 dB, ενώ ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 21 dB.



Εικόνα 4.6 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου τυχαίου δάσους μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.3.

Πίνακας 4.3 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Αθήνα-40GHz), αλγόριθμο Random Forest

Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1553 dB
MAE	0.1941 dB
RMSE	0.3980 dB

4.8.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο τυχαίου δάσους

Παρατηρούμε ότι για τον αλγόριθμο Random Forest οι μετρικές είναι αρκετά χειρότερες στην περίπτωση που χρησιμοποιούμε την συχνότητα των 40 GHz. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι στις περιπτώσεις που βρέχει οι αποσβέσεις είναι αρκετά μεγαλύτερες στα 40GHz σε σχέση με τα 20 GHz. Αυτό και σε συνδυασμό ότι είναι πιο απότομες οι μεταβολές στις τιμές της απόσβεσης δυσχεραίνει την πρόβλεψη του αλγορίθμου. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 4.4.

Πίνακας 4.4 RMSE για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο Random Forest

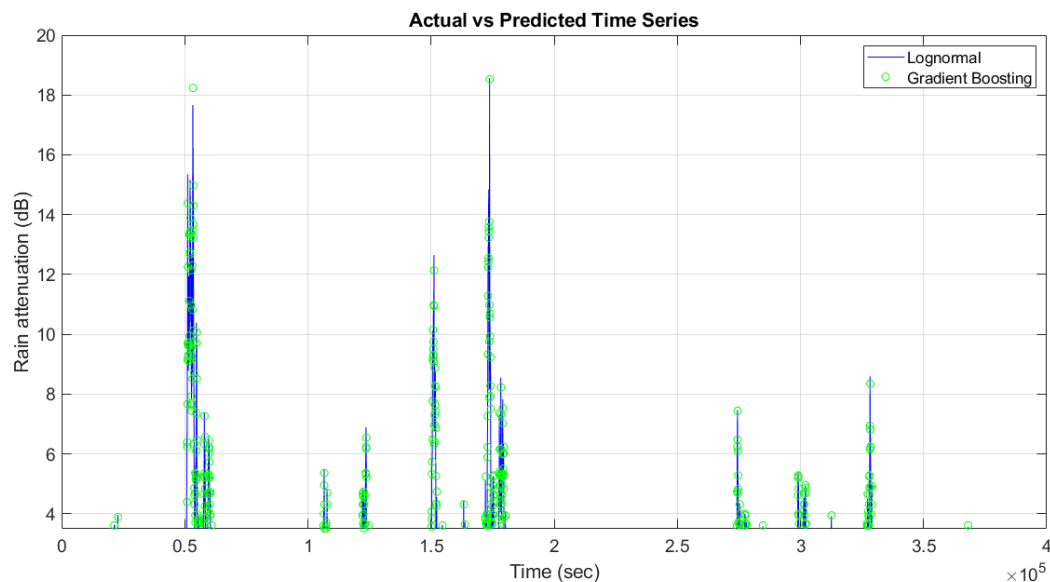
Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
20 GHz-Αθήνα	0.1489 dB
40 GHz-Αθήνα	0.3980 dB

4.9 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης για διαφορετική συχνότητα

Και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε η χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.6 με τις ίδιες ακριβώς παραμέτρους(συχνότητα, γωνία ανύψωσης) καθώς και έγινε η ίδια προεπεξεργασία δεδομένων. Η μοναδική διαφορά είναι ότι χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Gradient Boosting για την πρόβλεψη.

Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρών εξασθένησης λόγω βροχής σύμφωνα με τον αλγόριθμο Gradient Boosting, ο οποίος προβλέπουν τις 7200 τιμές απόσβεσης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το μοντέλο Maseng-Baken και έχουν οριστεί σαν δεδομένα δοκιμής(test data) σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 2 βήματα, άρα 2 λεπτά.

Στην εικόνα 4.7 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Gradient Boosting.



Εικόνα 4.7 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting

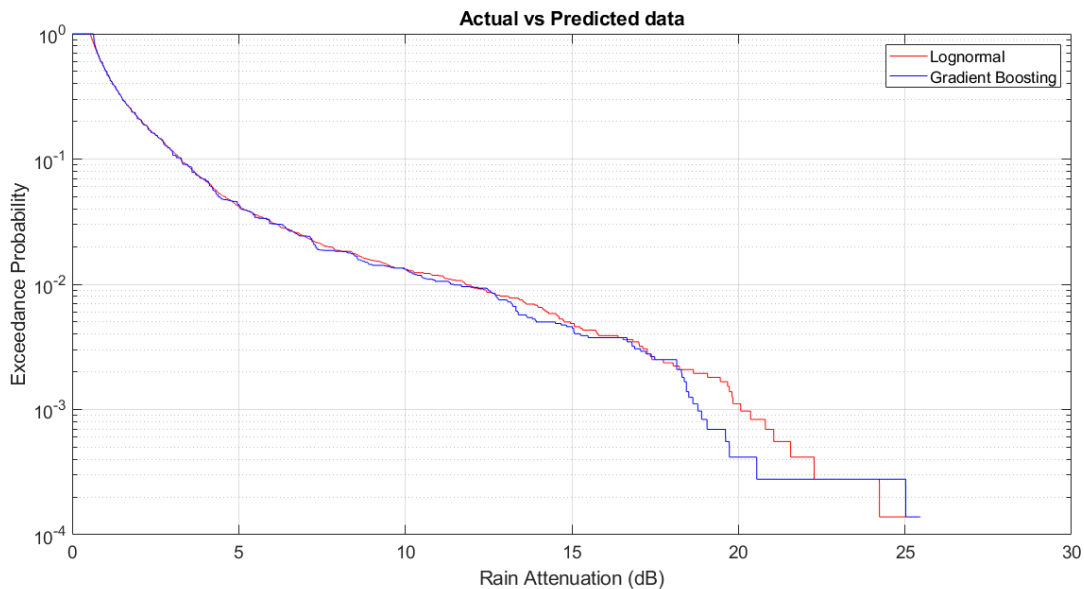
Παρατηρούμε ότι προβλέπει με αρκετά μεγάλη ακρίβεια ο αλγόριθμος τα φαινόμενα βροχοπτώσεων.

Στην εικόνα 4.8 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 25 dB, ενώ ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 21 dB.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.5.

Πίνακας 4.5 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Αθήνα-40GHz) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1453 dB
MAE	0.1810 dB
RMSE	0.3671 dB



Εικόνα 4.8 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Αθήνα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων

4.9.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης

Παρατηρούμε ότι για τον αλγόριθμο Gradient Boosting οι μετρικές είναι αρκετά χειρότερες στην περίπτωση που χρησιμοποιούμε την συχνότητα των 40 GHz. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι στις περιπτώσεις που βρέχει οι αποσβέσεις είναι αρκετά μεγαλύτερες στα 40GHz σε σχέση με τα 20 GHz. Αυτό και σε συνδυασμό ότι είναι πιο απότομες οι μεταβολές στις τιμές της απόσβεσης δυσχεραίνει την πρόβλεψη του αλγορίθμου. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 4.6.

Πίνακας 4.6 RMSE για διαφορετική συχνότητα και αλγόριθμο Gradient Boosting

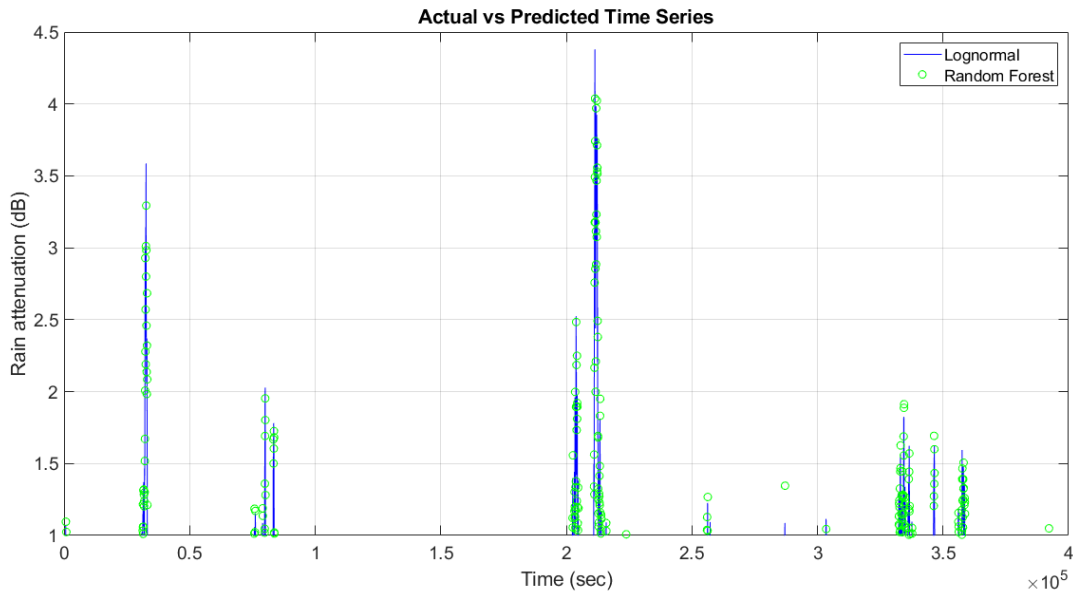
Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
20 GHz-Αθήνα	0.1401 dB
40 GHz-Αθήνα	0.3671 dB

4.10 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα)

Χρησιμοποιώντας τη χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.13 κατά το οποίο σε διάρκεια 2592000 δευτερολέπτων, η οποία αντιστοιχεί σε χρονική διάρκεια ενός μήνα, παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_i) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Καλαμάτα, συχνότητα 20 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21° , ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 3 βήματα, άρα 3 λεπτά.

Χρησιμοποιήθηκαν τα 36000 δείγματα από αυτά, τα οποία αντιστοιχούν σε 25 μέρες, για την εκπαίδευση του αλγόριθμου Random Forest με σκοπό να γίνει πρόβλεψη για τα τελευταία 7200 δείγματα, που αντιστοιχούν στις τελευταίες 5 μέρες του μήνα και να γίνει σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

Στην εικόνα 4.9 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Random Forest.



Εικόνα 4.9 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest

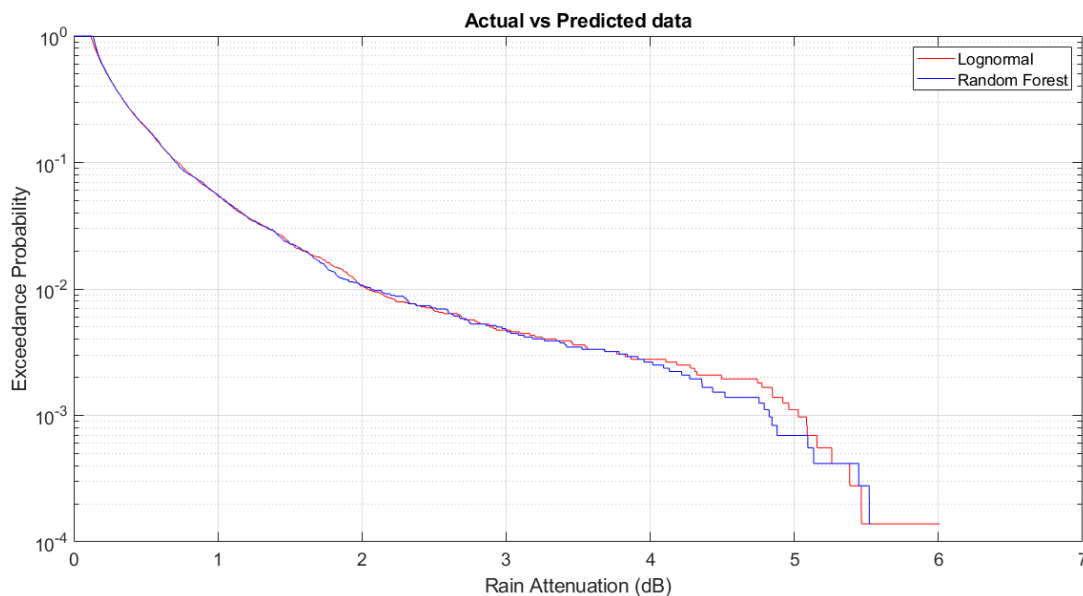
Παρατηρούμε οι προβλέψεις μας είναι αρκετά ακριβής. Στη μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 4.3 dB ο αλγόριθμος προβλέπει 4 dB

Στην εικόνα 4.10 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.3% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 5.4 dB, ενώ ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 5.2 dB.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου τυχαίου δάσους μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.7.

Πίνακας 4.7 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Καλαμάτα-20GHz) , αλγόριθμο Random Forest

Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1816 dB
MAE	0.0490 dB
RMSE	0.0913 dB



Εικόνα 4.10 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων (Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest

4.10.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα) και αλγόριθμο τυχαίου δάσους

Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα σύγκρισης των χρονοσειρών αλλά και στις μετρικές ο αλγόριθμος προβλέπει με καλύτερη προσέγγιση την απόσβεση λόγω βροχής σε σχέση με τον αντίστοιχο για Αθήνα για 20 GHz. Αυτό συμβαίνει διότι στο δείγμα που έγιναν οι προβλέψεις για την Καλαμάτα κυριαρχούν τα φαινόμενα καθαρού ουρανού, και οι τιμές της απόσβεσης είναι αρκετά μικρές με ελάχιστες μεταβολές στην τιμή τους. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 4.8.

Πίνακας 4.8 RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα) και αλγόριθμο Random Forest

Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
20 GHz-Αθήνα	0.1489 dB
20 GHz-Καλαμάτα	0.0913 dB

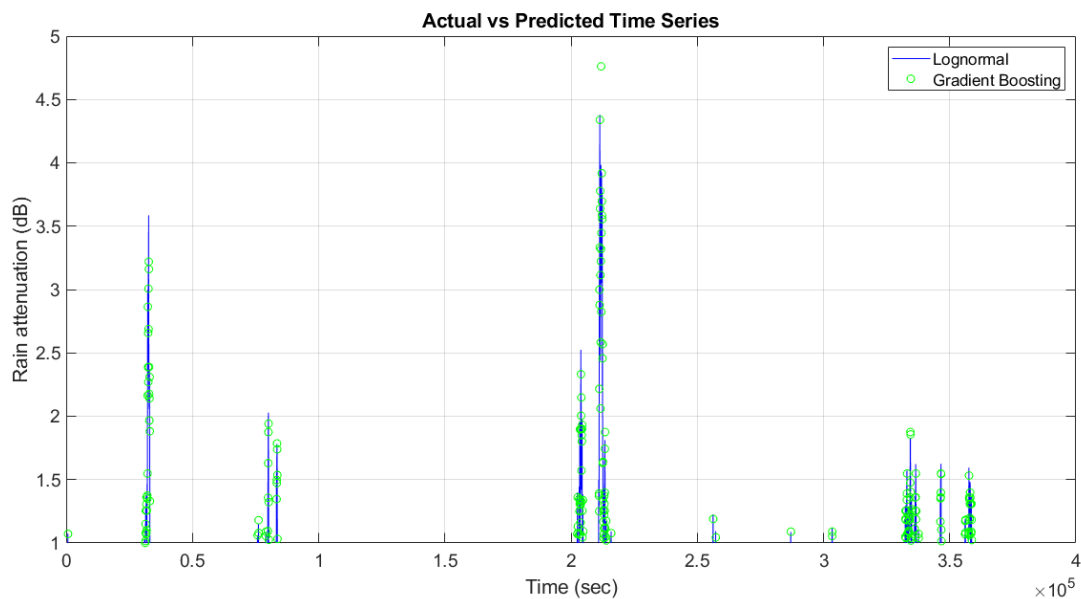
4.11 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα)

Και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε η χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.13 με τις ίδιες ακριβώς παραμέτρους (συχνότητα, γωνία

ανύψωσης) καθώς και έγινε η ίδια προεπεξεργασία δεδομένων. Η μοναδική διαφορά είναι ότι χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Gradient Boosting για την πρόβλεψη.

Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σύμφωνα με τον αλγόριθμο Gradient Boosting, ο οποίος προβλέπει τις 7200 τιμές απόσβεσης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το μοντέλο Maseng-Baken και έχουν οριστεί σαν δεδομένα δοκιμής(test data) σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 3 βήματα, άρα 3 λεπτά.

Στην εικόνα 4.11 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Gradient Boosting.



Εικόνα 4.11 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις μας είναι αρκετά ακριβείς. Στη μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 4.3 dB ο αλγόριθμος προβλέπει 4.7 dB.

Στην εικόνα 4.12 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Ωστόσο για πιθανότητες αποκοπής μικρότερες από 3×10^{-4} προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν

σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 5.3 dB και στις δύο περιπτώσεις.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.9.

Πίνακας 4.9 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Καλαμάτα-20GHz) , αλγόριθμο Gradient Boosting

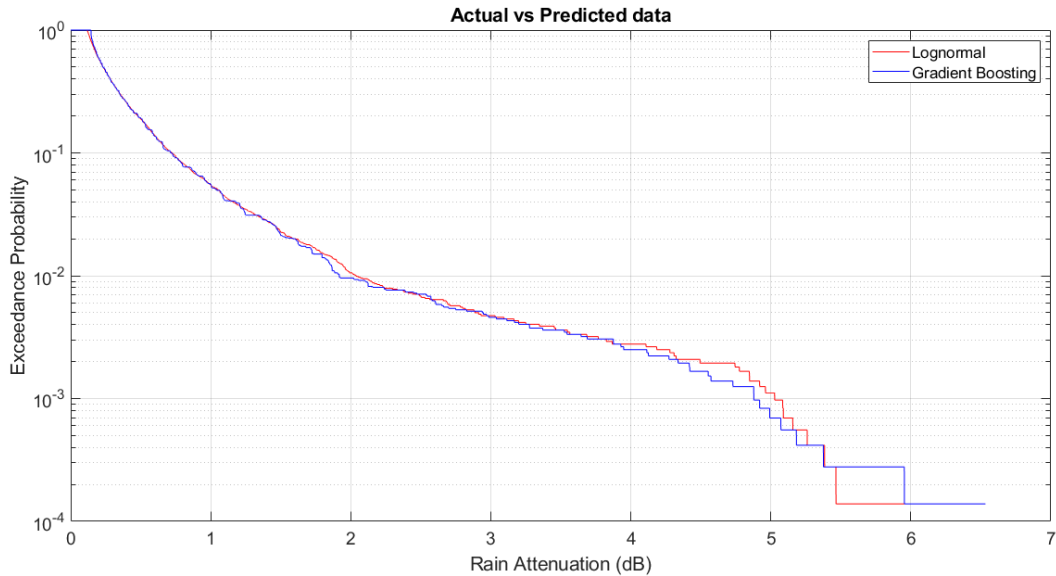
Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1735 dB
MAE	0.0467 dB
RMSE	0.0885 dB

4.11.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα) και αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης

Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα σύγκρισης των χρονοσειρών αλλά και στις μετρικές ο αλγόριθμος προβλέπει με καλύτερη προσέγγιση την απόσβεση λόγω βροχής σε σχέση με τον αντίστοιχο για Αθήνα για 20 GHz. Αυτό συμβαίνει διότι στο δείγμα που έγιναν οι προβλέψεις για την Καλαμάτα κυριαρχούν τα φαινόμενα καθαρού ουρανού, και οι τιμές της απόσβεσης είναι αρκετά μικρές με ελάχιστες μεταβολές στην τιμή τους. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 4.10.

Πίνακας 4.10 RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Καλαμάτα) και αλγόριθμο Gradient Boosting

Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
20 GHz-Αθήνα	0.1401 dB
20 GHz-Καλαμάτα	0.0885 dB



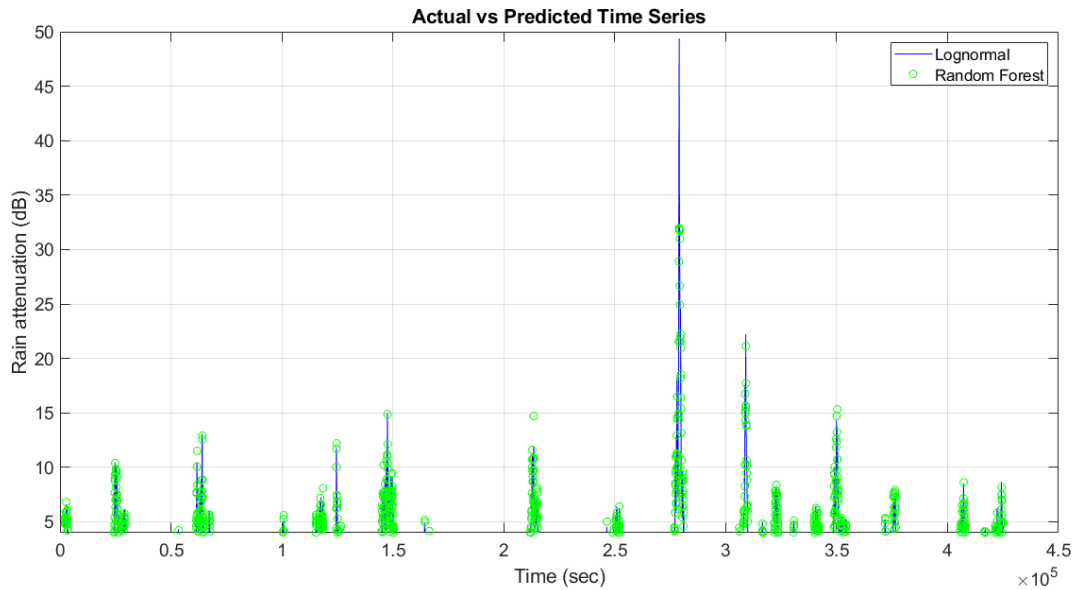
Εικόνα 4.12 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων (Καλαμάτα-20GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting

4.12 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα)

Χρησιμοποιώντας τη χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.18 κατά το οποίο σε διάρκεια 2592000 δευτερολέπτων, η οποία αντιστοιχεί σε χρονική διάρκεια ενός μήνα, παράχθηκαν 43200 χρονοσειρές απόσβεσης λόγω βροχής (A_i) σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Τα δεδομένα αυτά αφορούν την Κέρκυρα, συχνότητα 40 GHz, γωνία ανύψωσης δορυφόρου 43.21° , ενώ τα δείγματα παράγονται κάθε 60 δευτερόλεπτα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 3 βήματα, άρα 3 λεπτά.

Χρησιμοποιήθηκαν τα 36000 δείγματα από αυτά, τα οποία αντιστοιχούν σε 25 μέρες, για την εκπαίδευση του αλγόριθμου Random Forest με σκοπό να γίνει πρόβλεψη για τα τελευταία 7200 δείγματα, που αντιστοιχούν στις τελευταίες 5 μέρες του μήνα και να γίνει σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

Στην εικόνα 4.13 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Random Forest.



Εικόνα 4.13 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων (Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest

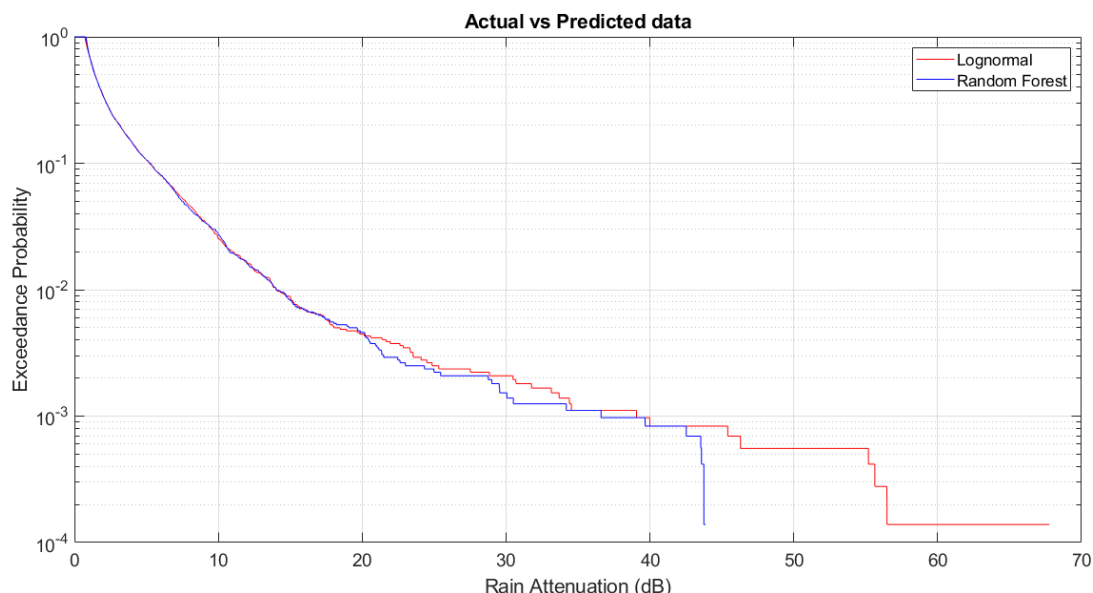
Παρατηρούμε ότι στην μέγιστη τιμή απόσβεσης του συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 50 dB ο αλγόριθμος δεν έχει καλή συμπεριφορά καθώς προβλέπει 32 dB. Εκτός όμως από αυτή την χρονική στιγμή έχουμε σχεδόν πλήρη ταύτιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

Στην εικόνα 4.14 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.4% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 56 dB, ενώ ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 44 dB.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου τυχαίου δάσους μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.11.

Πίνακας 4.11 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Κέρκυρα-40GHz) , αλγόριθμο Random Forest

Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1543 dB
MAE	0.2881 dB
RMSE	0.6350 dB



Εικόνα 4.14 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Random Forest

4.12.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα) και αλγόριθμο τυχαίου δάσους

Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα σύγκρισης των χρονοσειρών αλλά και στις μετρικές ο αλγόριθμος προβλέπει με χειρότερη προσέγγιση την απόσβεση λόγω βροχής σε σχέση με τον αντίστοιχο για Αθήνα για 40 GHz. Αυτό συμβαίνει διότι στο δείγμα που έγιναν οι προβλέψεις για την Κέρκυρα συναντάμε περισσότερα φαινόμενα βροχοπτώσεων, άρα και μεγαλύτερη αποσβέσεις, σε σχέση με το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων για Αθήνα. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 4.12.

Πίνακας 4.12 RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα) και αλγόριθμο Random Forest

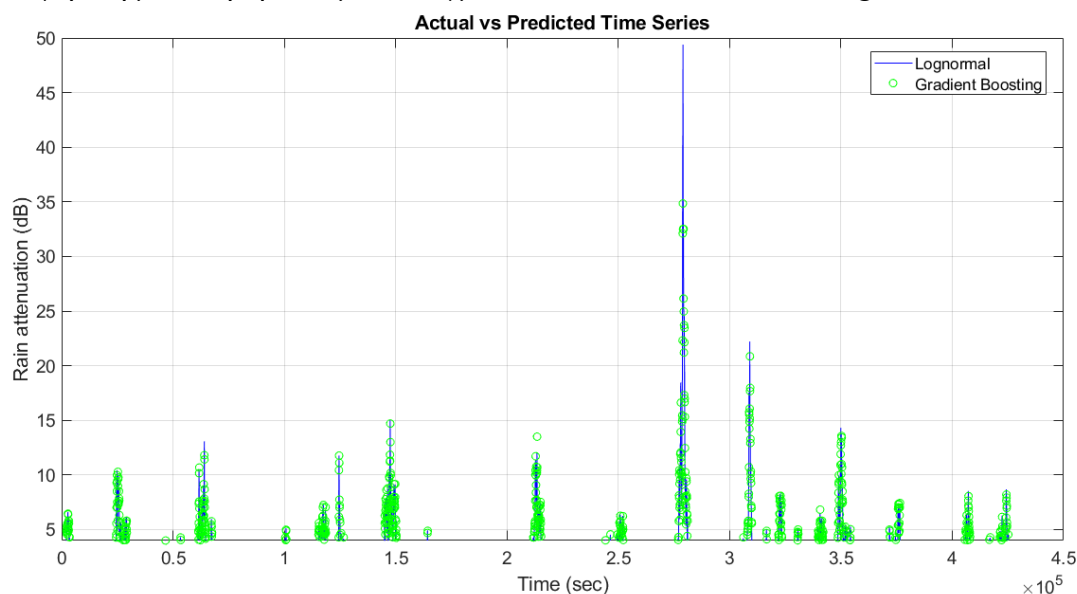
Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
40 GHz-Αθήνα	0.3980 dB
40 GHz-Κέρκυρα	0.6350 dB

4.13 Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής με τον αλγόριθμο δέντρου με ενίσχυση κλίσης για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα)

Και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε η χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής της εικόνας 3.18 με τις ίδιες ακριβώς παραμέτρους(συχνότητα, γωνία ανύψωσης) καθώς και έγινε η ίδια προεπεξεργασία δεδομένων. Η μοναδική διαφορά είναι ότι χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Gradient Boosting για την πρόβλεψη.

Η ανάλυση και η επικύρωση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη δημιουργία χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σύμφωνα με τον αλγόριθμο Gradient Boosting, ο οποίος προβλέπει τις 7200 τιμές εξασθένισης λόγω βροχής που είχαν παραχθεί με το μοντέλο Maseng-Baken και έχουν οριστεί σαν δεδομένα δοκιμής(test data) σε ένα διάστημα 432000 δευτερολέπτων με χρόνο ανάλυσης δειγμάτων τα 60 δευτερόλεπτα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή που στην περίπτωση μας αντιστοιχούν σε 3 βήματα, άρα 3 λεπτά.

Στην εικόνα 4.15 φαίνεται στο ίδιο διάγραμμα στιγμιότυπα χρονοσειράς απόσβεσης των παραγόμενων δειγμάτων με βάση το λογαριθμοκανονικό μοντέλο σε σύγκριση με τα προβλεπόμενα δείγματα από τον Gradient Boosting.



Εικόνα 4.15 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι στην μέγιστη τιμή απόσβεσης του συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 50 dB ο αλγόριθμος δεν έχει καλή συμπεριφορά καθώς προβλέπει 35 dB. Εκτός όμως από αυτή την χρονική στιγμή υπάρχει σχεδόν πλήρη ταύτιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

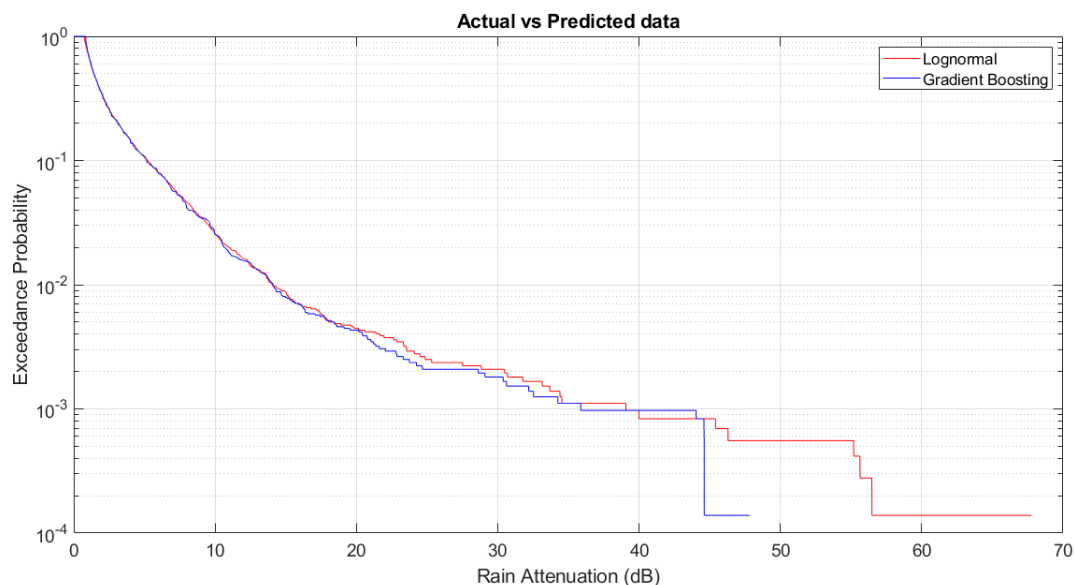
Στην εικόνα 4.16 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των

παραγόμενων δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.5% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι χαμηλότερη από ότι στο πραγματικότητα δείχνουν τα δεδομένα τα οποία παράχθηκαν σύμφωνα με το μοντέλο Maseng-Baken. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής $3 \cdot 10^{-4}$ έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 55 dB, ενώ ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 45 dB.

Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις του αλγόριθμου δέντρου με ενίσχυση κλίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), όπως φαίνεται στον Πίνακα 4.13.

Πίνακας 4.13 Μετρικές για είσοδο απόσβεση παραγόμενων δεδομένων(Κέρκυρα-40GHz) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Μετρικές	Τιμές
MAPE	0.1477 dB
MAE	0.2749 dB
RMSE	0.6021 dB



Εικόνα 4.16 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ παραγόμενων(Κέρκυρα-40GHz) και προβλεπόμενων δεδομένων με Gradient Boosting

4.13.1 Σύγκριση μετρικών για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα) και δέντρου με ενίσχυση κλίσης

Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα σύγκρισης των χρονοσειρών αλλά και στις μετρικές ο αλγόριθμος προβλέπει με χειρότερη προσέγγιση την απόσβεση λόγω βροχής σε σχέση με τον αντίστοιχο για Αθήνα για 40 GHz. Αυτό συμβαίνει διότι στο δείγμα που έγιναν οι προβλέψεις για την Κέρκυρα συναντάμε περισσότερα φαινόμενα βροχοπτώσεων, άρα και μεγαλύτερη αποσβέσεις, σε σχέση με το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων για Αθήνα. Αυτό αποτυπώνεται και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 4.14.

Πίνακας 4.14 RMSE για διαφορετική πόλη της Ελλάδας (Κέρκυρα) και αλγόριθμο Gradient Boosting

Συχνότητα-Περιοχή	Τιμή RMSE
40 GHz-Αθήνα	0.3671 dB
40 GHz-Κέρκυρα	0.6021 dB

4.14 Σύγκριση μεταξύ του μοντέλου ARIMA και των αλγορίθμων Random Forest και Gradient Boosting

Και στις τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις που εξετάστηκαν(Αθήνα-20GHz, Αθήνα-40GHz, Καλαμάτα-20GHz, Κέρκυρα-40GHz) οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting παρουσιάζουν αρκετά καλύτερη συμπεριφορά στην πρόβλεψη του ίδιου συνόλου δεδομένων για κάθε μία από τις περιπτώσεις από ότι το μοντέλο ARIMA. Αυτό φαίνεται τόσο από τα διαγράμματα σύγκρισης των παραγόμενων και των προβλεπόμενων χρονοσειρών όσο και από τις μετρικές που παράχθηκαν προκειμένου να εξετασθούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων. Συγκεκριμένα η περίπτωση που περιμένουμε η πρόβλεψη να είναι η πιο δύσκολη που είναι για περιοχή την Κέρκυρα και για 40 GHz, αφού τόσο λόγω συχνότητας όσο και λόγω περιοχής περιμένουμε μεγάλες αποσβέσεις λόγω βροχής οι οποίες βροχοπτώσεις συμβαίνουν αρκετά απότομα μετά από συνθήκες καθαρού ουρανού. Για τη συγκεκριμένη περίπτωση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα(RMSE) φαίνεται στον Πίνακα 4.15.

Πίνακας 4.15 RMSE για διαφορετικούς αλγορίθμους (Κέρκυρα-40 GHz)

Αλγόριθμος	Τιμή RMSE
ARIMA	3.0116 dB
Random Forest	0.6350 dB
Gradient Boosting	0.6021 dB

Αντίστοιχα οι περιπτώσεις που αναμένουμε να είναι πιο εύκολη η πρόβλεψη είναι είτε για Αθήνα και συχνότητα 20 GHz, είτε για Καλαμάτα και συχνότητα 20 GHz. Στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων προκύπτει ότι για Καλαμάτα και συχνότητα 20 GHz είναι πιο εύκολη αφού κυριαρχούν τα φαινόμενα καθαρού ουρανού. Για τη συγκεκριμένη περίπτωση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα(RMSE) φαίνεται στον Πίνακα 4.16.

Πίνακας 4.16 RMSE για διαφορετικούς αλγόριθμους (Καλαμάτα-20 GHz)

Αλγόριθμος	Τιμή RMSE
ARIMA	0.4541 dB
Random Forest	0.0913 dB
Gradient Boosting	0.0890 dB

Άρα καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting είναι ισχυρές τεχνικές μάθησης συνόλων που συχνά μπορούν να ξεπεράσουν τα μοντέλα ARIMA σε εργασίες πρόβλεψης χρονοσειρών, αφού μπορούν να συλλάβουν αποτελεσματικά μη γραμμικά πρότυπα λόγω της ικανότητάς τους να δημιουργούν ευέλικτα μοντέλα χρησιμοποιώντας δέντρα αποφάσεων ως βασικούς μαθητές. Επιπλέον διαθέτουν ανθεκτικότητα στις ακραίες τιμές, Οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting είναι λιγότερο ευαίσθητοι στις ακραίες τιμές σε σύγκριση με τον ARIMA. Οι ακραίες τιμές σε δεδομένα χρονοσειρών μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοση του μοντέλου ARIMA. Αυτό φαίνεται και από το γεγονός ότι το μοντέλο ARIMA ενώ προβλέπει αρκετά ικανοποιητικά τα φαινόμενα καθαρού ουρανού δυσκολεύεται να προβλέψει ανωμαλίες στα δεδομένα που στη περίπτωση μας είναι οι αποσβέσεις που προκύπτουν λόγω βροχοπτώσεων. Αντίθετα τόσο ο Random Forest όσο και ο Gradient Boosting συνδυάζουν πολλαπλούς αδύναμους εκπαιδευόμενους (μοντέλα βάσης) για να σχηματίσουν έναν ισχυρό εκπαιδευόμενο, παρέχοντας ισχυρές προβλέψεις και μειώνοντας τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής.

Αναφορές

- [1] A. Galicia, R. Talavera-Llames, A. Troncoso, I. Koprinska, F. Martínez-Álvarez, Multi-step forecasting for big data time series based on ensemble learning, Knowledge-Based Systems, Volume 163,2019, Pages 830-841,
- [2] Saini, A. (2021, August 29). Decision Tree Algorithm - A Complete Guide. Analytics Vidhya. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/08/decision-tree-algorithm/>
- [3] Saini, A. (2021, October 19). An Introduction to Random Forest Algorithm for beginners. Analytics Vidhya. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/an-introduction-to-random-forest-algorithm-for-beginners/>
- [4] Muhammed A. Hassan, A. Khalil, S. Kaseb, M.A. Kassem, Exploring the potential of tree-based ensemble methods in solar radiation modeling, Applied Energy, Volume 203,2017, Pages 897-916,
- [5] Gradient Boosting for Classification | Paperspace Blog. (2020, March 29). Paperspace Blog. <https://blog.paperspace.com/gradient-boosting-for-classification/>
- [6] Ravanshad, A. (2019, August 1). Gradient Boosting vs Random Forest. Medium. <https://medium.com/@aravanshad/gradient-boosting-versus-random-forest-cfa3fa8f0d80>
- [7] Singh, A. (2020, February 13). 4 Boosting Algorithms You Should Know - GBM, XGBoost, LightGBM & CatBoost. Analytics Vidhya. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/4-boosting-algorithms-machine-learning/>
- [8] Krayonnz: Social Learning Network. (n.d.). Krayonnz : Social Learning Network. <https://www.krayonnz.com/user/doubts/detail/623b2b7235e21e005f953106/what-are-the-advantages-and-disadvantages-of-XGBoost>
- [9] Kourogiorgas, C., Papafragkakis, A. Z., Panagopoulos, A. D., & Ventouras, S. (2018, April). Long-term and short-term atmospheric impairments forecasting for high throughput satellite communication systems. In 12th European conference on antennas and propagation (EuCAP 2018) (pp. 1-5). IET.
- [10] Sci-kit Learn: Machine Learning in Python, <http://scikitlearn.org/stable/>, accessed 2017.

5 Κεφάλαιο: Πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής σε πειραματικά δεδομένα

5.1 Εισαγωγή

Οι ολοένα αυξανόμενες απαιτήσεις για υψηλότερους ρυθμούς μετάδοσης σε συνδυασμό με την εξάντληση του διαθέσιμου φάσματος για δορυφορικές επικοινωνίες επιβάλλουν τη μετάβαση των συστημάτων και υπηρεσιών σε ανώτερες φασματικές ζώνες όπως η Ka και οι Q/V. Η μετάβαση αυτή θα δώσει τη δυνατότητα για ανάπτυξη νέων δορυφορικών συστημάτων υψηλών ρυθμών απόδοσης (High Throughput Satellites, HTS). Ωστόσο, η διάδοση του σήματος στις ζώνες αυτές είναι πολύ πιο ευαίσθητη στα διάφορα ατμοσφαιρικά φαινόμενα και κυρίως στις ατμοσφαιρικές κατακρημνίσεις-βροχή (έντονη απόσβεση - τάξεως δεκάδων dB), εγείροντας έτσι ζητήματα αξιοπιστίας και διαθεσιμότητας των ζεύξεων. Η χρήση ενός απλού περιθωρίου διαλείψεων (fade margin) ή ελέγχου ισχύος, τεχνικές που χρησιμοποιούνται με επιτυχία σε συστήματα με χαμηλότερες συχνότητες λειτουργίας, κρίνεται τόσο ασύμφορη όσο και ανεπαρκής στη συγκεκριμένη περίπτωση. Είναι επομένως απαραίτητη η χρήση εξειδικευμένων τεχνικών άμβλυνσης διαλείψεων (Fading Mitigation Techniques, FMTs), οι οποίες με τη σειρά τους προϋποθέτουν ακριβή μοντελοποίηση του καναλιού διάδοσης.

Παρά το γεγονός ότι κατά το παρελθόν προτάθηκαν στη διεθνή βιβλιογραφία διάφορα μοντέλα για χρήση στις εν λόγω συχνότητες, τα μοντέλα αυτά είτε κρίνονται ελλιπή είτε μη καθολικά εφαρμόσιμα για χρήση σε οποιαδήποτε γεωγραφική περιοχή. Για την πρόταση ενός νέου μοντέλου διάδοσης είναι απαραίτητη η ύπαρξη πραγματικών μετρήσεων, η συλλογή και στατιστική ανάλυση των οποίων χρησιμοποιείται τόσο για την ανάπτυξη του όσο και για την εκτίμηση της ακρίβειάς του. Η συλλογή μετρήσεων όμως συνιστά πολύπλοκη διαδικασία, καθώς απαιτεί εξειδικευμένο, ακριβό εξοπλισμό και μακροχρόνια παρατήρηση σε παγκόσμια κλίμακα προκειμένου τα δεδομένα να είναι αντιπροσωπευτικά.

Τα τελευταία χρόνια, με πρωτοβουλία και υπό τον συντονισμό του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Διαστήματος (European Space Agency, ESA) έγιναν διαθέσιμα σήματα-beacons για τη διεξαγωγή νέων μετρήσεων στις ζώνες Ka και Q (19.701 και 39.402 GHz) από τον δορυφόρο ALPHASAT (25.0°E). Το γεγονός αυτό, σε συνδυασμό με την ωρίμανση της τεχνολογίας και τις νέες τεχνικές Software Defined Radio (SDR), αποτέλεσε το κίνητρο για την ανάπτυξη δεκτών για διεξαγωγή μετρήσεων σε αυτές τις φασματικές ζώνες, για πρώτη φορά σε ελληνικό έδαφος.

5.2 Λεπτομέρειες πειράματος

Στο πλαίσιο αυτού του πειράματος, σχεδιάστηκαν, αναπτύχθηκαν και εξακολουθούν να διατηρούνται δορυφορικοί δέκτες ραδιοφάρου σε δύο τοποθεσίες στην Αττική, Ελλάδα, σε απόσταση περίπου 36,5 χιλιομέτρων μεταξύ τους. Ο πρώτος βρίσκεται εντός της Πανεπιστημιούπολης του ΕΜΠ στην Αθήνα (Πανεπιστημιούπολη ΕΜΠ), ενώ ο άλλος στο Τεχνολογικό και Πολιτιστικό Πάρκο Λαυρίου του ΕΜΠ (LTCP ΕΜΠ) κοντά στην πόλη του Λαυρίου, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 5.1. Σύμφωνα με την κοινή πρακτική, οι μετρήσεις πραγματοποιούνται

με τη χρήση σημάτων φάρου, δηλαδή σημάτων συνεχούς κύματος (CW) σταθερής ισχύος και συχνότητας. Σε κάθε τοποθεσία εγκαθίσταται ένας δέκτης Ka-Band και ένας δέκτης Q-Band που στοχεύει τον δορυφόρο ALPHASAT.

Πίνακας 5.1 Συντεταγμένες και γωνία ανύψωσης δορυφορικών δεκτών

Τοποθεσία	Συντεταγμένες	Γωνία Ανύψωσης
Ζωγράφου, Πανεπιστημιούπολη ΕΜΠ	37.98°N, 23.79°E	45.97°
Λαύριο LTCP ΕΜΠ	37.72°N, 24.05°E	46.26°

Οι δέκτες που χρησιμοποιούνται σε όλη την παρούσα διατριβή κάνουν χρήση του δορυφόρου ALPHASAT που βρίσκεται στις 25,0° E. Ο ALPHASAT, παρά το γεγονός ότι είναι ένας εμπορικός γεωστατικός δορυφόρος επικοινωνιών (επίσημη ονομασία: Inmarsat-4A F4) φέρει ωφέλιμα φορτία για ερευνητικούς σκοπούς υπό τον συντονισμό του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Διαστήματος (ESA). Ένα από αυτά είναι το λεγόμενο ωφέλιμο φορτίο επίδειξης τεχνολογίας (TDP), που αναφέρεται επίσης ως ωφέλιμο φορτίο Aldo Paraboni, το οποίο πήρε το όνομά του από τον Ιταλό επιστήμονα και καθηγητή που το εμπνεύστηκε. Αυτό το ωφέλιμο φορτίο διαθέτει δύο πλήρως συνεκτικά μη διαμορφωμένα σήματα φάρου συνεχούς κύματος (CW), κατάλληλα για τη διεξαγωγή πειραμάτων διάδοσης. Ο ένας φάρος εκπέμπεται στα 19,701 GHz (Ka-Band), ενώ ο άλλος στη διπλάσια συχνότητα, δηλαδή στα 39,402 GHz (Q-Band). Μετρώντας την ισχύ του λαμβανόμενου φάρου στο έδαφος και θεωρώντας ότι οι φάροι μεταδίδονται με σταθερή ισχύ, μπορεί κανείς να εξάγει την υπερβολική απόσβεση που προκαλείται από την ατμοσφαιρική διάδοση- στην ουσία πραγματοποιείται μια διαφορική μέτρηση προκειμένου να ληφθεί η ατμοσφαιρική απόσβεση.

5.2.1 Αρχιτεκτονική των υλοποιηθέντων μετρητικών δορυφορικών δεκτών

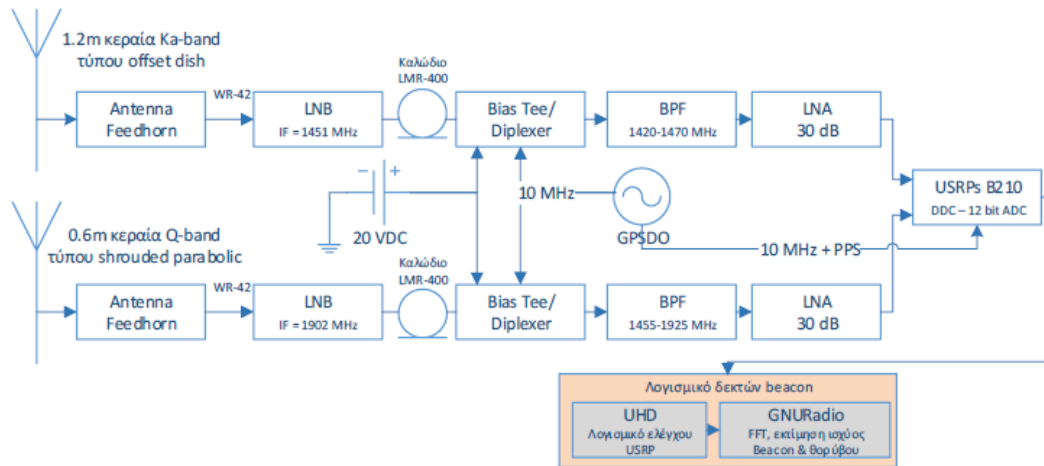
Οι δέκτες που κατασκευάστηκαν για τον σκοπό του πειράματος αποτελούνται επιμέρους κατά το πλείστον από εξαρτήματα ήδη διαθέσιμα στην αγορά προκειμένου περί ελαχιστοποίησης τόσο του κόστους και του χρόνου υλοποίησης όσο και τη γρήγορη αντιμετώπιση και αποκατάσταση τυχόν βλαβών. Η βασική αρχιτεκτονική των δεκτών είναι κοινή για όλες τις συχνότητες και παρουσιάζεται στο παρακάτω απλοποιημένο μπλοκ διάγραμμα της εικόνας 5.1.

Για την περίπτωση της Ka-band χρησιμοποιείται δορυφορικό παραβολικό κάτοπτρο τύπου offset διαμέτρου 1.2 m ενώ για την περίπτωση της Q-band χρησιμοποιείται παραβολικό κάτοπτρο τύπου shrouded, διαμέτρου 0.6 m.

Το λαμβανόμενο σήμα κυματοδηγείται σε κατάλληλα Low Noise Blocks (LNBs) όπου το σήμα φιλτράρεται, ενισχύεται και υποβιβάζεται στη συχνότητα πριν μεταφερθεί στο επόμενο στάδιο. Μετά από δεύτερο φιλτράρισμα και ενίσχυση, το σήμα οδηγείται σε ένα Universal Software Radio Peripheral (USRP) B210 της Ettus, το οποίο και αναλαμβάνει το κομμάτι της δειγματοληψίας, κβάντισης και ψηφιοποίησης του λαμβανόμενου σήματος. Τα ψηφιακά δείγματα μεταφέρονται τελικά σε έναν υπολογιστή ο οποίος εφοδιασμένος με λογισμικό που αναπτύχθηκε με βάση το δημοφιλές πλαίσιο ανάπτυξης GNU Radio εκτελεί το τελευταίο στάδιο

επεξεργασίας και αποθήκευσης.

Η μέτρηση της λαμβανόμενης ισχύος αλλά και του επιπέδου θορύβου γίνεται χρησιμοποιώντας τεχνικές εκτίμησης Fast Fourier Transform (FFT). Το επίπεδο θορύβου είναι ένα χρήσιμο μέγεθος, καθώς επηρεάζεται από τα διάφορα φαινόμενα διάδοσης και η γνώση της τιμής του μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των



Εικόνα 5.1 Συνοπτικό μπλοκ διάγραμμα της αρχιτεκτονικής των δεκτών για τον ALPHASAT[1].

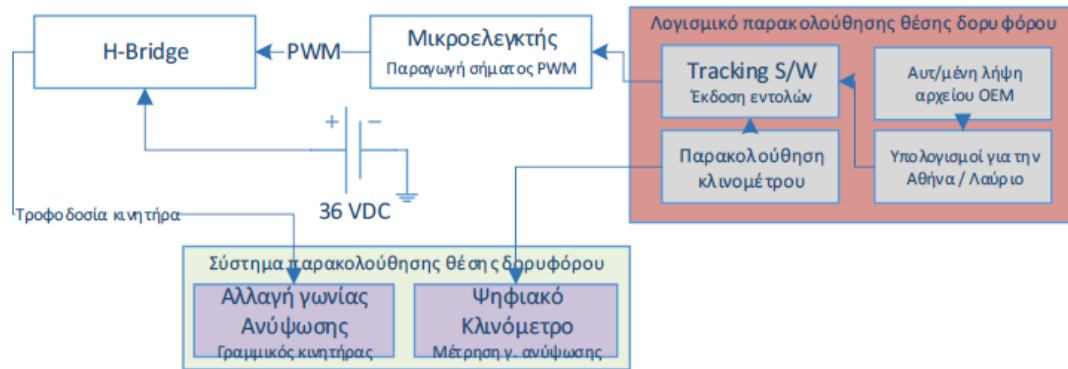
μετρήσεων. Το δυναμικό εύρος (dynamic range) υπολογίζεται μεγαλύτερο των 40 dB για τους δέκτες Ka ενώ για τους δέκτες Q το δυναμικό εύρος αγγίζει τα 35 dB.

Τόσο η λαμβανόμενη ισχύς όσο και ο θόρυβος μετρούνται και αποθηκεύονται με ρυθμό δειγματοληψίας 10 Hz χρησιμοποιώντας χρονοσφραγίδες (timestamps) συγχρονισμένες μέσω GPS Disciplined Oscillator (GPSDO). Έτσι διασφαλίζεται πλήρως η ακρίβεια των μετρήσεων στο πεδίο του χρόνου. Επιπλέον, προκειμένου όλοι οι ταλαντωτές/ρολόγια να παραμείνουν σε πλήρη συγχρονισμό, επιστρατεύονται οι έξοδοι 10 MHz και Pulse Per Second (PPS) του GPSDO.

Παρά το γεγονός ότι ο ALPHASAT είναι γεωστατικός δορυφόρος η φαινόμενη θέση του από τη Γη μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια της ημέρας λόγω μικρής κεκλιμένης τροχιάς. Η εν λόγω κεκλιμένη τροχιά συντηρείται σκοπίμως για οικονομία καυσίμων και προκειμένου να παραταθεί η διάρκεια ζωής του. Η μικρή απόκλιση στην τροχιά (εκτιμώμενη τιμή μικρότερη των 3 μοιρών κατά τη διάρκεια του πειράματος) εισάγει μια απόκλιση της τάξης των $\pm 2^\circ$ στη γωνία ανύψωσης των κατόπτρων και μικρότερη των $0,2^\circ$ στο αζιμούθιο. Η τελευταία μπορεί να αγνοηθεί καθώς είναι πολύ αργά μεταβαλλόμενη και δεν επηρεάζει ουσιαστικά τις μετρούμενες τιμές. Ωστόσο η μεταβολή στη φαινόμενη γωνία ανύψωσης χρήζει αντιμετώπισης μέσω κατάλληλου σχήματος παρακολούθησης του δορυφόρου (tracking system).

Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκε πλήρως αυτοματοποιημένο λογισμικό το οποίο σε συνδυασμό με ψηφιακά κλινόμετρα και γραμμικούς κινητήρες που έχουν εγκατασταθεί στα κάτοπτρα αλλά και αρχεία Orbit Ephemeris Messages (OEM) που παρέχουν τη θέση του δορυφόρου κάθε στιγμή, είναι σε θέση να παρακολουθούν και να σκοπεύουν το κάτοπτρο στο δορυφόρο με ακρίβεια καλύτερη από 0.05° . Η βασική αρχιτεκτονική λειτουργίας του συστήματος παρακολούθησης του δορυφόρου παρατίθεται στο παρακάτω μπλοκ διάγραμμα της εικόνας 5.2.

Παράλληλα με τους δέκτες λειτουργεί και εξοπλισμός για την υποστήριξη των μετρήσεων με μετεωρολογικά δεδομένα. Πιο συγκεκριμένα, μετρούνται μεγέθη όπως η θερμοκρασία, η υγρασία, η ατμοσφαιρική πίεση, η ταχύτητα και διεύθυνση του ανέμου, η ηλιακή ακτινοβολία και φυσικά η βροχόπτωση. Τα μετεωρολογικά δεδομένα είναι πλήρως συγχρονισμένα με τους δέκτες και αποθηκεύονται σε βάση δεδομένων προκειμένου να εξεταστεί η συσχέτισή τους με τα διάφορα φαινόμενα διάδοσης[1].



Εικόνα 5.2 Συνοπτικό μπλοκ διάγραμμα της αρχιτεκτονικής του συστήματος παρακολούθησης δορυφόρου(tracking system)[1].

5.3 Δεδομένα απόσβεσης λόγω βροχής από τον ALPHASAT

Τα πειρατικά δεδομένα που διαθέτουμε αφορούν 3 μήνες και ξεκινούν από 1/10/2017 και ολοκληρώνονται στις 31/12/2017. Αφορούν δύο δορυφορικούς δέκτες, έναν για την Ka-Band και έναν για την Q-Band και δύο διαφορετικές περιοχές το Λαύριο και την Αθήνα. Στην εικόνα 5.3 παρουσιάζονται οι μετρήσεις που αφορούν μια ημέρα με δείγματα ανά ένα λεπτό. Περιλαμβάνονται μετρήσεις attenuation για Ka-band, Q-band και ρυθμό βροχόπτωσης σε mm/h ο οποίος προκύπτει από τον εξοπλισμό που λειτουργεί παράλληλα με τους δέκτες για την υποστήριξη μετρήσεων με μετεωρολογικά δεδομένα, όπως είναι η βροχόπτωση.

Το `tmsec` σηματοδοτεί το `timestamp` σε δευτερόλεπτα από την αρχή του εκάστοτε εικοσιτετράωρου ενώ τα `flags` δείχνουν κατά πόσο η αντίστοιχη μέτρηση είναι έγκυρη ή όχι. Για κάθε τύπο μέτρησης (π.χ. `attenuationKa`) χρησιμοποιούνται μόνο δεδομένα τα οποία έχουν το αντίστοιχο `flag==0` για το συγκεκριμένο `timestamp` (π.χ. `dataflagsKa==0`).

	tmsec	attenuationKa	dataFlagsKa	attenuationQ	dataFlagsQ	RainRate	RainRateFlag
0	0.0	-0.037314	0.0	-0.114635	0.0	0.0	0.0
1	60.0	0.052438	0.0	0.100767	0.0	0.0	0.0
2	120.0	0.118174	0.0	-0.233045	0.0	0.0	0.0
3	180.0	-0.128405	0.0	-0.034667	0.0	0.0	0.0
4	240.0	-0.176401	0.0	-0.099895	0.0	0.0	0.0
...
1435	86100.0	0.053233	0.0	0.055894	0.0	0.0	0.0
1436	86160.0	-0.022572	0.0	-0.085988	0.0	0.0	0.0
1437	86220.0	-0.075985	0.0	0.045627	0.0	0.0	0.0
1438	86280.0	0.011196	0.0	-0.001162	0.0	0.0	0.0
1439	86340.0	0.045470	0.0	-0.139758	0.0	0.0	0.0

[1440 rows x 7 columns]

Εικόνα 5.3 Μορφή πειραματικών δεδομένων.

5.3.1 Προεπεξεργασία δεδομένων και πρόβλεψη

Στόχος είναι βάζοντας σαν είσοδο τα δεδομένα για την απόσβεση στην Ka-Band αρχικά και στη συνέχεια στην Q-Band για τους δύο πρώτους μήνες (Οκτώβριο και Νοέμβριο) να προβλέψουμε τον τελευταίο μήνα (Δεκέμβριο) και να τα συγκρίνουμε με τα πραγματικά δεδομένα του Δεκεμβρίου χρησιμοποιώντας διαγράμματα και μετρικές. Όπως και στα συνθετικά δεδομένα χρησιμοποιούμε το μοντέλο ARIMA και τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης Random Forest, Gradient Boosting και εδώ προσθέτουμε και τον XGBoost.

Για την εκπαίδευση των αλγορίθμων, τα δεδομένα υφίστανται προεπεξεργασία. Στόχος είναι η πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής μετά από ένα δεδομένο χρονικό διάστημα. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη είναι τα δείγματα για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή και η χρονοσειρά του ρυθμού βροχής για τον ίδιο αριθμό χρονικών βημάτων. Σε αυτή τη μελέτη χρησιμοποιήσαμε για n τις τιμές 1, 5 και 10 που αντιστοιχούν σε 1, 5 και 10 λεπτά αντίστοιχα και στο τέλος συγκρίνουμε τις επιδόσεις των αλγορίθμων για κάθε τιμή του n .

Πρώτον, προκειμένου να είναι δυνατή η ανακατανομή του συνόλου δεδομένων και επίσης ο Random Forest να εφαρμόσει την τεχνική bootstrapping, τα δεδομένα εισόδου και εξόδου δεδομένα πρέπει να παρέχονται σε μορφή που μπορεί να είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους. Έτσι, δεδομένου ότι η απόσβεση για n - χρονικά βήματα συμβολίζεται ως διάνυσμα $a_n = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$ τότε τα δεδομένα εισόδου διάνυσμα για μια ενιαία προβλεπόμενη έξοδο στο χρονικό βήμα $n+1$, δηλαδή a_{n+1} , δίνεται από:

$$x_n = [a_n] \quad (5.1)$$

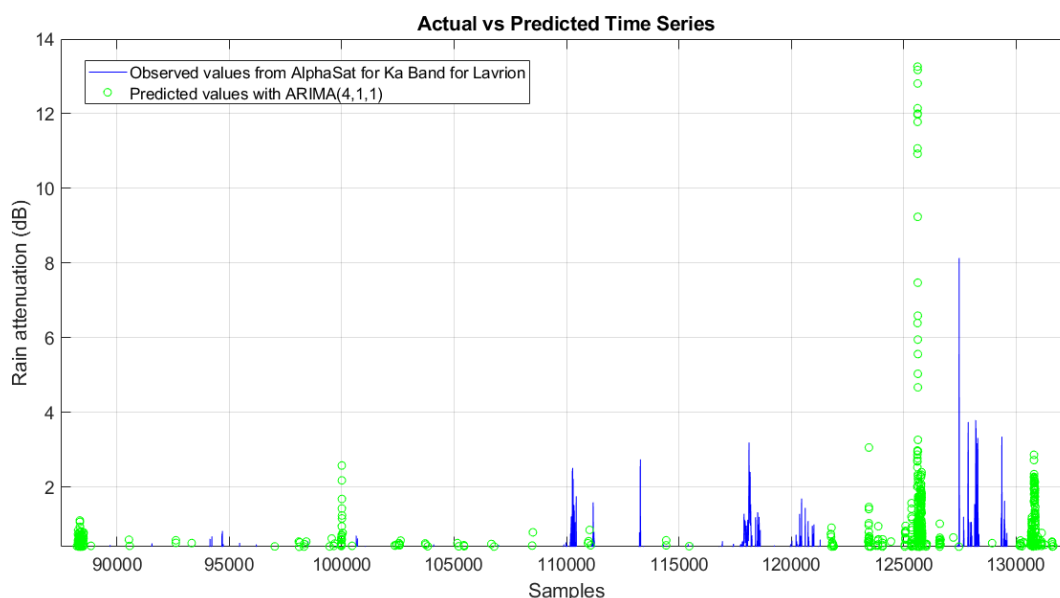
Με τον ίδια μορφή παρέχονται τα δεδομένα εισόδου και στον αλγόριθμο Gradient Boosting και στον XGBoost. Δηλαδή όταν θέλουμε να προβλέψουμε τις τιμές για την απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band για τον μήνα Δεκέμβριο χρησιμοποιούμε σαν δεδομένα εισόδου δείγματα της Ka-Band για n χρονικά βήματα πριν από την προβλεπόμενη τιμή και δείγματα του ρυθμού βροχόπτωσης για τον ίδιο αριθμό βημάτων και για τους μήνες Οκτώβριο και Νοέμβριο. Αντίστοιχα συμβαίνει και για την Q-Band [2].

5.4 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή το Λαύριο

Για το Λαύριο και για την Ka-Band χρησιμοποιώντας το ARIMA μοντέλο και τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε έχοντας σαν είσοδο τους 2 πρώτους μήνες να προβλέψουμε τον τελευταίο. Για το μοντέλο παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες καταωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης. Για τους αλγόριθμους μηχανικής παρουσιάζονται τα παραπάνω αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης (time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Ka-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.4.1 ARIMA μοντέλο

Στην εικόνα 5.4 παρατηρούμε ότι όπως και στην περίπτωση των συνθετικών δεδομένων το μοντέλο ARIMA δεν προβλέπει τις μεγάλες αποσβέσεις που δημιουργούνται από τις βροχοπτώσεις ενώ σε υπάρχον περιπτώσεις όπου προβλέπει φαινόμενα βροχοπτώσεων σε φαινόμενα καθαρού ουρανού.



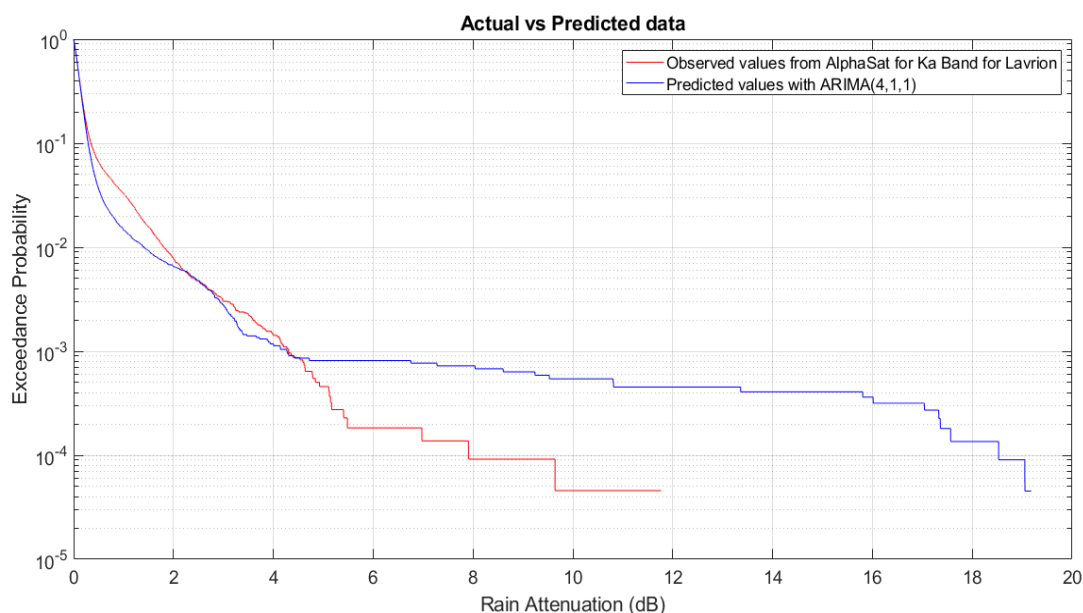
Εικόνα 5.4 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο

Στην εικόνα 5.5 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARIMA. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=4$, $d=1$, $q=1$.

Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι αρκετά υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ το μοντέλο ARIMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 19 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.2.

Πίνακας 5.2 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , μοντέλο ARIMA

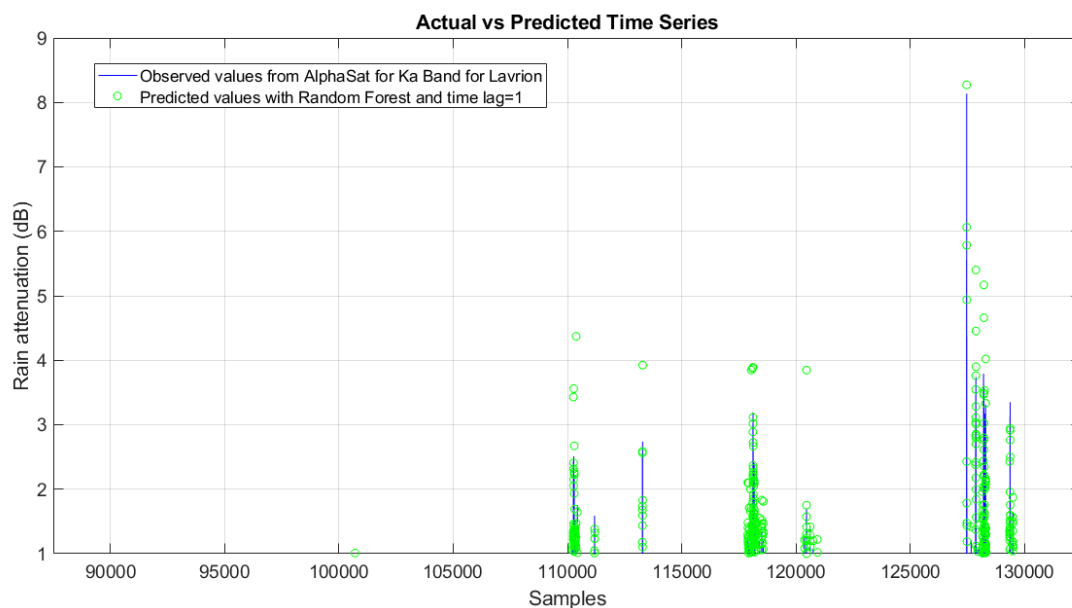
Μετρικές	Τιμές
MAPE	9.1470 dB
MAE	0.1530 dB
RMSE	0.3462 dB



Εικόνα 5.5 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για μοντέλο ARIMA

5.4.2 Random Forest

Στην εικόνα 5.6 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

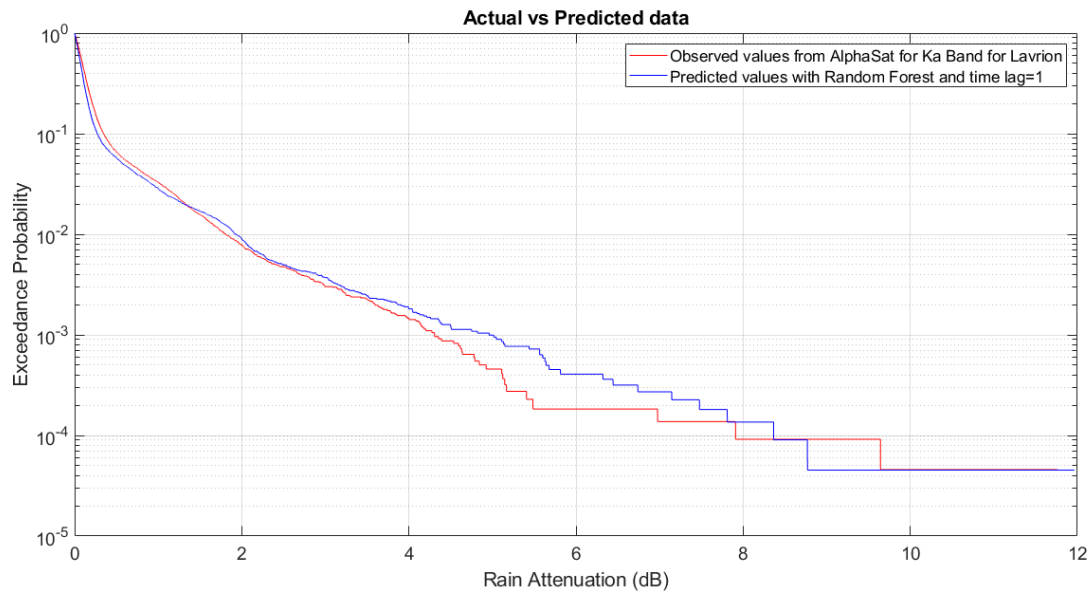


Εικόνα 5.6 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1

Στην εικόνα 5.7 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 9 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.3.

Πίνακας 5.3 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

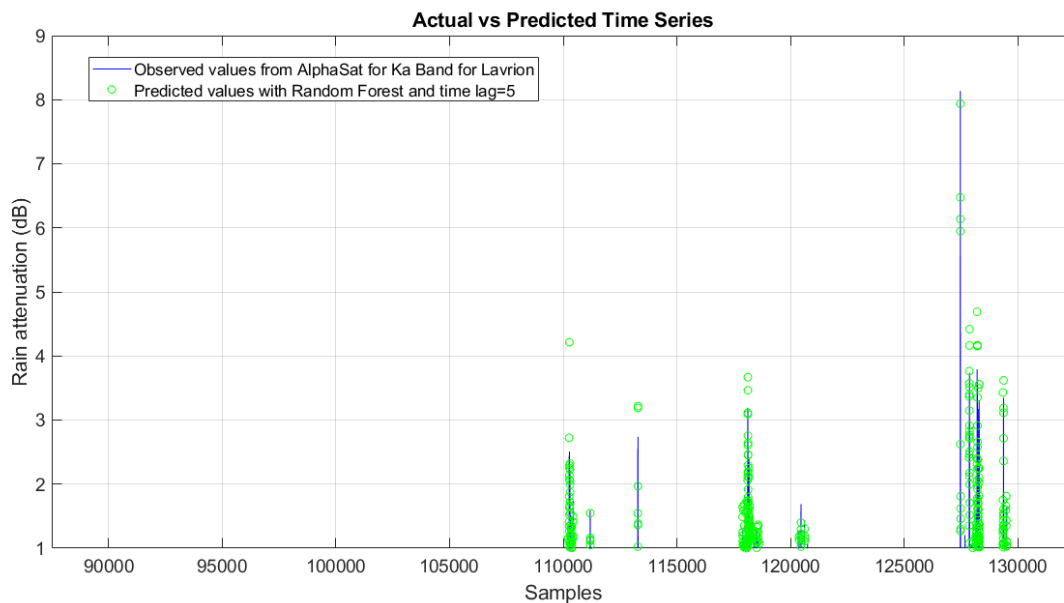
Μετρικές	Τιμές
MAPE	6.2942 dB
MAE	0.0921 dB
RMSE	0.1407 dB



Εικόνα 5.7 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=1

5.4.2.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.8 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

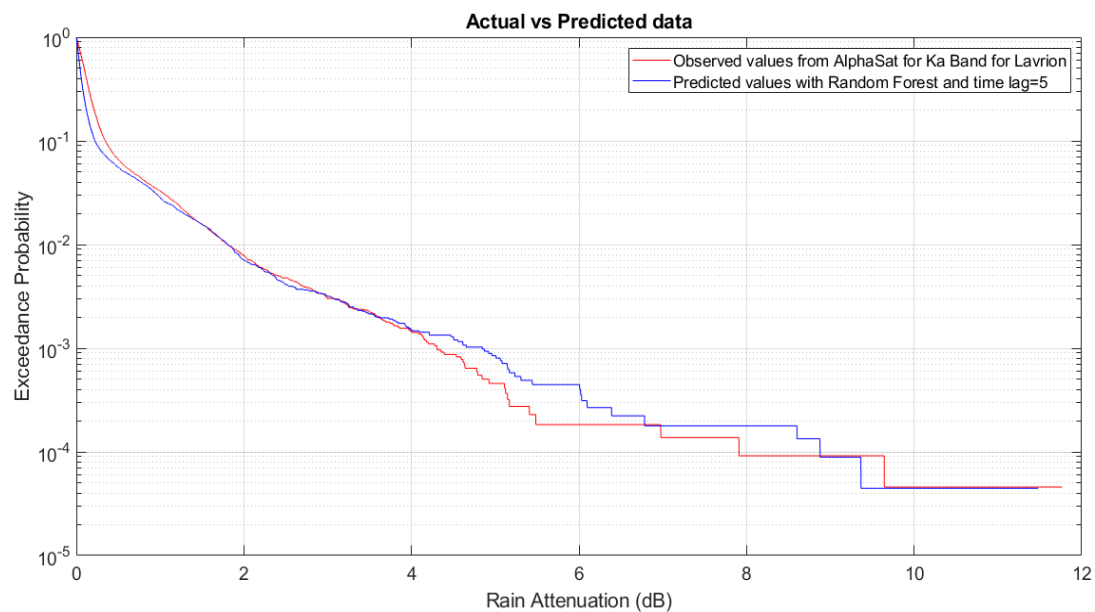


Εικόνα 5.8 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5

Στην εικόνα 5.9 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ό,τι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 9 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.4.

Πίνακας 5.4 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

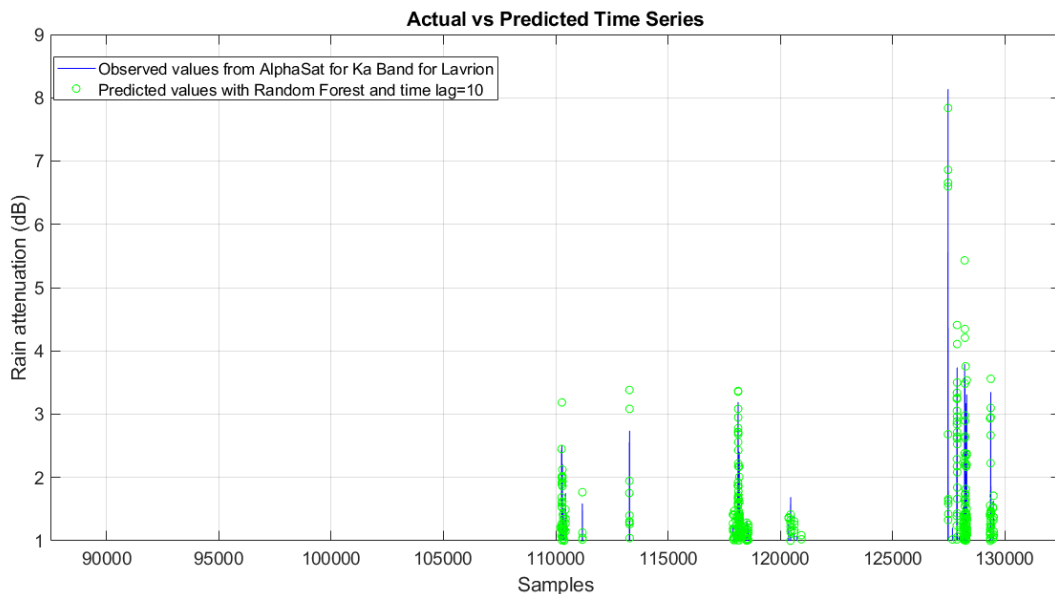
Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.9355 dB
MAE	0.0710 dB
RMSE	0.1139 dB



Εικόνα 5.9 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=5

5.4.2.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

Στην εικόνα 5.10 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις για τα φαινόμενα καθαρού ουρανού είναι ακριβής ενώ σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες εξασθενήσεις από ότι στην πραγματικότητα.

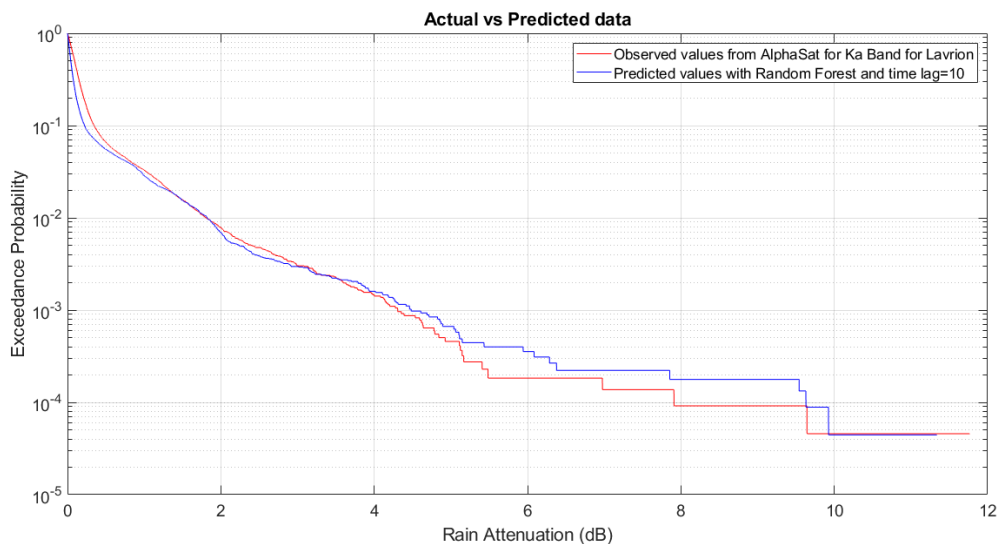


Εικόνα 5.10 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10

Στην εικόνα 5.11 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.09% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από την πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 9.7 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.5.

Πίνακας 5.5 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.9605 dB
MAE	0.0694 dB
RMSE	0.1115 dB



Εικόνα 5.11 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=10

5.4.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Ωστόσο στην περίπτωση όπου έχουμε χρονική καθυστέρηση 1 λεπτό φαίνεται ότι ο αλγόριθμος προβλέπει σε ορισμένες χρονικές στιγμές αποσβέσεις μεγαλύτερες από ότι οι πραγματικές κάτι που συμβαίνει σε λιγότερο βαθμό στις περιπτώσεις με χρονική καθυστέρηση 5 και 10 λεπτά αντίστοιχα. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.6. Όπως φαίνεται μεταξύ 5 και 10 λεπτών δεν υπάρχει ιδιαίτερη διαφορά.

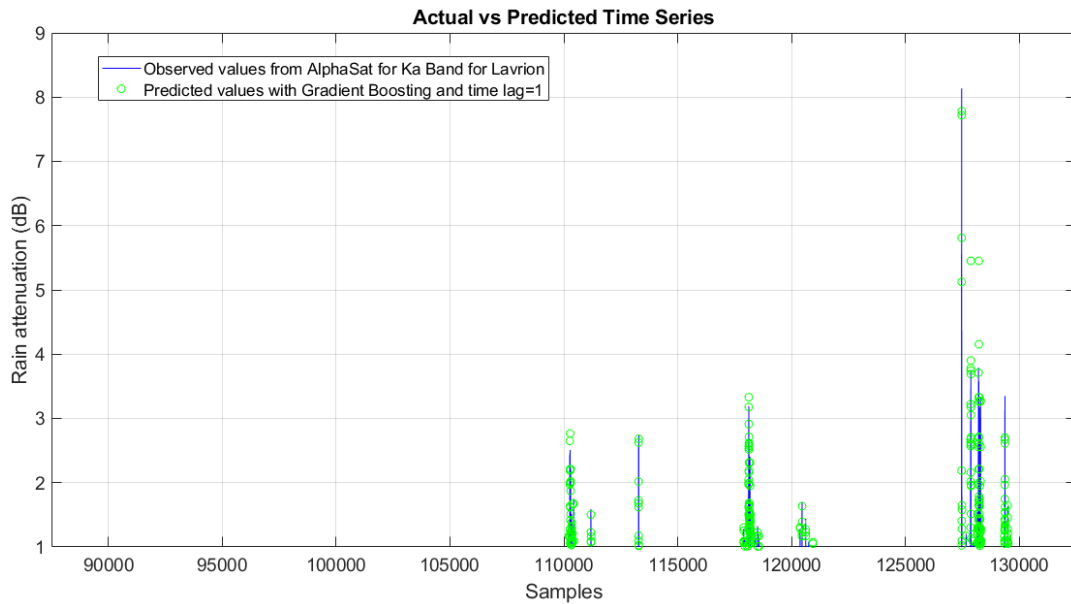
Πίνακας 5.6 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.1407 dB
5 λεπτά	0.1139 dB
10 λεπτά	0.1115 dB

5.4.3 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.12 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο

αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

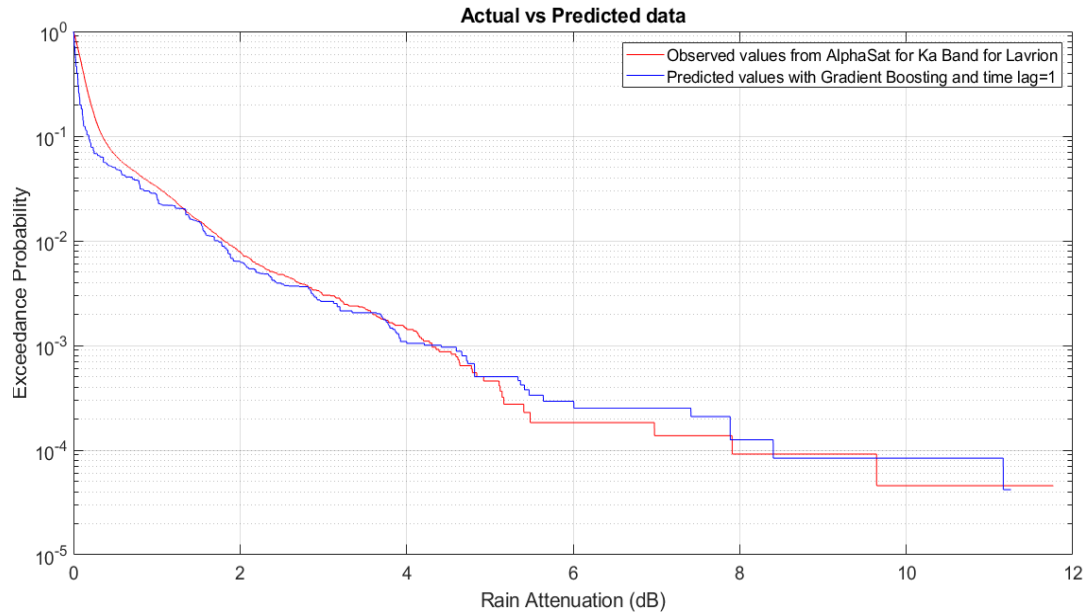


Εικόνα 5.12 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1

Στην εικόνα 5.13 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.03% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές ή είναι ελάχιστα μικρότερες. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8.5dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.7.

Πίνακας 5.7 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.8848 dB
MAE	0.0736 dB
RMSE	0.1138 dB



Εικόνα 5.13 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=1

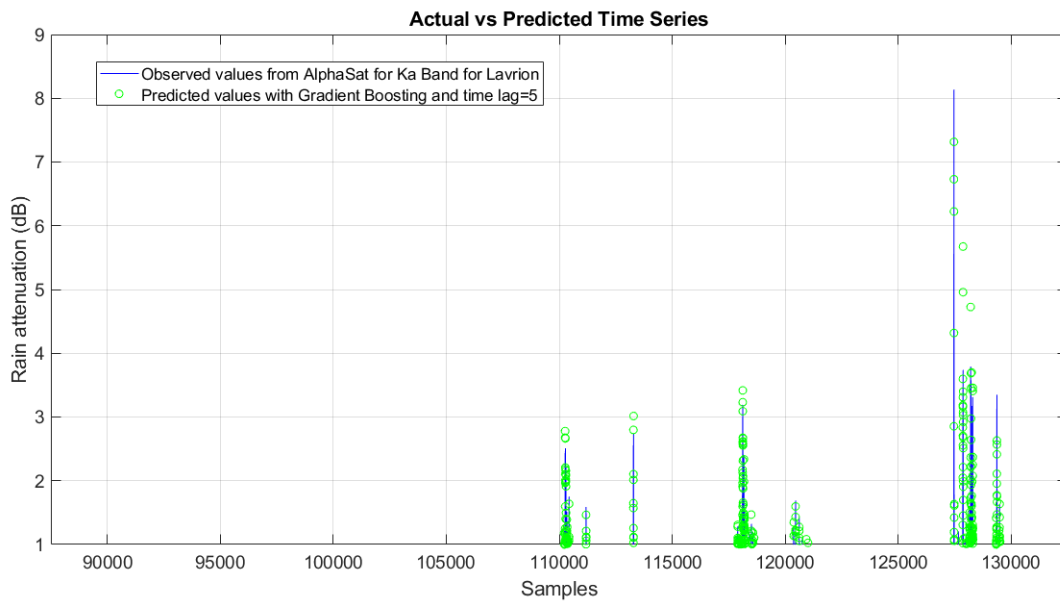
5.4.3.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.14 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

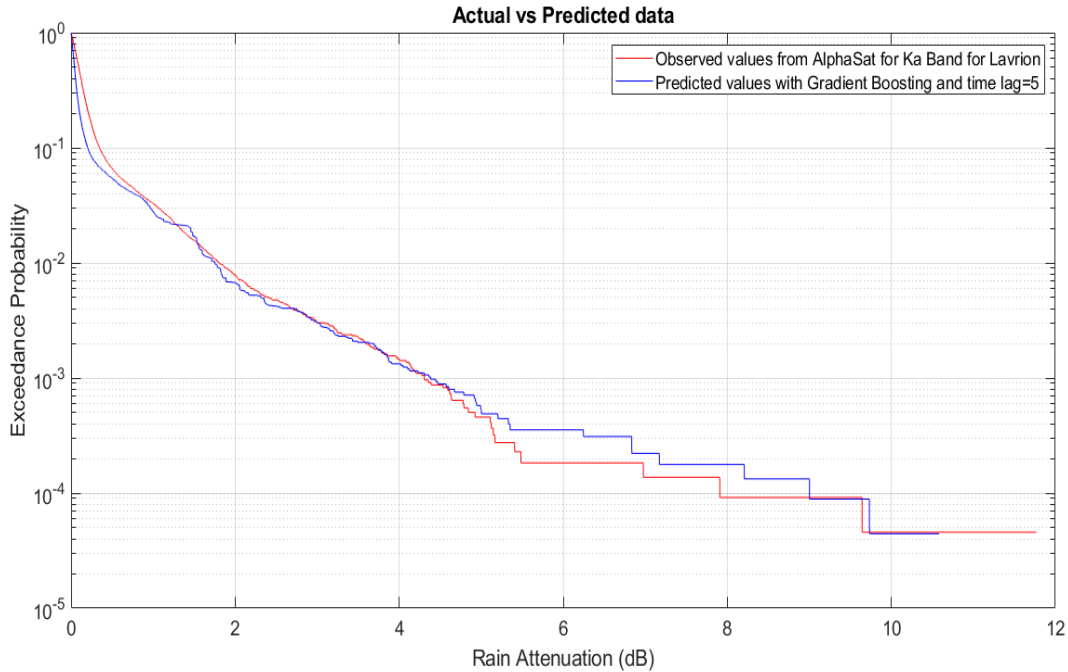
Στην εικόνα 5.15 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.03% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 9.2dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.8.

Πίνακας 5.8 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.8144 dB
MAE	0.0693 dB
RMSE	0.1109 dB



Εικόνα 5.14 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5



Εικόνα 5.15 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=5

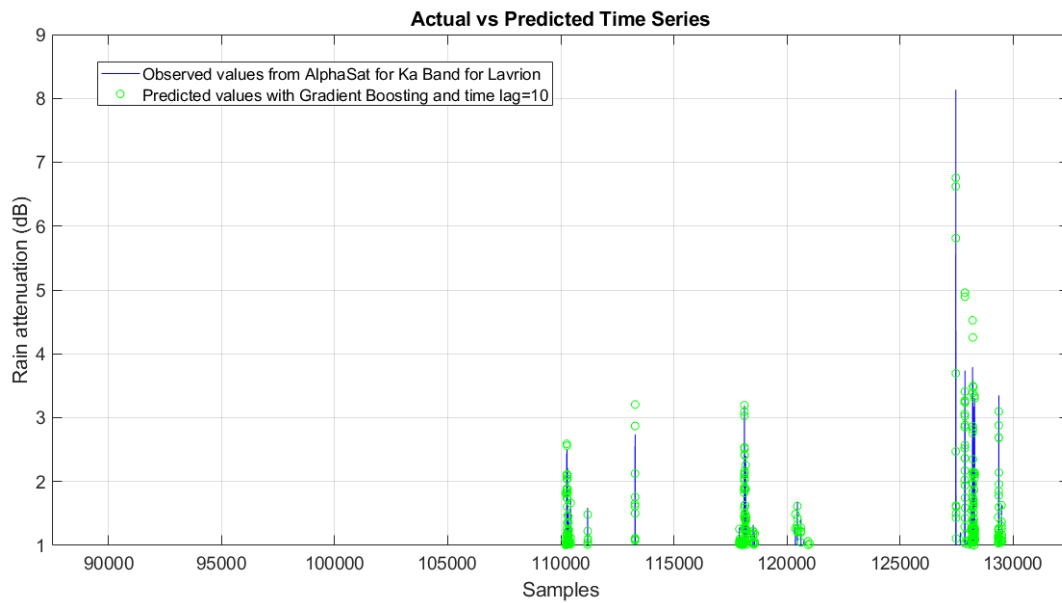
5.4.3.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

Στην εικόνα 5.16 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για την μεγαλύτερη τιμή απόσβεσης του συνόλου δεδομένων που είναι 8 dB περίπου ο αλγόριθμος προβλέπει 7dB.

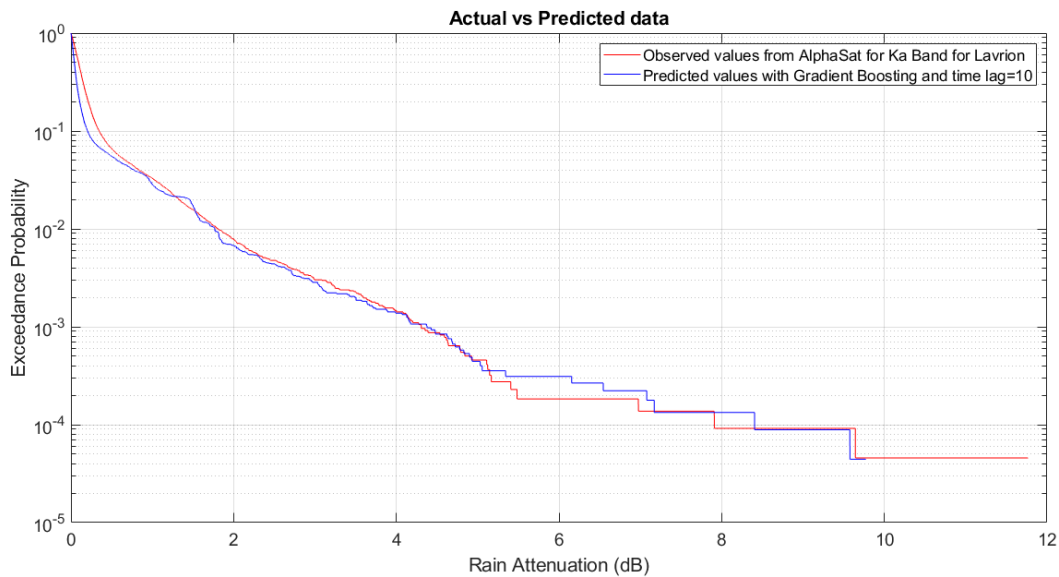
Στην εικόνα 5.17 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.02% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8.5dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.9.

Πίνακας 5.9 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7972 dB
MAE	0.0689 dB
RMSE	0.1115 dB



Εικόνα 5.16 Σύγκριση στιγμότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10



Εικόνα 5.17 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=10

5.4.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Τόσο στην περίπτωση όπου έχουμε χρονική καθυστέρηση 1 λεπτό όσο και στις υπόλοιπες φαίνεται ότι ο αλγόριθμος προβλέπει με σχεδόν απόλυτη ακρίβεια τα φαινόμενα βροχοπτώσεων. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.10. Όπως φαίνεται μεταξύ και των 3 περιπτώσεων δεν υπάρχει ιδιαίτερη διαφορά.

Πίνακας 5.10 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.1138 dB
5 λεπτά	0.1109 dB
10 λεπτά	0.1115 dB

5.4.4 XGBoost

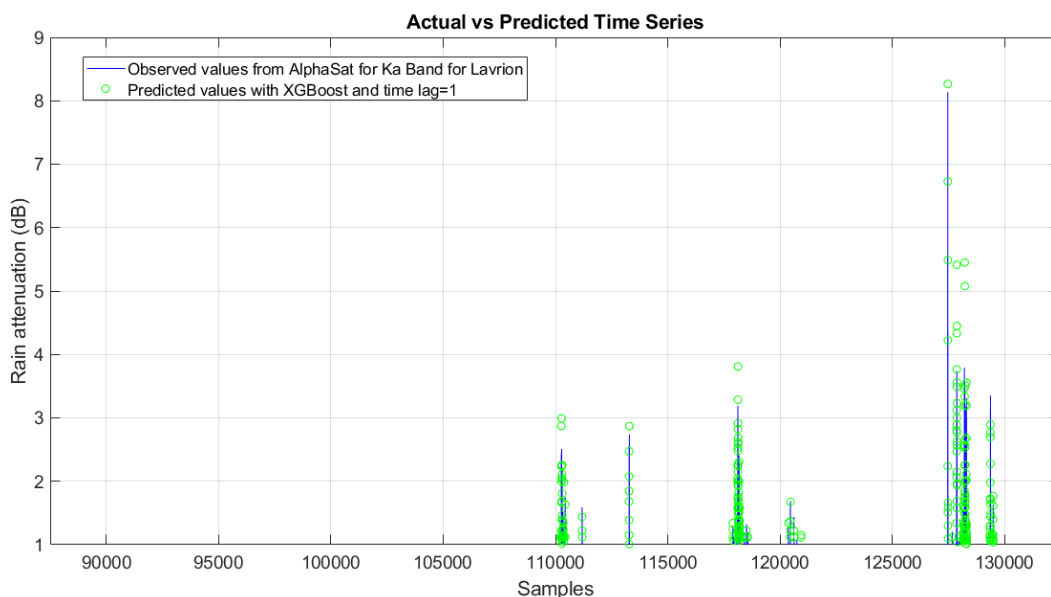
Στην εικόνα 5.18 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων ο αλγόριθμος την προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

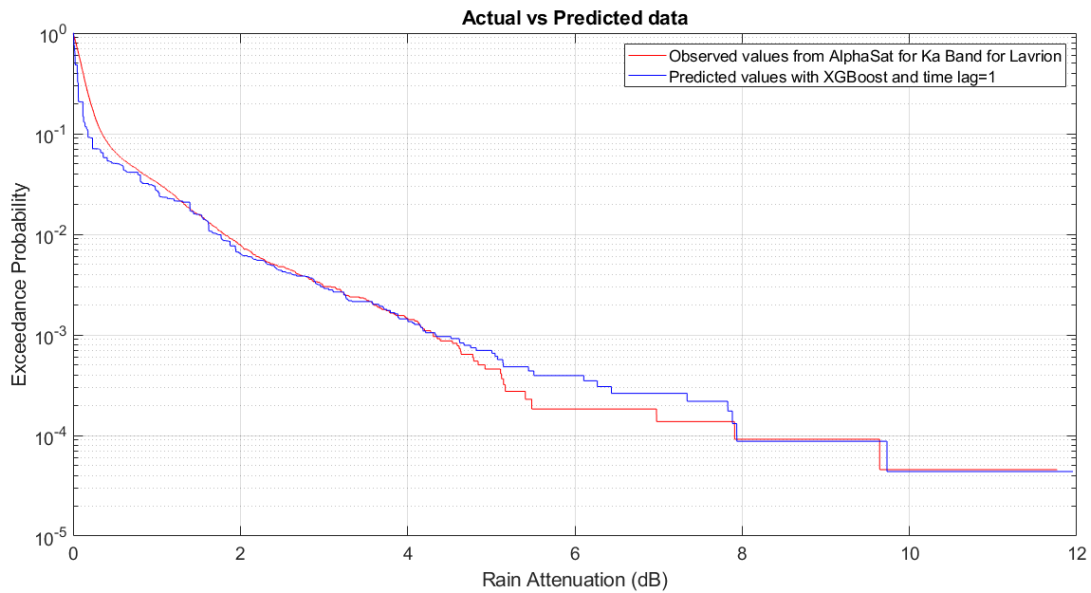
Στην εικόνα 5.19 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.09% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο να για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, και ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB και αυτός κάτι που ισχύει και για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.11.

Πίνακας 5.11 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.9470 dB
MAE	0.0737 dB
RMSE	0.1146 dB



Εικόνα 5.18 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1

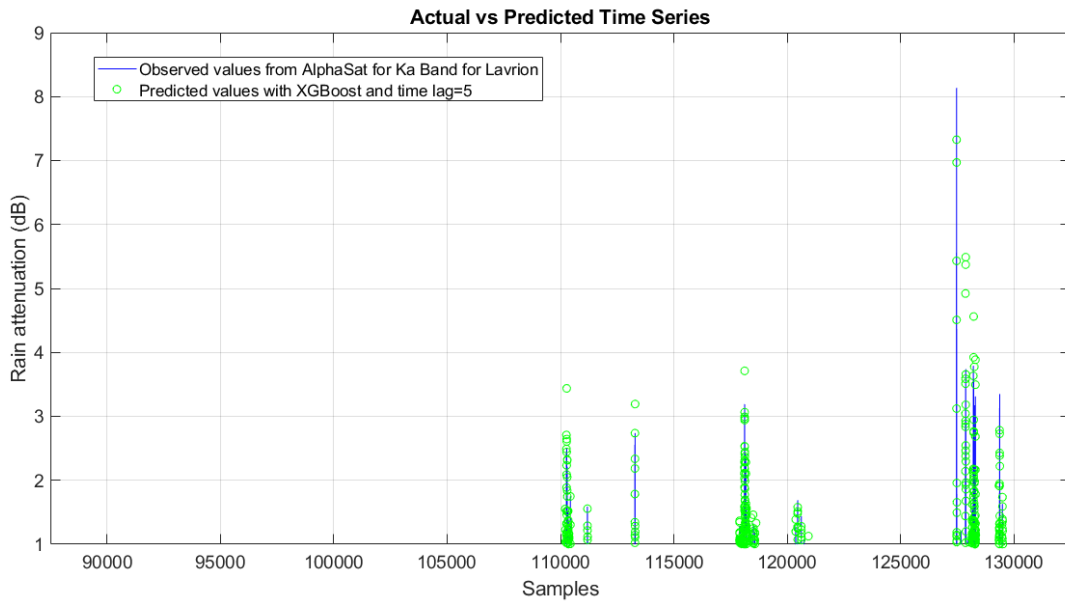


Εικόνα 5.19 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=1

5.4.4.1 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.20 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 0.5 dB λιγότερη.

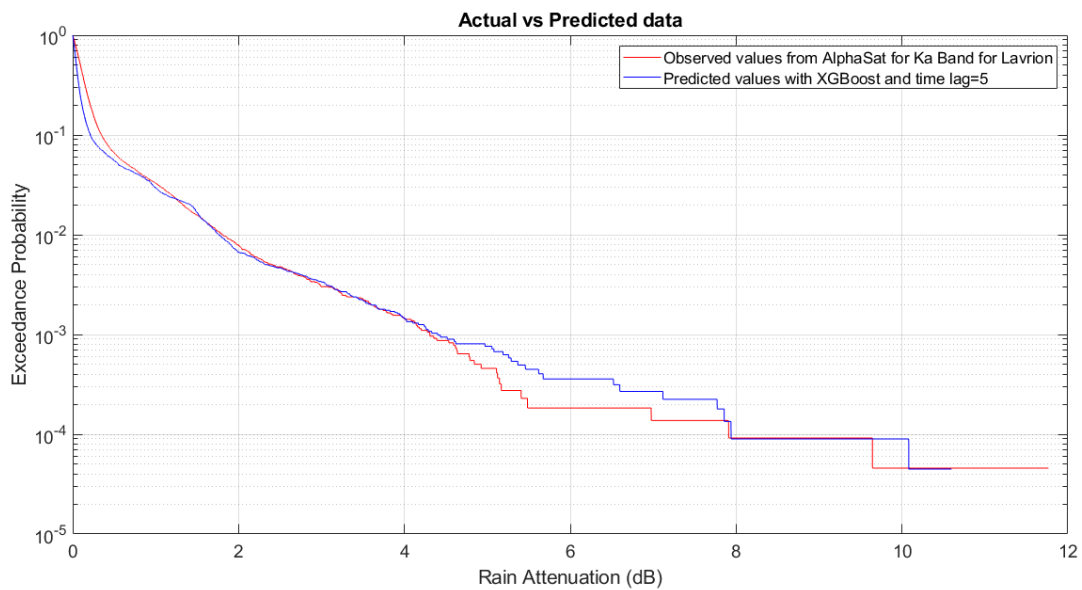
Στην εικόνα 5.21 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.08% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο να για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, και ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB και αυτός κάτι που ισχύει και για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.12.



Εικόνα 5.20 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5

Πίνακας 5.12 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.9922 dB
MAE	0.0698 dB
RMSE	0.1120 dB



Εικόνα 5.21 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=5

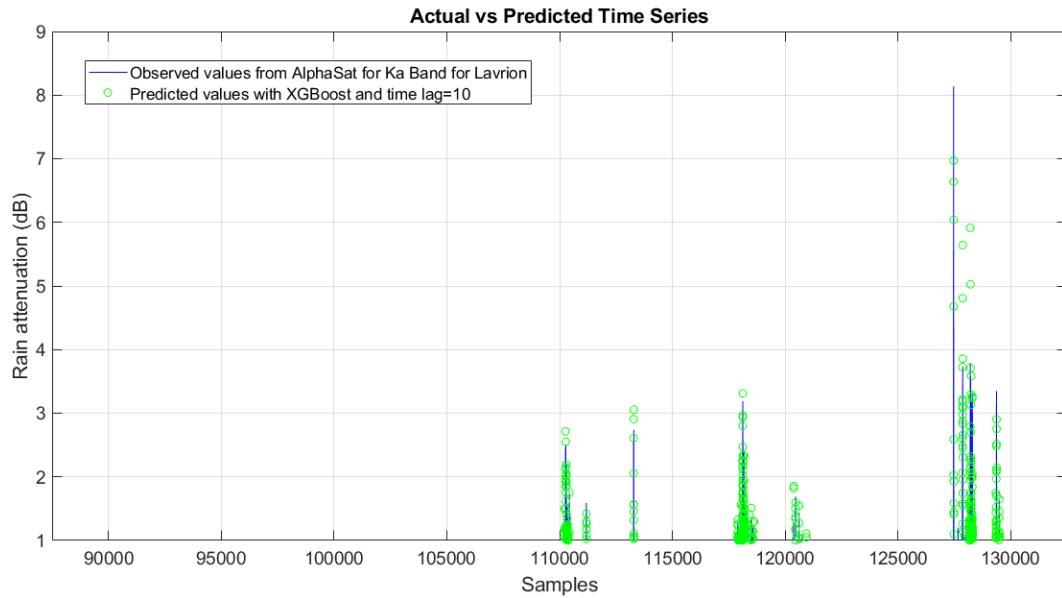
5.4.4.2 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.22 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 1 dB λιγότερη.

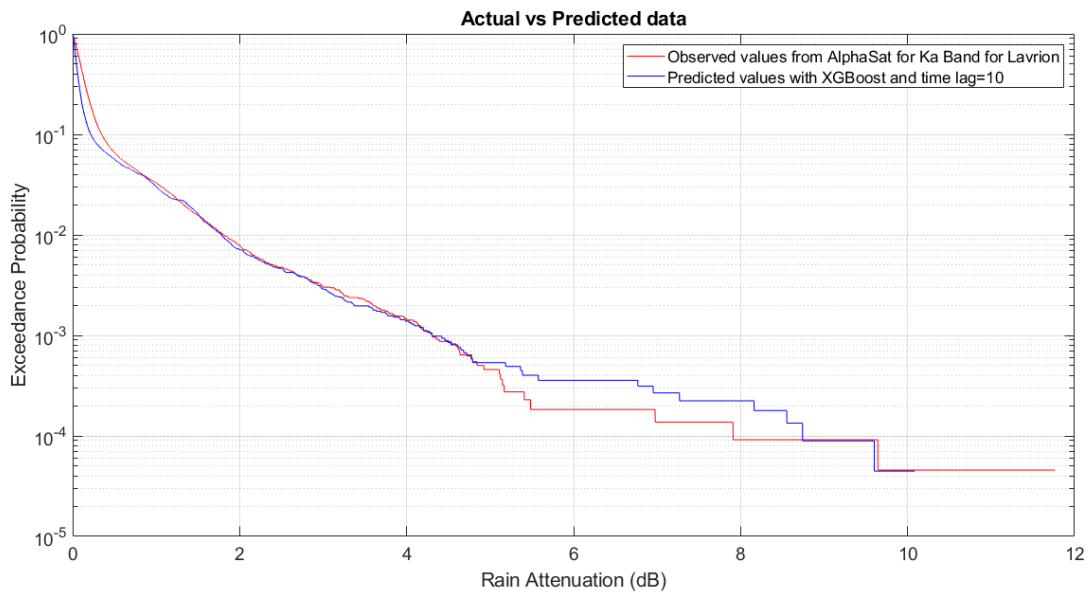
Στην εικόνα 5.23 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.05% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8dB, και ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 8.5 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.13.

Πίνακας 5.13 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.0553 dB
MAE	0.0695 dB
RMSE	0.1118 dB



Εικόνα 5.22 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10



Εικόνα 5.23 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=10

5.4.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Όπως και

στον Gradient Boosting, τόσο στην περίπτωση όπου έχουμε χρονική καθυστέρηση 1 λεπτό όσο και στις υπόλοιπες φαίνεται ότι ο αλγόριθμος προβλέπει με σχεδόν απόλυτη ακρίβεια τα φαινόμενα βροχοπτώσεων. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.14. Όπως φαίνεται μεταξύ και των 3 περιπτώσεων δεν υπάρχει ιδιαίτερη διαφορά.

Πίνακας 5.14 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.1146 dB
5 λεπτά	0.1120 dB
10 λεπτά	0.1118 dB

5.4.5 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Δηλαδή για Random Forest και XGBoost έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1 και την καλύτερη για time lag=10. Εξάιρεση αποτελεί ο Gradient Boosting που ενώ έχουμε την χειρότερη για time lag=1, η καλύτερη απόδοση είναι για time lag=5. Ωστόσο μεταξύ 5 και 10 λεπτών είναι ελάχιστη η διαφορά.

Ο λόγος που συμβαίνει κάτι τέτοιο είναι ότι μια μεγαλύτερη χρονική υστέρηση επιτρέπει στο μοντέλο να καταγράφει πιο σύνθετες σχέσεις μεταξύ των τρεχουσών και των παρελθουσών τιμών της χρονοσειράς. Οι βραχυπρόθεσμες διακυμάνσεις ή ο θόρυβος στα δεδομένα της χρονοσειράς μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια πρόβλεψης όταν χρησιμοποιείται μικρή χρονική υστέρηση. Μια μεγαλύτερη χρονική υστέρηση μπορεί να βοηθήσει στην εξομάλυνση του θορύβου και να επικεντρωθεί στις υποκείμενες τάσεις και τα πρότυπα, οδηγώντας σε βελτιωμένη απόδοση.

5.4.6 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Όπως έχουμε αναφέρει και στην υποενότητα 4.14, οι ακραίες τιμές σε δεδομένα χρονοσειρών μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοση του μοντέλου ARIMA. Αυτό φαίνεται και από το γεγονός ότι το μοντέλο ARIMA δυσκολεύεται να προβλέψει ανωμαλίες στα δεδομένα που στη περίπτωση μας είναι οι αποσβέσεις που προκύπτουν λόγω βροχοπτώσεων. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν επιτύχει σαφώς καλύτερες μετρικές.

Ο αλγόριθμος ο οποίος έχει συνολικά την καλύτερη απόδοση, έστω και οριακά και στις 3 περιπτώσεις είναι ο Gradient Boosting. Αυτό φαίνεται και στον Πίνακα 5.15. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό ενώ ο XGBoost είναι μια ιδιαίτερα βελτιστοποιημένη και ισχυρή υλοποίηση του αλγορίθμου Gradient Boosting, είναι ότι ο παραδοσιακός αλγόριθμος Gradient Boosting μπορεί να είναι πιο κατάλληλος όταν πρόκειται για σχετικά μικρά σύνολα δεδομένων και για απλές εργασίες

παλινδρόμησης, όπως ίσως έχουμε στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Οι πρόσθετες βελτιστοποιήσεις και οι δυνατότητες παράλληλης επεξεργασίας του XGBoost είναι πιο επωφελείς όταν πρόκειται για μεγάλα σύνολα δεδομένων και πολύπλοκα προβλήματα. Επίσης ο Gradient Boosting έχει καλύτερη απόδοση από το Random Forest, αφού εστιάζει στη διόρθωση των σφαλμάτων των προηγούμενων μοντέλων κατά τη διαδικασία ενίσχυσης κάτι που οδηγεί σε καλύτερη γενίκευση και βελτιωμένη απόδοση σε δεδομένα που δεν έχει εκπαιδευτεί σε σύγκριση με το Random Forest.

Πίνακας 5.15 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο απόσβεση (Λαύριο- Ka Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.1407 dB	0.1138 dB	0.1146 dB
5 λεπτά	0.1139 dB	0.1109 dB	0.1120 dB
10 λεπτά	0.1115dB	0.1115 dB	0.1118 dB

5.5 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή την Αθήνα

Για την Αθήνα και για την Ka-Band, όπως και προηγουμένως για το Λαύριο, χρησιμοποιώντας το ARIMA μοντέλο και τους αλγορίθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε έχοντας σαν είσοδο τους 2 πρώτους μήνες να προβλέψουμε τον τελευταίο. Και εδώ για το μοντέλο παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης. Για τους αλγόριθμους μηχανικής παρουσιάζονται τα παραπάνω αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης (time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Ka-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.5.1 ARIMA μοντέλο

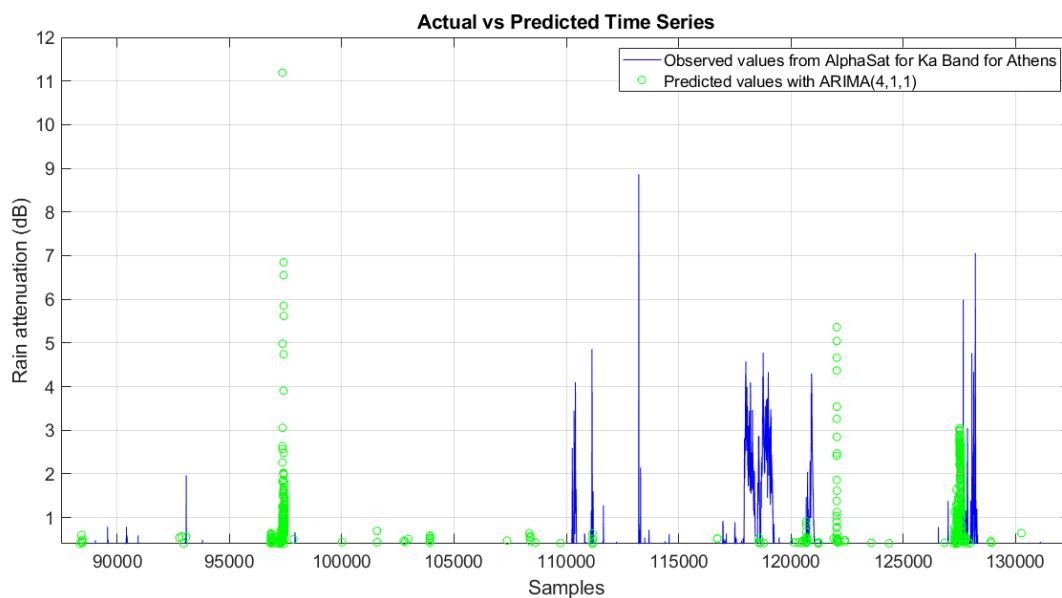
Στην εικόνα 5.24 παρατηρούμε ότι όπως και στην περίπτωση των συνθετικών δεδομένων το μοντέλο ARIMA δεν προβλέπει τις μεγάλες αποσβέσεις που δημιουργούνται από τις βροχοπτώσεις ενώ σε υπάρχουν περιπτώσεις όπου προβλέπει φαινόμενα βροχοπτώσεων σε φαινόμενα καθαρού ουρανού.

Στην εικόνα 5.25 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARIMA. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=4$, $d=1$, $q=1$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 20% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι

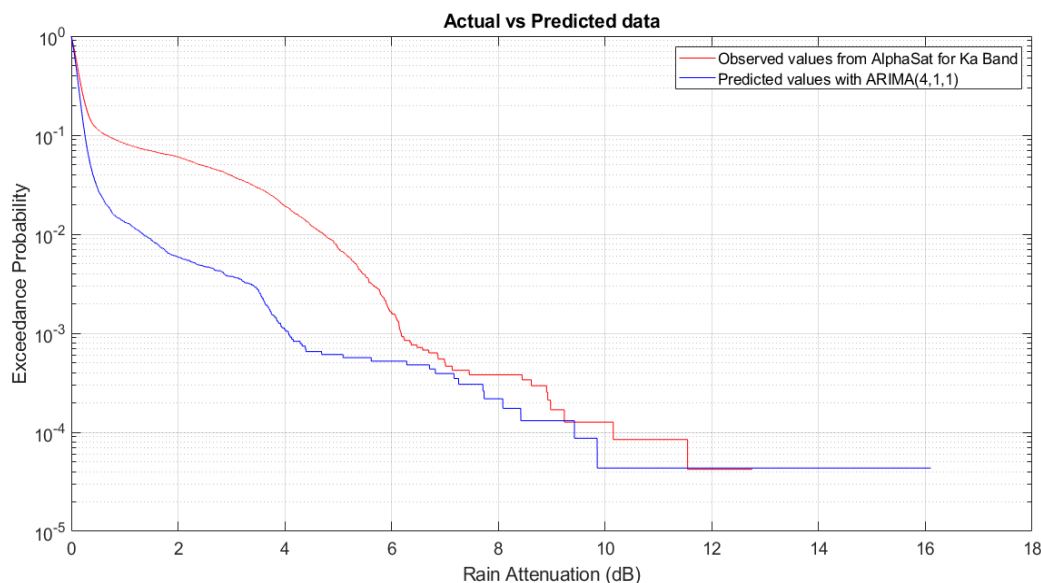
το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι αρκετά χαμηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-2} , που αντιστοιχεί στο 1% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 4.5dB, ενώ το μοντέλο ARIMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 1.5 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.16.

Πίνακας 5.16 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , μοντέλο ARIMA

Μετρικές	Τιμές
MAPE	7.3108 dB
MAE	0.2179 dB
RMSE	0.5363 dB



Εικόνα 5.24 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο

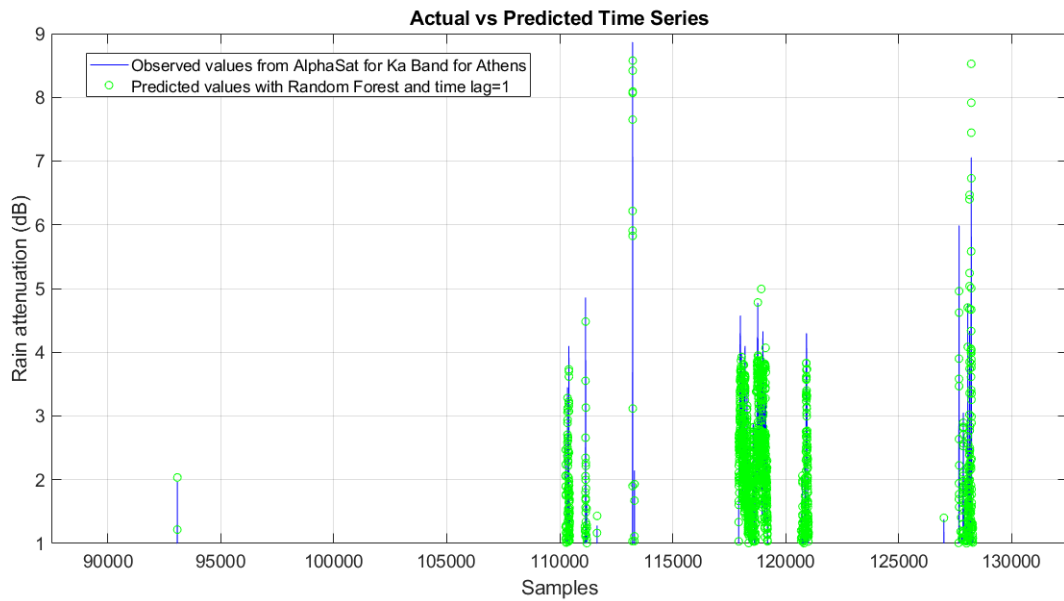


Εικόνα 5.25 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για μοντέλο ARIMA

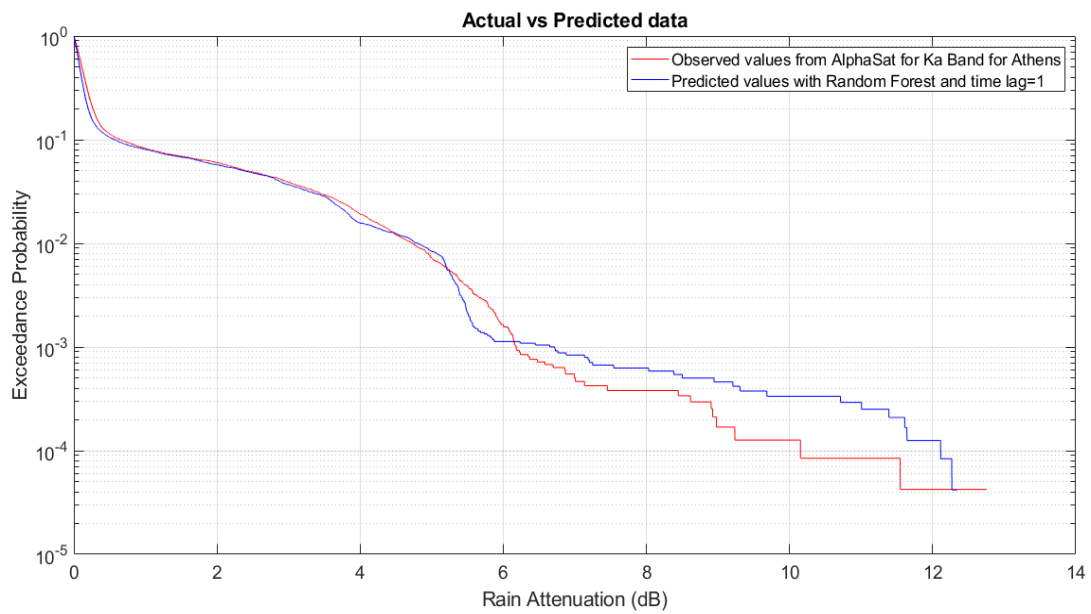
5.5.2 Random Forest

Στην εικόνα 5.26 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα, με τις διαφορές όμως με τις πραγματικές τιμές να είναι ελάχιστες.

Στην εικόνα 5.27 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 12 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.17.



Εικόνα 5.26 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1



Εικόνα 5.27 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσε πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=1

Πίνακας 5.17 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	4.8908 dB
MAE	0.0929 dB
RMSE	0.1457 dB

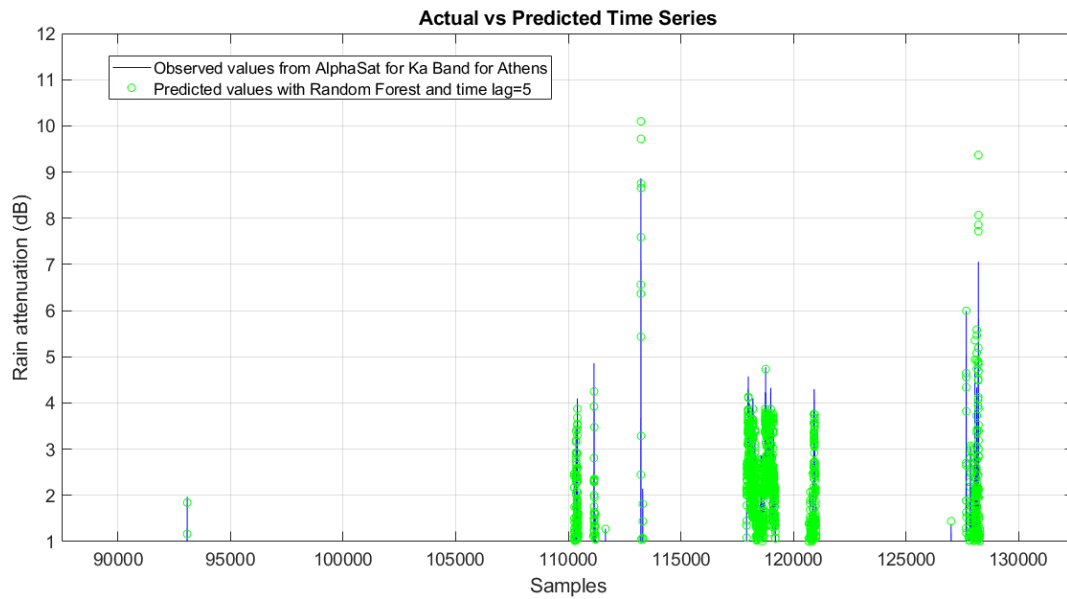
5.5.2.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.28 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Για παράδειγμα την μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 9dB την προβλέπει λίγο πάνω από 10dB.

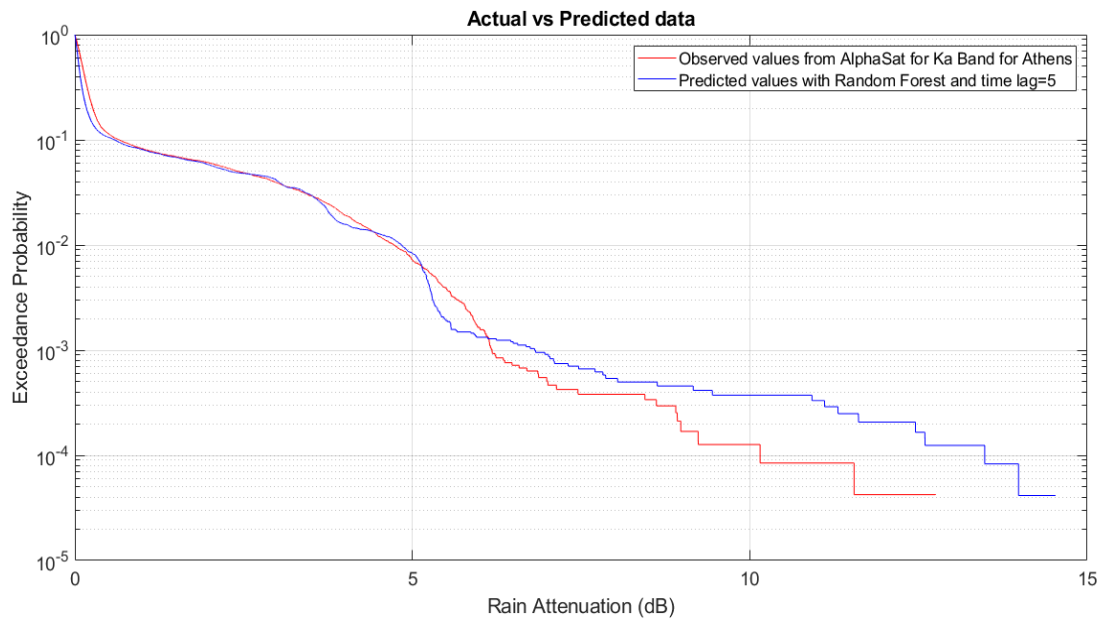
Στην εικόνα 5.29 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 14 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.18.

Πίνακας 5.18 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.1560 dB
MAE	0.0738 dB
RMSE	0.1246 dB



Εικόνα 5.28 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5

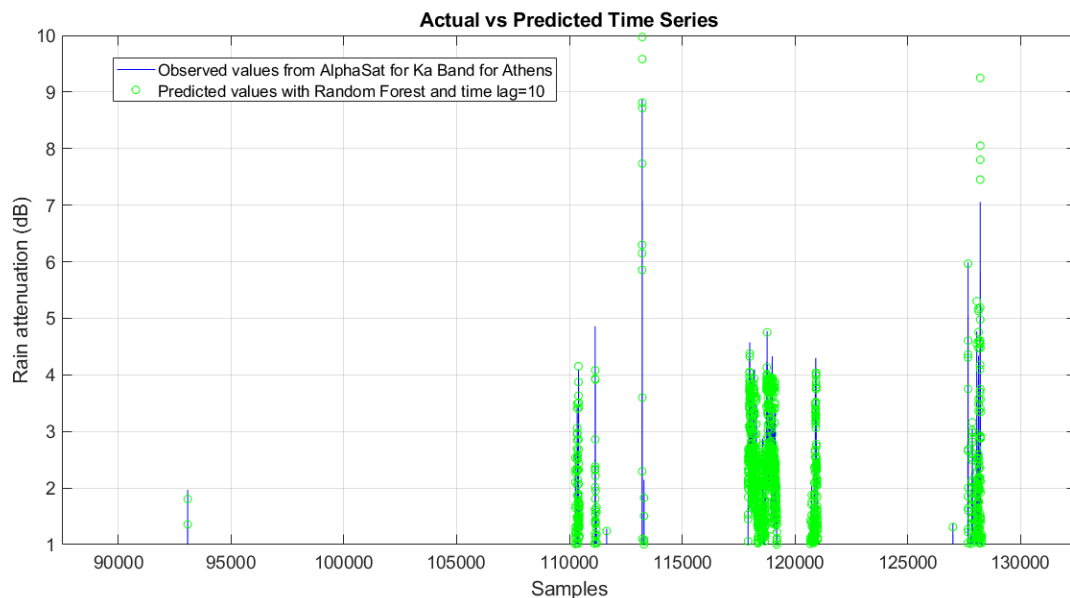


Εικόνα 5.29 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=5

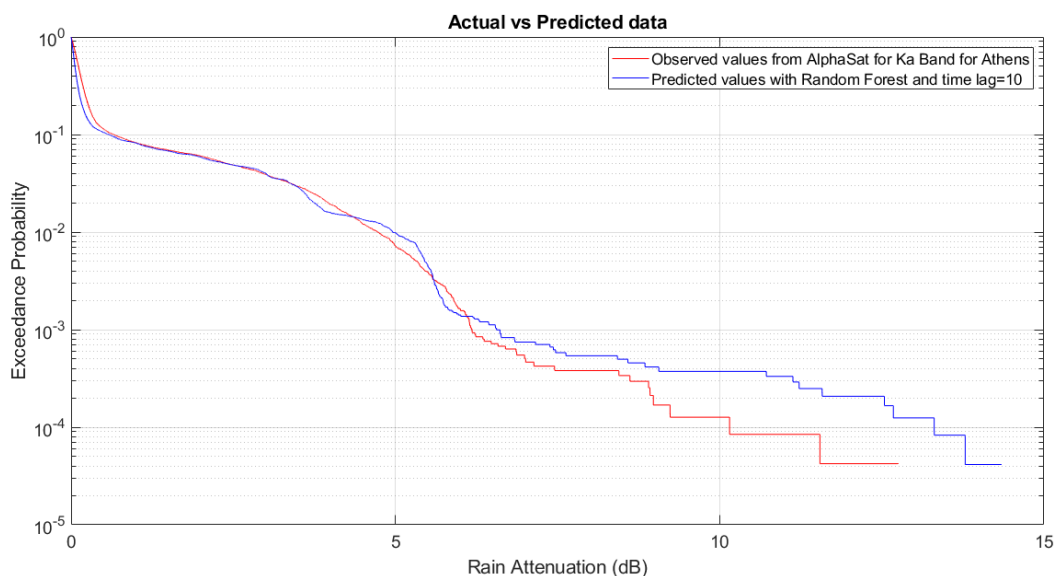
5.5.2.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

Στην εικόνα 5.30 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Για παράδειγμα την μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 9dB την προβλέπει περίπου 10dB.

Στην εικόνα 5.31 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 13.5 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.19.



Εικόνα 5.30 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10



Εικόνα 5.31 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=10

Πίνακας 5.19 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.0398 dB
MAE	0.0722 dB
RMSE	0.1238 dB

5.5.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Ωστόσο στις περίπτωση όπου έχουμε βροχοπτώσεις φαίνεται ότι ο αλγόριθμος προβλέπει σε ορισμένες χρονικές στιγμές αποσβέσεις μεγαλύτερες από ότι οι πραγματικές. Στην περίπτωση της χρονικής καθυστέρησης του ενός λεπτού υπάρχουν και χρονικές στιγμές που προβλέπεται απόσβεση μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα κάτι που δεν υπάρχει σχεδόν καθόλου στις άλλες περιπτώσεις. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.20. Όπως φαίνεται μεταξύ 5 και 10 λεπτών δεν υπάρχει ιδιαίτερη διαφορά.

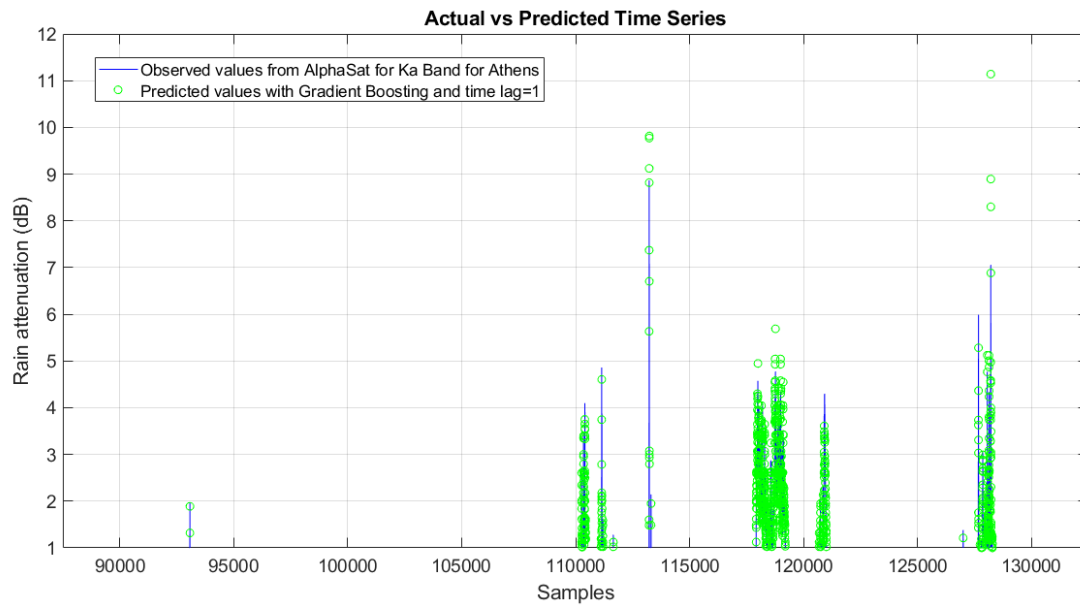
Πίνακας 5.20 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.1457 dB
5 λεπτά	0.1246 dB
10 λεπτά	0.1238 dB

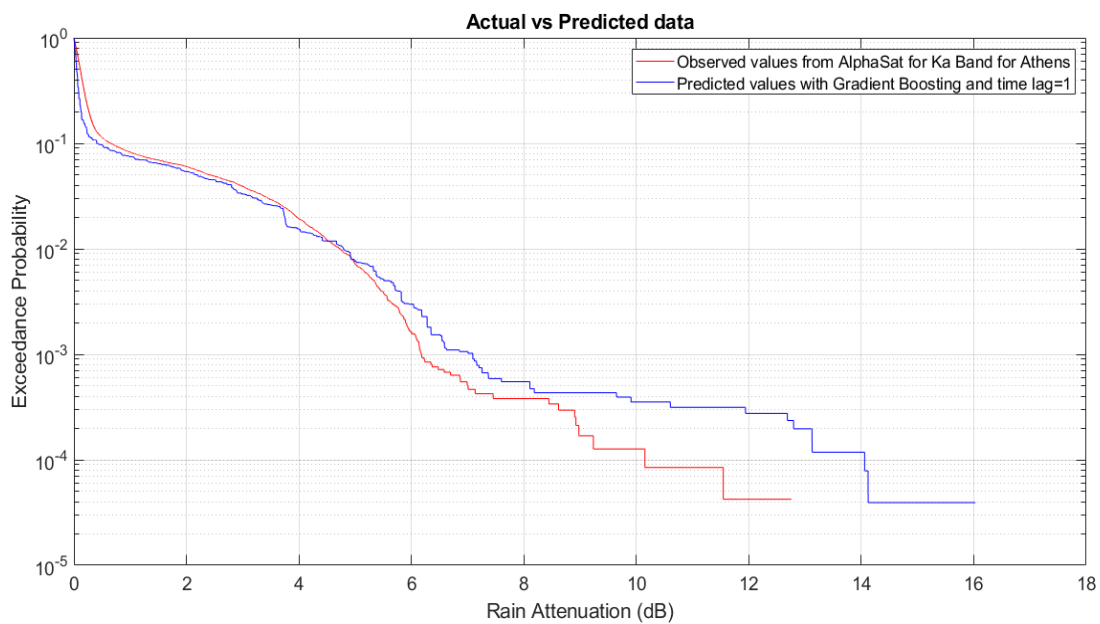
5.5.3 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.32 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

Στην εικόνα 5.33 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.04% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 14 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.21.



Εικόνα 5.32 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1



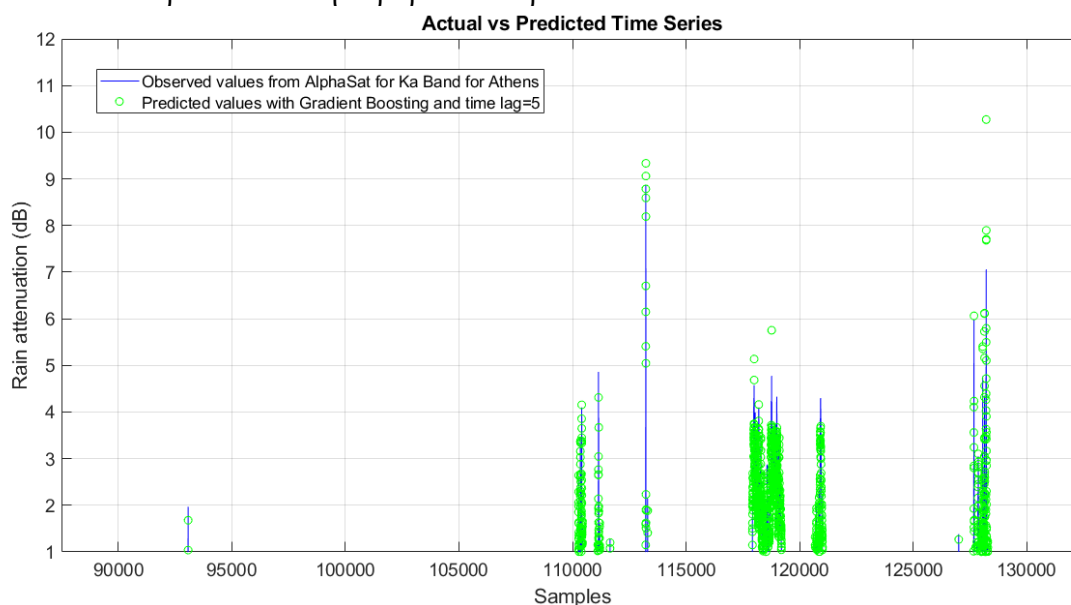
Εικόνα 5.33 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=1

Πίνακας 5.21 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7203 dB
MAE	0.0775 dB
RMSE	0.1376 dB

5.5.3.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.34 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Για παράδειγμα την μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 9dB την προβλέπει περίπου 9.3dB.



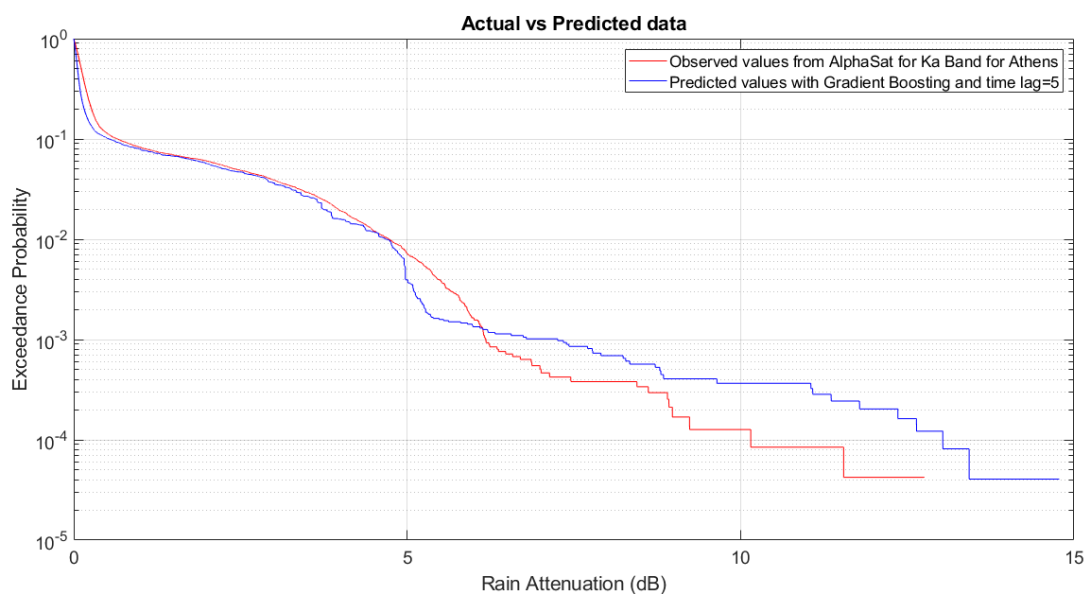
Εικόνα 5.34 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5

Στην εικόνα 5.35 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές ή είναι ελάχιστα μικρότερες. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο

0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 13.5 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.22.

Πίνακας 5.22 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.0899 dB
MAE	0.0726 dB
RMSE	0.1249 dB



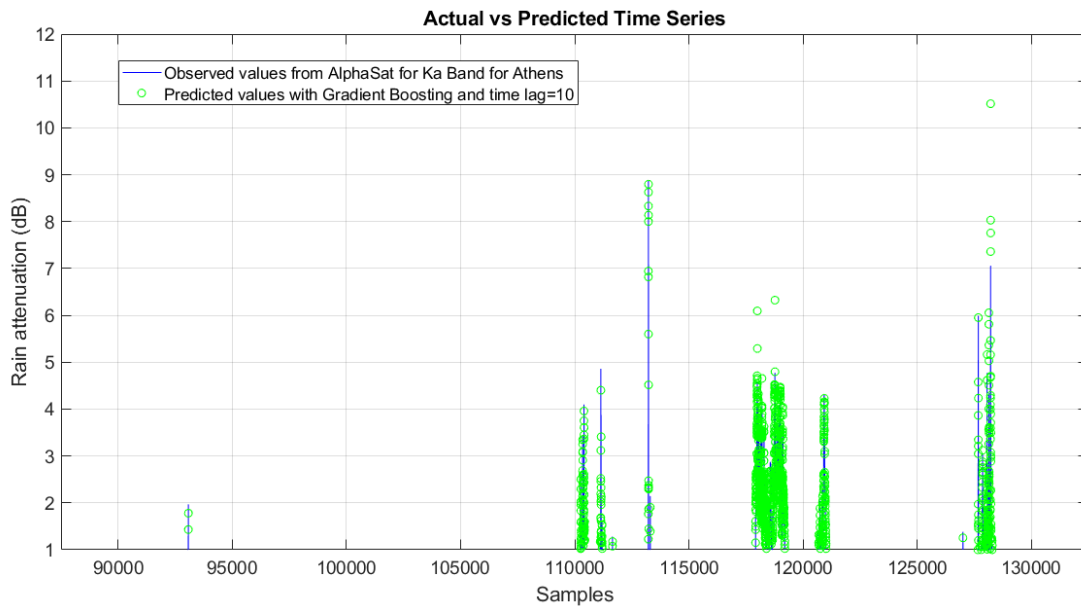
Εικόνα 5.35 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=5

5.5.3.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

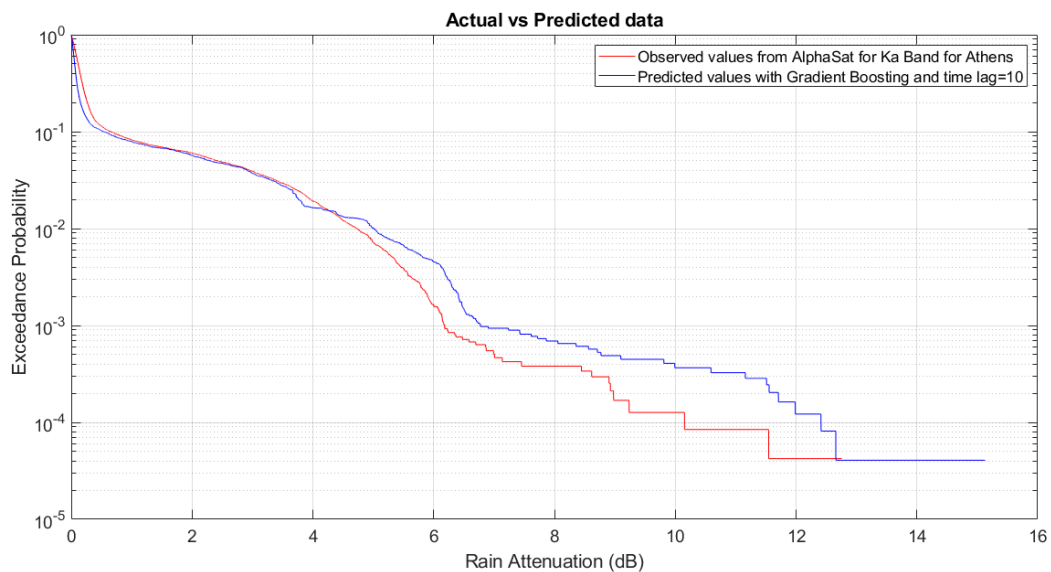
Στην εικόνα 5.36 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

Στην εικόνα 5.37 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου

1% οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 12.5 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.23.



Εικόνα 5.36 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10



Εικόνα 5.37 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=10

Πίνακας 5.23 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7764 dB
MAE	0.0739 dB
RMSE	0.1318 dB

5.5.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Έστω και οριακά όμως παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος έχει καλύτερη συμπεριφορά στη περίπτωση της χρονικής καθυστέρησης των 5 λεπτών, κάτι το οποίο το καταλαβαίνουμε από τις μετρικές και συγκεκριμένα από το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.24. Ωστόσο δεν παύει η διαφορά μεταξύ και των 3 περιπτώσεων να είναι πολύ μικρή.

Πίνακας 5.24 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

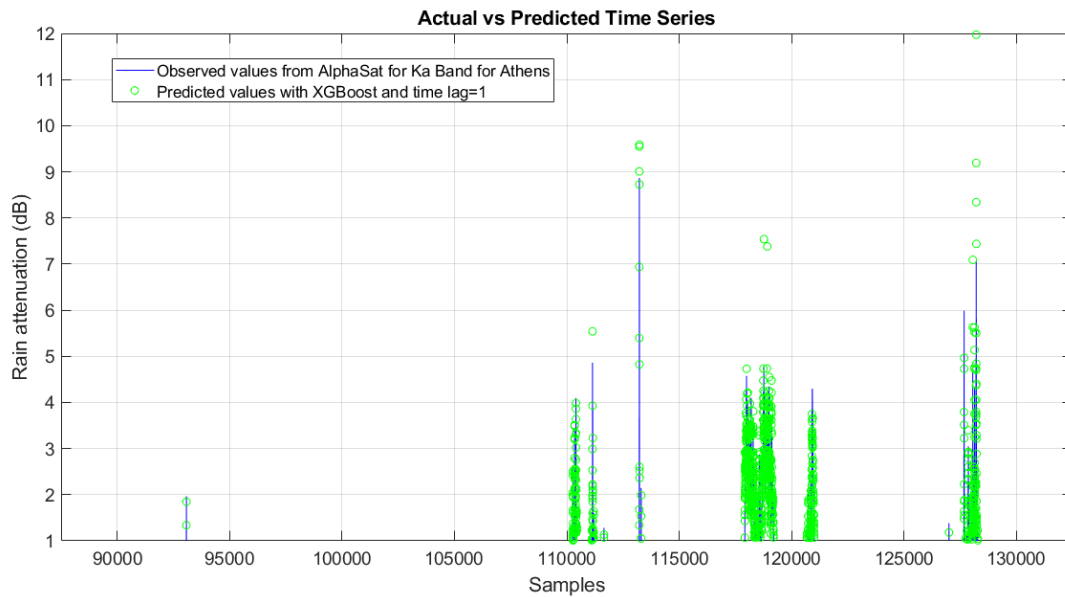
Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.1376 dB
5 λεπτά	0.1249 dB
10 λεπτά	0.1318 dB

5.5.4 XGBoost

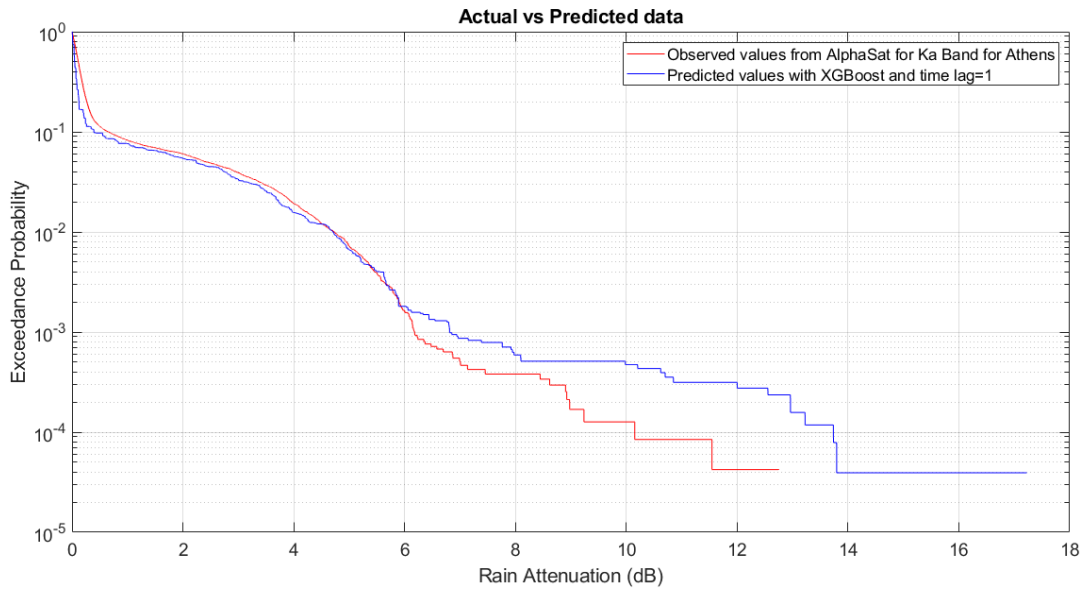
Στην εικόνα 5.38 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 9 dB ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 10dB.

Στην εικόνα 5.39 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν

ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο να για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 14dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.25.



Εικόνα 5.38 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1



Εικόνα 5.39 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=1

Πίνακας 5.25 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7440 dB
MAE	0.0784 dB
RMSE	0.1433 dB

5.5.4.1 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

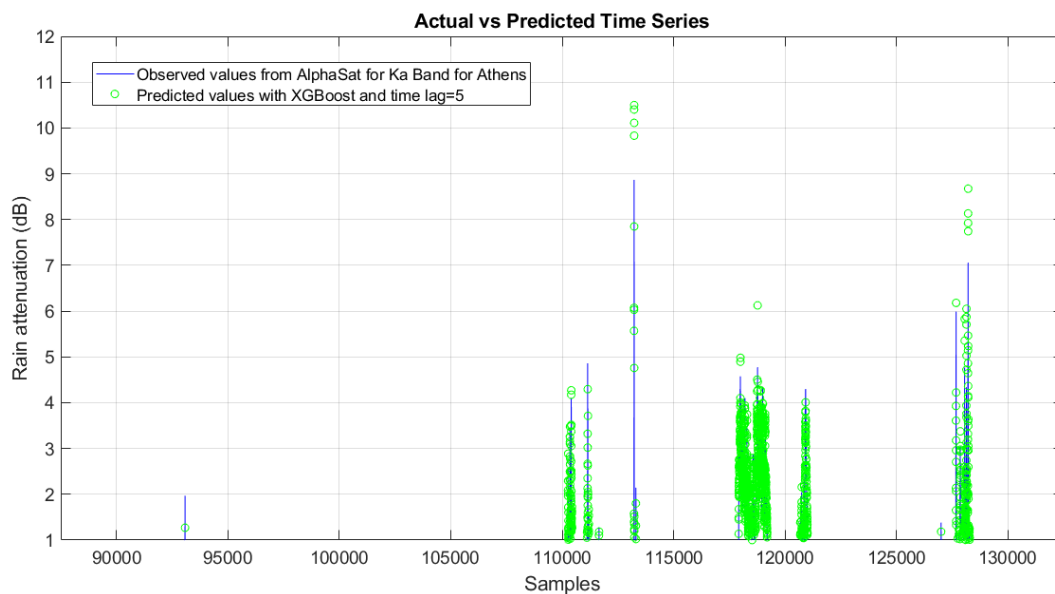
Στην εικόνα 5.40 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 9 dB ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 10.5dB.

Στην εικόνα 5.41 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν

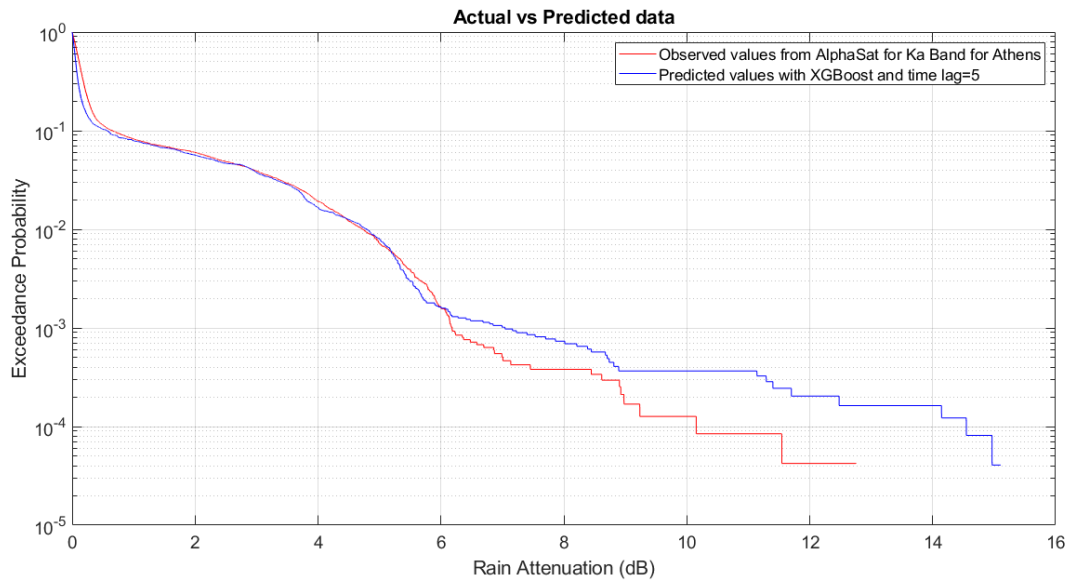
ταυτίζονται με τις πραγματικές και ίσως σε κάποιες περιπτώσεις είναι και μικρότερες. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 14.5dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.26.

Πίνακας 5.26 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.3996 dB
MAE	0.0740 dB
RMSE	0.1306 dB



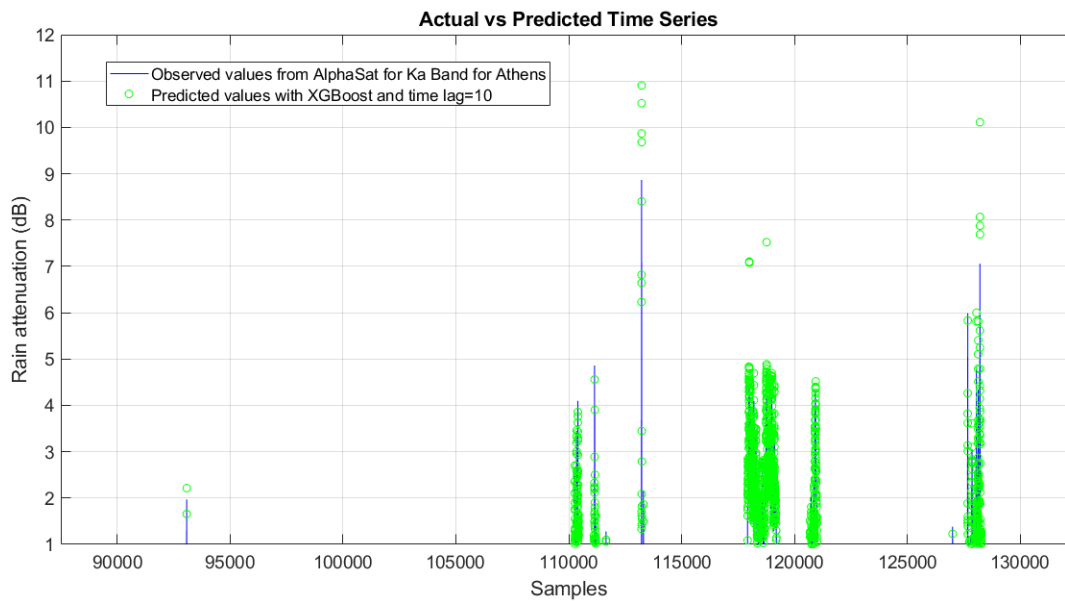
Εικόνα 5.40 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5



Εικόνα 5.41 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=5

5.5.4.2 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.42 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 9 dB ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 11 dB.



Εικόνα 5.42 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10

Στην εικόνα 5.43 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 10dB, ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 14.5dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.27.

Πίνακας 5.27 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.8099 dB
MAE	0.0752 dB
RMSE	0.1409 dB

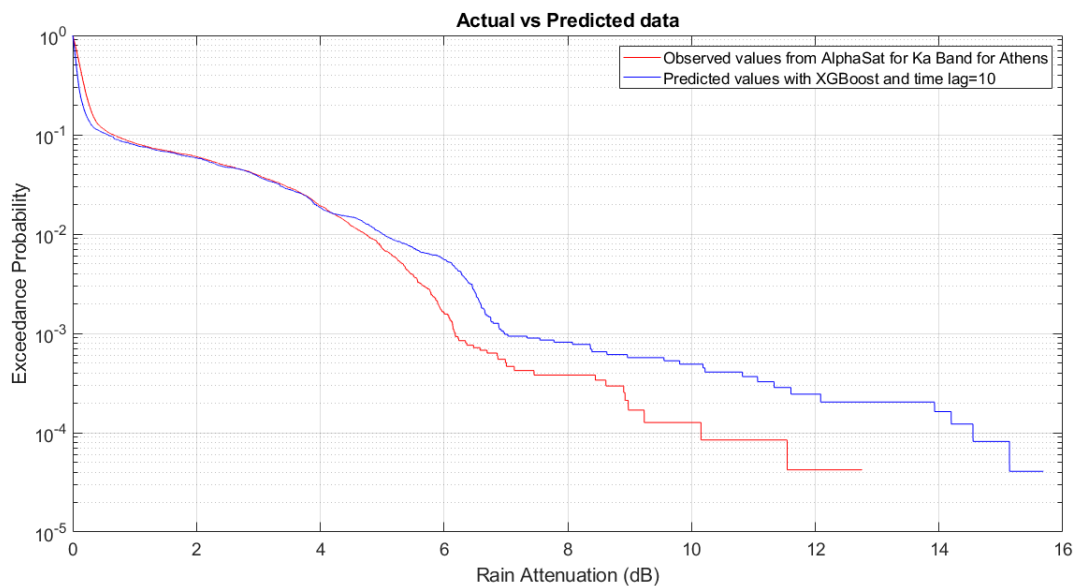
5.5.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Όπως και

στον Gradient Boosting, έχουμε την καλύτερη συμπεριφορά για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά, κάτι το οποίο αποτυπώνεται στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.28. Ωστόσο οι διαφορές είναι αρκετά μικρές, οπότε και οι 3 περιπτώσεις θεωρούνται κατάλληλες για την πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής.

Πίνακας 5.28 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Ka Band), αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.1433 dB
5 λεπτά	0.1306 dB
10 λεπτά	0.1409 dB



Εικόνα 5.43 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=10

5.5.5 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης ποικίλλει ανάλογα με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιούμε. Για Gradient Boosting και XGBoost έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1, η καλύτερη απόδοση είναι για time lag=5. Για Random Forest ισχύει ότι όσο αυξάνεται η χρονική καθυστέρηση τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Ωστόσο μεταξύ 5 και 10 λεπτών η διαφορά είναι σχεδόν αμελητέα.

Επομένως σε αυτό το σύνολο δεδομένων καταλαβαίνουμε ότι δεν είναι σίγουρο πάντα ότι όσο αυξάνεται η χρονική καθυστέρηση αυξάνεται και η επίδοση κάποιου αλγορίθμου. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι ότι .στο

συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων μπορεί οι χρονοσειρές να παρουσιάζουν μεταβαλλόμενα μοτίβα με την πάροδο του χρόνου. Μια μικρότερη χρονική υστέρηση των 5 βημάτων μπορεί να είναι καταλληλότερη για την καταγραφή των πιο πρόσφατων και σχετικών μοτίβων, ιδίως εάν η σχέση μεταξύ παρελθουσών και τρεχουσών τιμών αλλάζει συχνά.

5.5.6 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Για το μοντέλο ARIMA και σε αυτή την περίπτωση ισχύει ότι έχει αναφερθεί στις υποενότητες 4.14 και 5.4.6. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν επιτύχει σαφώς καλύτερες μετρικές.

Ο αλγόριθμος ο οποίος συνολικά την καλύτερη απόδοση για χρονική καθυστέρηση 1 λεπτού είναι ο Gradient Boosting. Ωστόσο για τις υπόλοιπες περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης αυτός είναι ο Random Forest. Αυτό φαίνεται και στον Πίνακα 5.29. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι η απλότητα και η ανθεκτικότητα του σε σύγκριση με τους άλλους αλγορίθμους. Μπορεί το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων να έχει απλά μοτίβα που δεν απαιτούν τις πολύπλοκες σχέσεις και την επαναληπτική βελτίωση που προσφέρουν ο Gradient Boosting και ο XGBoost. Ο Random Forest μπορεί να είναι πιο ανθεκτικός σε θορυβώδη δεδομένα.

Πίνακας 5.29 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο απόσβεση (Αθήνα- Ka Band)

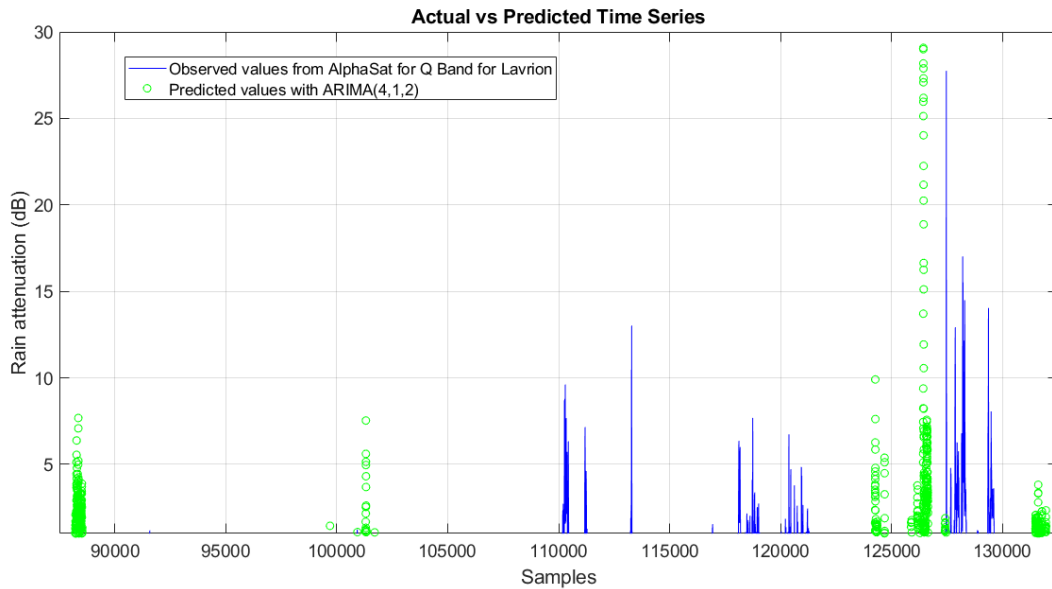
Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.1457 dB	0.1376 dB	0.1433 dB
5 λεπτά	0.1246 dB	0.1249 dB	0.1306 dB
10 λεπτά	0.1238 dB	0.1249 dB	0.1306 dB

5.6 Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή το Λαύριο

Για το Λαύριο και για την Q-Band χρησιμοποιώντας το ARIMA μοντέλο και τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε έχοντας σαν είσοδο τους 2 πρώτους μήνες να προβλέψουμε τον τελευταίο. Και εδώ για το μοντέλο παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης. Για τους αλγόριθμους μηχανικής παρουσιάζονται τα παραπάνω αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης (time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Q-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.6.1 ARIMA μοντέλο

Στην εικόνα 5.44 παρατηρούμε ότι όπως και στην περίπτωση των συνθετικών δεδομένων το μοντέλο ARIMA δεν προβλέπει καθόλου τις μεγάλες αποσβέσεις που δημιουργούνται από τις βροχοπτώσεις και τις θεωρεί σαν φαινόμενα καθαρού ουρανού. Επίσης σε κάποιες χρονικές στιγμές ενώ έχουμε φαινόμενα καθαρού ουρανού το μοντέλο προβλέπει μεγάλες τιμές απόσβεσης που συμβαίνουν όταν έχουμε βροχοπτώσεις.

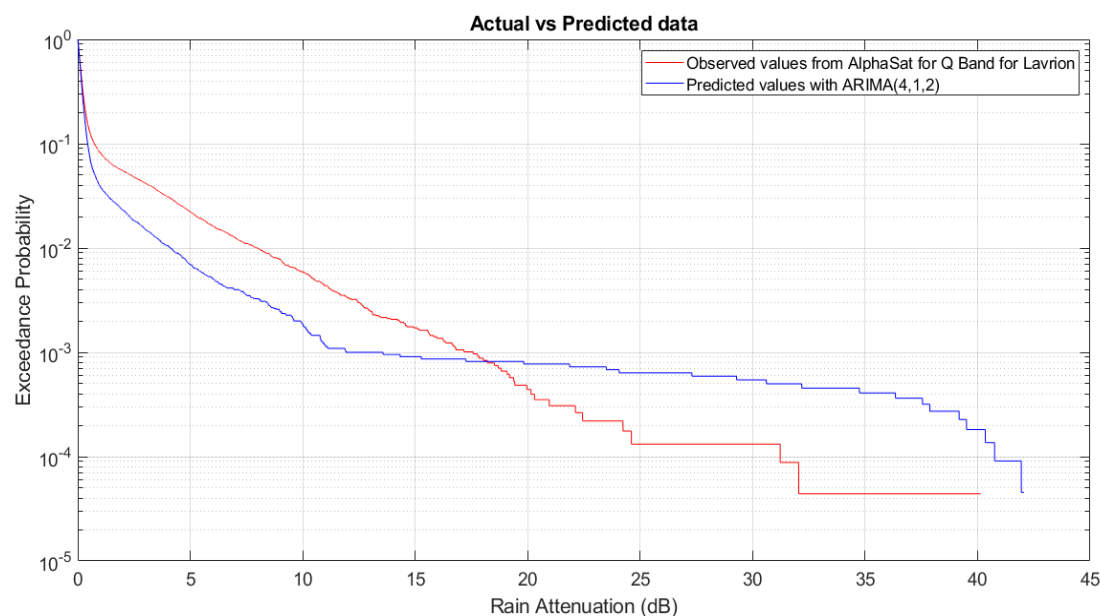


Εικόνα 5.44 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο

Στην εικόνα 5.45 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARIMA. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=4, d=1, q=2$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι αρκετά υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 31dB, ενώ το μοντέλο ARIMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 41 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.30.

Πίνακας 5.30 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , μοντέλο ARIMA

Μετρικές	Τιμές
MAPE	11.1552 dB
MAE	0.3341 dB
RMSE	1.0555 dB



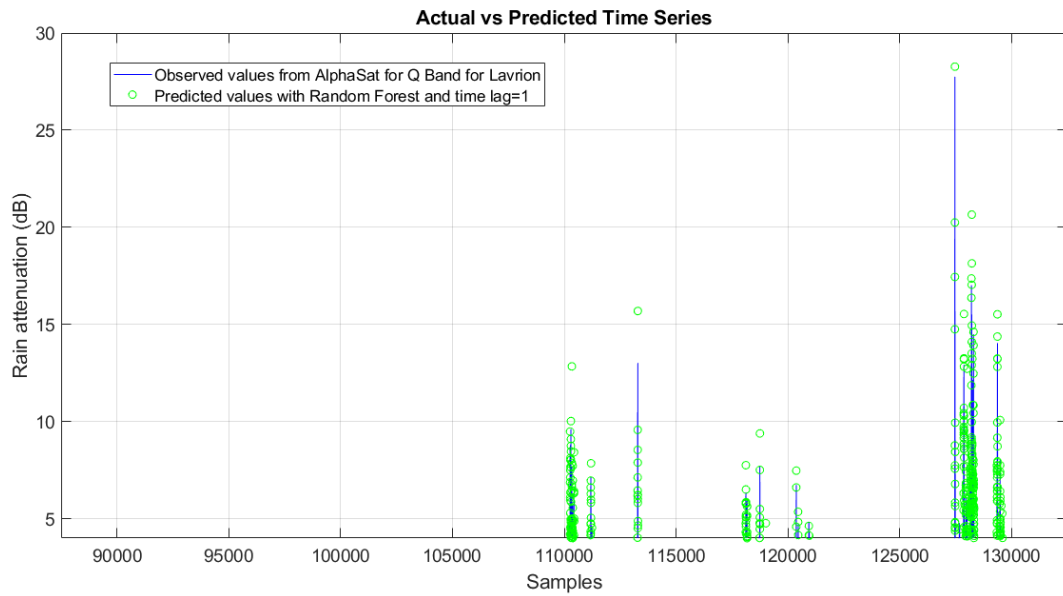
Εικόνα 5.45 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για μοντέλο ARIMA

5.6.2 Random Forest

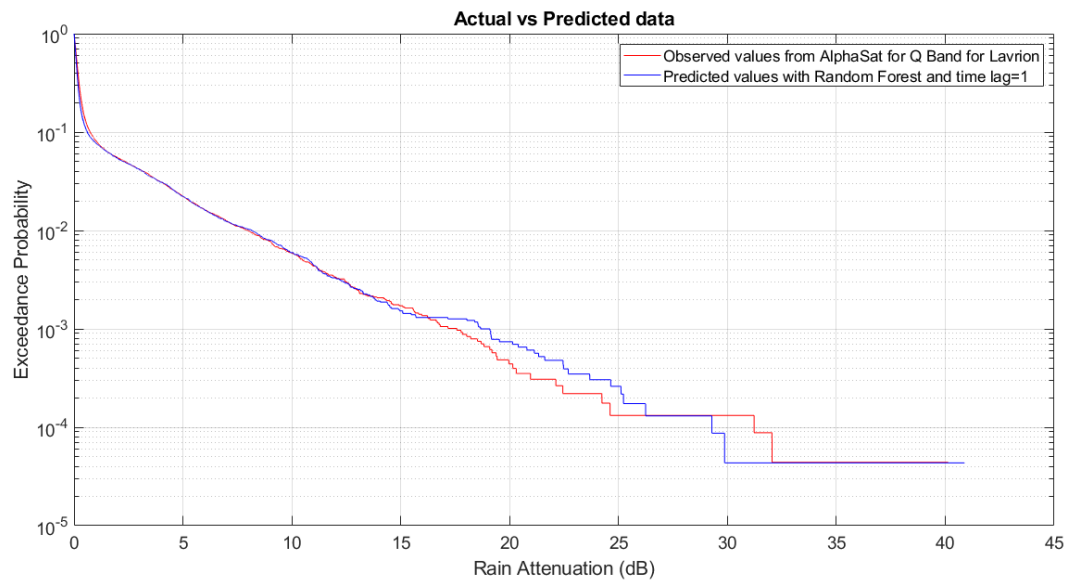
Στην εικόνα 5.46 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα, με τις διαφορές όμως με τις πραγματικές τιμές να είναι ελάχιστες.

Στην εικόνα 5.47 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 30 dB. Για ακόμα μικρότερες πιθανότητες υπάρχει πλήρης ταύτιση. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα

5.31.



Εικόνα 5.46 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1



Εικόνα 5.47 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=1

Πίνακας 5.31 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	5.2466 dB
MAE	0.1456 dB
RMSE	0.2954 dB

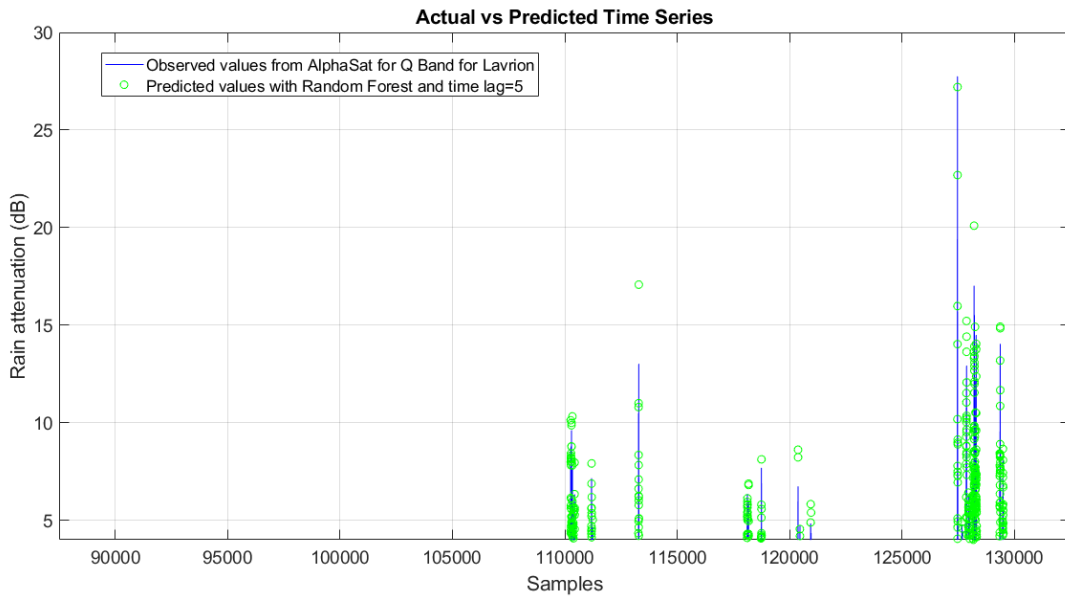
5.6.2.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.48 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα, με τις διαφορές όμως με τις πραγματικές τιμές να είναι ελάχιστες.

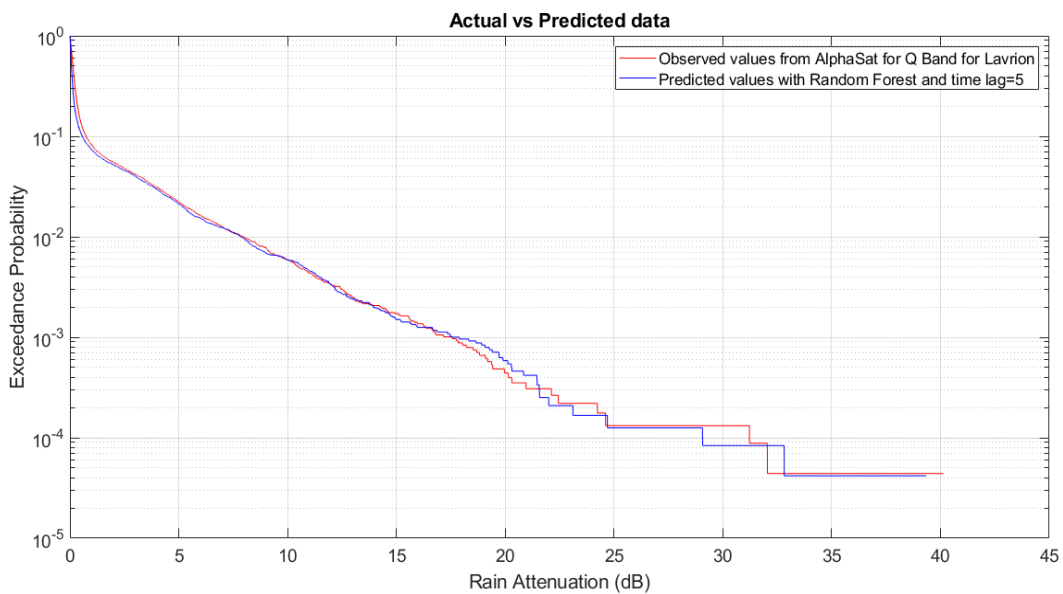
Στην εικόνα 5.49 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές μέχρι και το 0.1% του συνολικού χρόνου. Στη συνέχεια υπάρχει εναλλαγή ανάλογα με την πιθανότητα αποκοπής και για κάποιες από αυτές οι προβλεπόμενες τιμές είναι μεγαλύτερες από τις πραγματικές και για άλλες το αντίθετο. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 29 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.32.

Πίνακας 5.32 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.1184 dB
MAE	0.1113 dB
RMSE	0.2537 dB



Εικόνα 5.48 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5

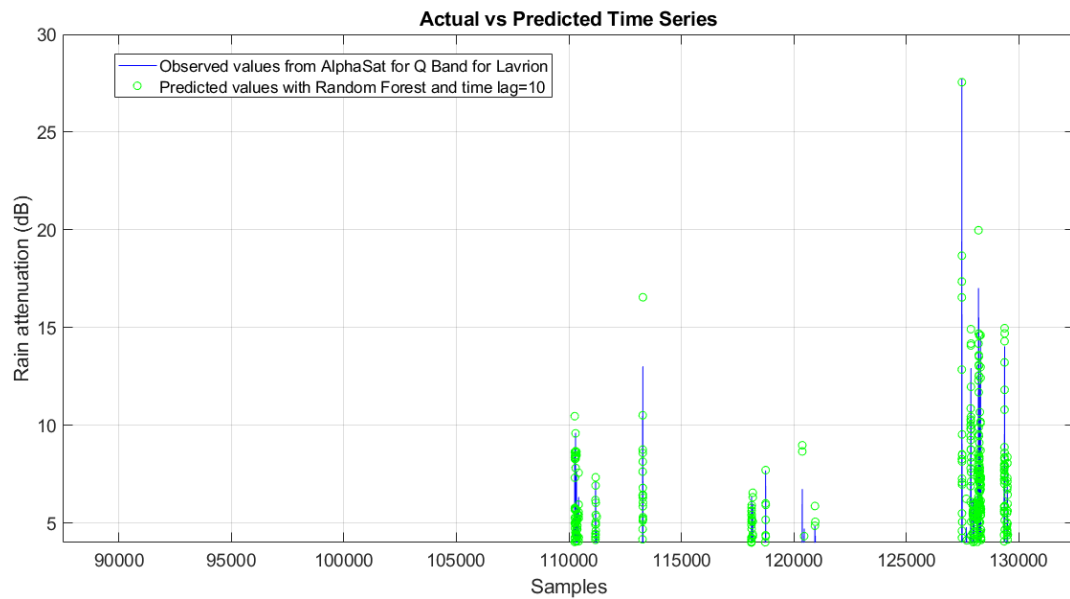


Εικόνα 5.49 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=5

5.6.2.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

Στην εικόνα 5.50 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο

αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα, με τις διαφορές όμως με τις πραγματικές τιμές να είναι ελάχιστες.

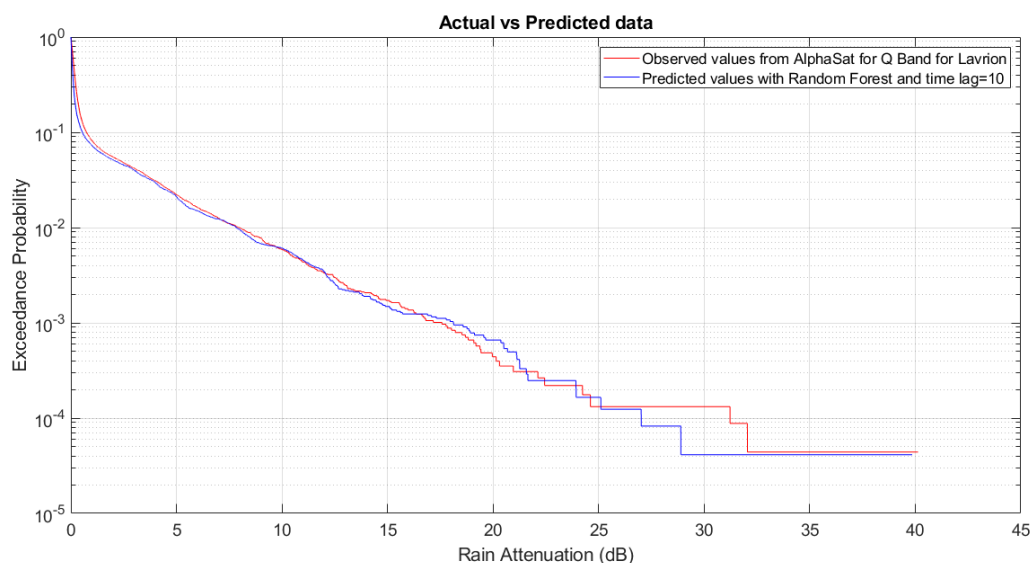


Εικόνα 5.50 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10

Στην εικόνα 5.51 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Μέχρι και περίπου 0.005% του συνολικού χρόνου ισχύει ότι ο Random Forest προβλέπει χαμηλότερες αποσβέσεις από ότι είναι στην πραγματικότητα. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.33.

Πίνακας 5.33 Μετρικές για είσοδο απόσβεση (Λαύριο- Q Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.9770 dB
MAE	0.1092 dB
RMSE	0.2441 dB



Εικόνα 5.51 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=10

5.6.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση μεγαλύτερη από ότι στην πραγματικότητα κυρίως αλλά και σε λιγότερες περιπτώσεις μικρότερη. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.34.

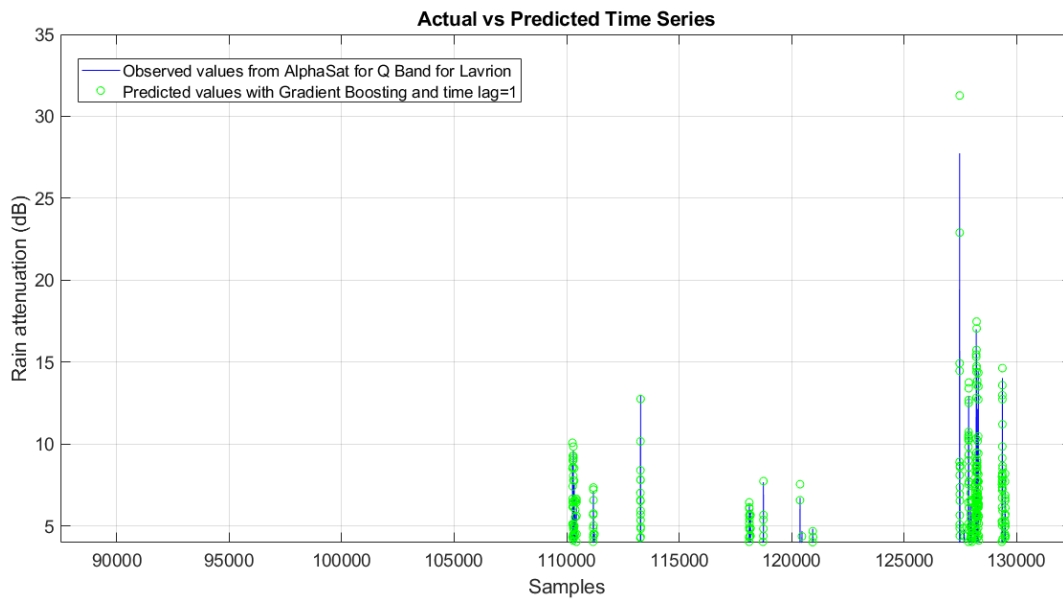
Πίνακας 5.34 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.2954 dB
5 λεπτά	0.2537 dB
10 λεπτά	0.2441 dB

5.6.3 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.52 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο

αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα, με τις διαφορές όμως με τις πραγματικές τιμές να είναι ελάχιστες.

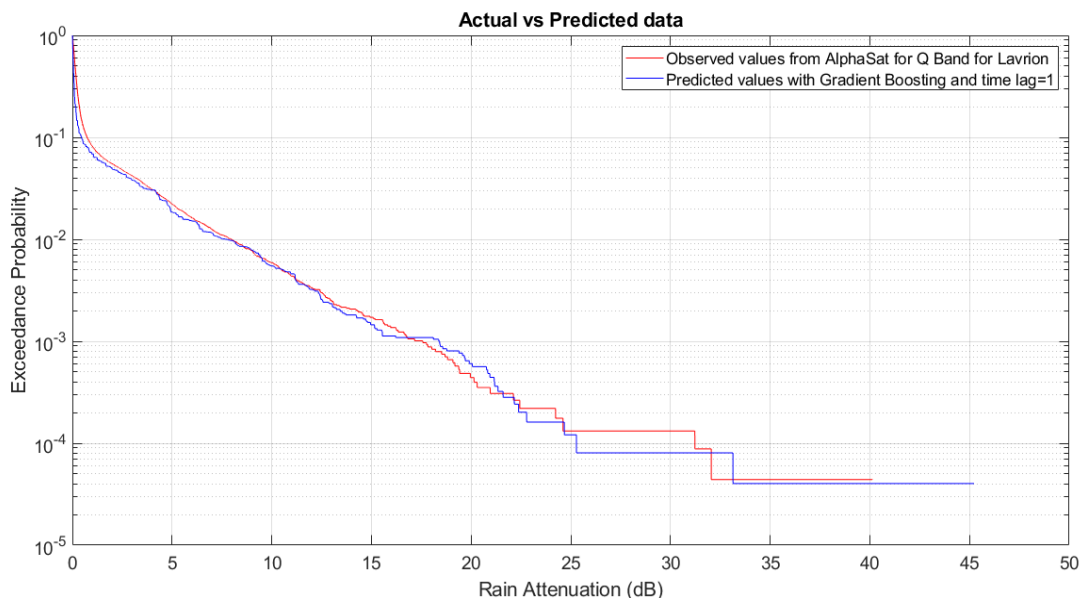


Εικόνα 5.52 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1

Στην εικόνα 5.53 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 25 dB. Σε μικρότερες πιθανότητες αποκοπής υπάρχει και πάλι πλήρη ταύτιση. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.35.

Πίνακας 5.35 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.3910 dB
MAE	0.1156 dB
RMSE	0.2575 dB

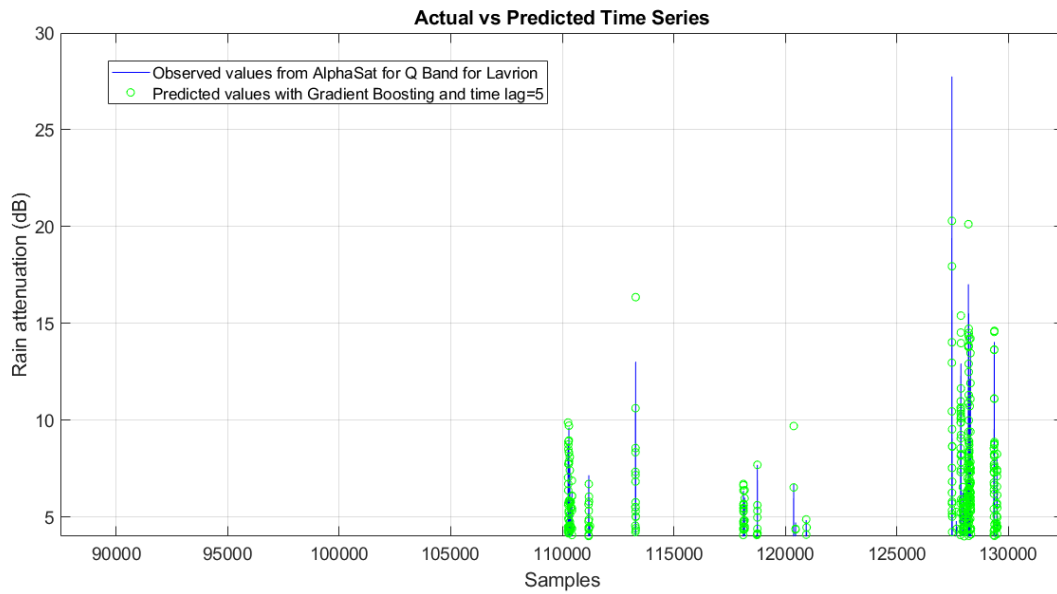


Εικόνα 5.53 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=1

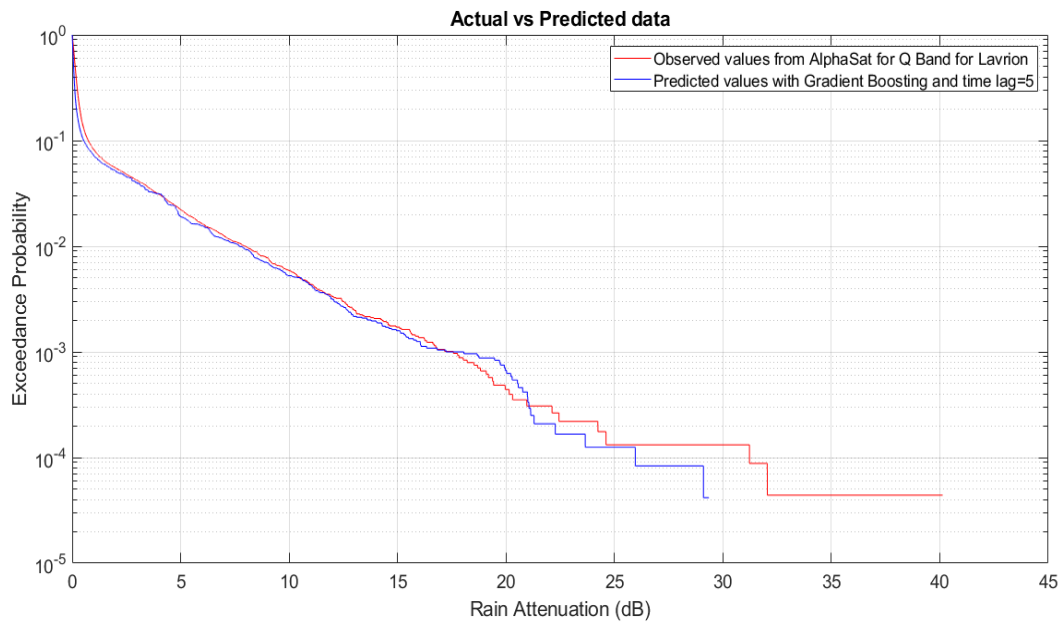
5.6.3.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.54 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Για παράδειγμα την μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 27 dB την προβλέπει περίπου 20 dB.

Στην εικόνα 5.55 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Σε μικρότερες πιθανότητες αποκοπής ο αλγόριθμος προβλέπει μικρότερες αποσβέσεις από ότι είναι στην πραγματικότητα. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.36.



Εικόνα 5.54 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5



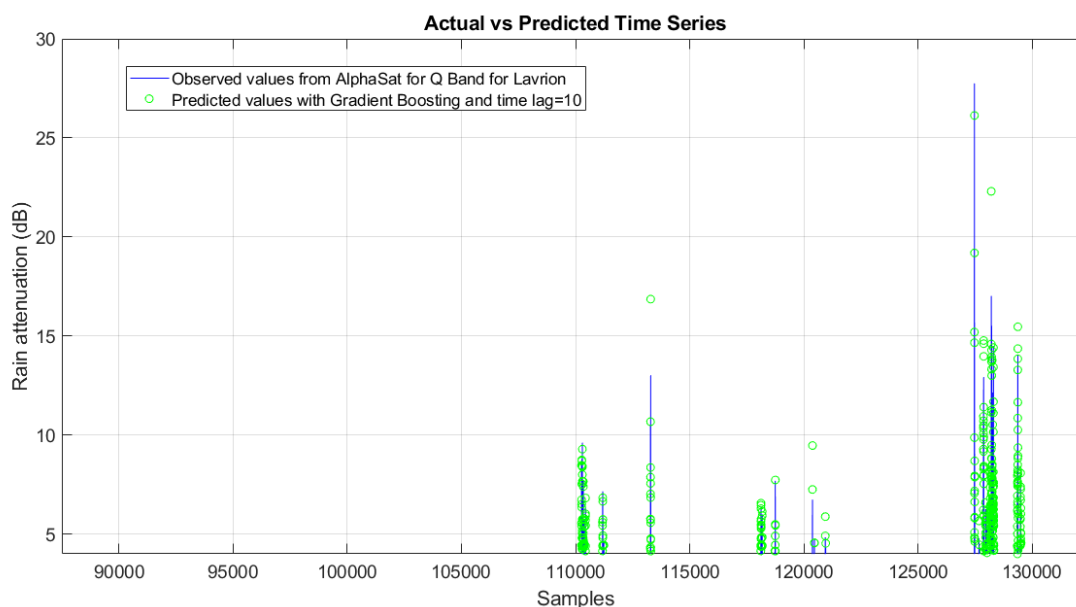
Εικόνα 5.55 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=5

Πίνακας 5.36 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7239 dB
MAE	0.1086 dB
RMSE	0.2485 dB

5.6.3.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

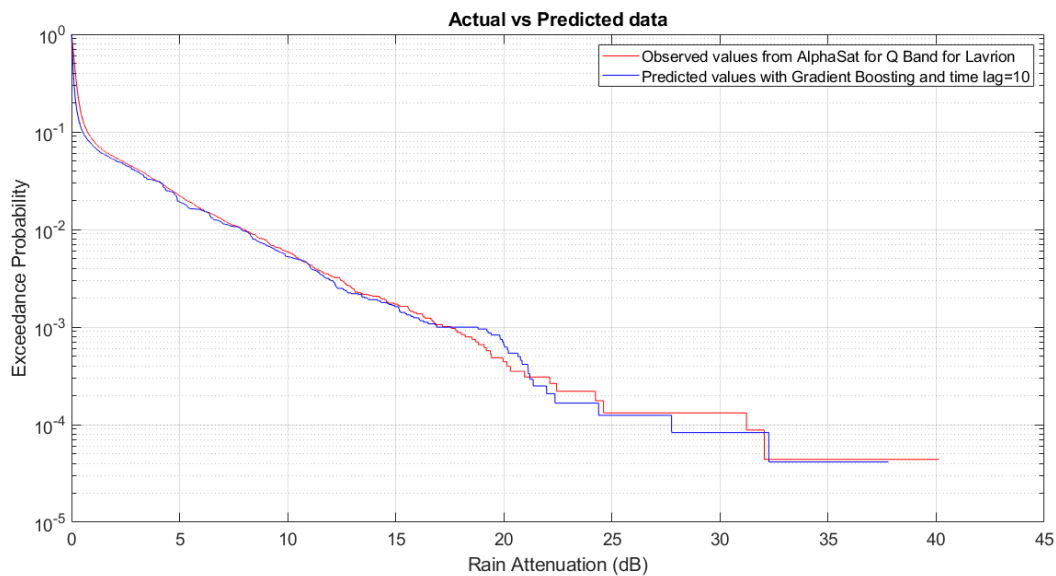
Στην εικόνα 5.56 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Για παράδειγμα την μεγαλύτερη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι περίπου 27 dB την προβλέπει περίπου 26 dB.



Εικόνα 5.56 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10

Στην εικόνα 5.57 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου

0.1% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα αρχικά και στην συνέχεια ότι είναι μικρότερη. Για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 28 dB. Σε μικρότερες πιθανότητες αποκοπής ο αλγόριθμος προβλέπει ίδιες αποσβέσεις με τις πραγματικές. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.37.



Εικόνα 5.57 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=10

Πίνακας 5.37 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7412 dB
MAE	0.1083 dB
RMSE	0.2486 dB

5.6.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Έστω και

οριακά όμως παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος έχει καλύτερη συμπεριφορά στη περίπτωση της χρονικής καθυστέρησης των 5 λεπτών. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.38. Ωστόσο δεν παύει η διαφορά μεταξύ και των 3 περιπτώσεων να είναι πολύ μικρή και ειδικά ανάμεσα στα 5 και στα 10 λεπτά.

Πίνακας 5.38 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.2575 dB
5 λεπτά	0.2485 dB
10 λεπτά	0.2486 dB

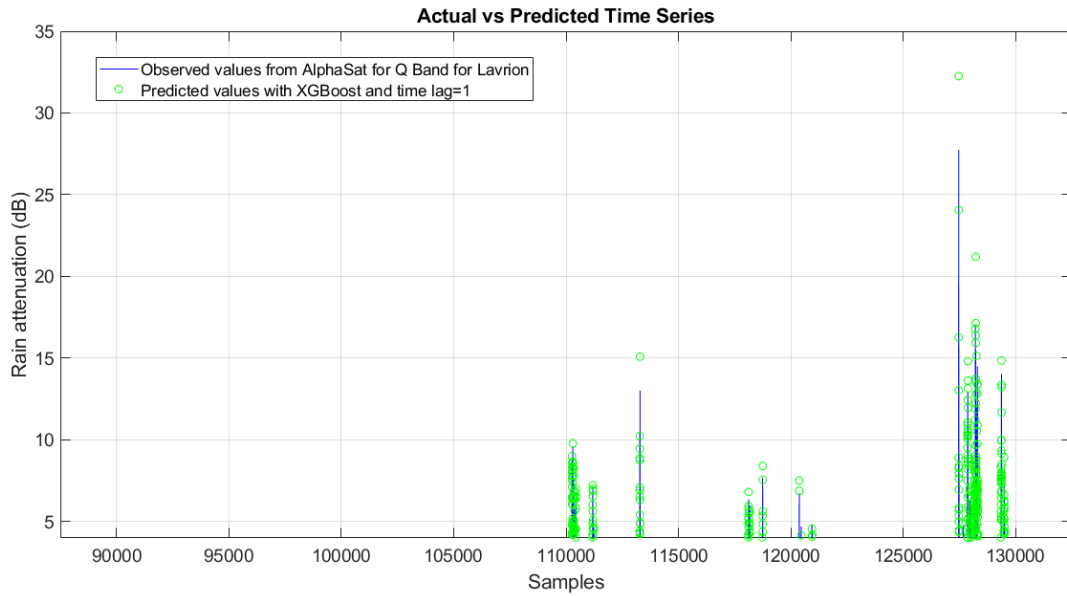
5.6.4 XGBoost

Στην εικόνα 5.58 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβής. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα.

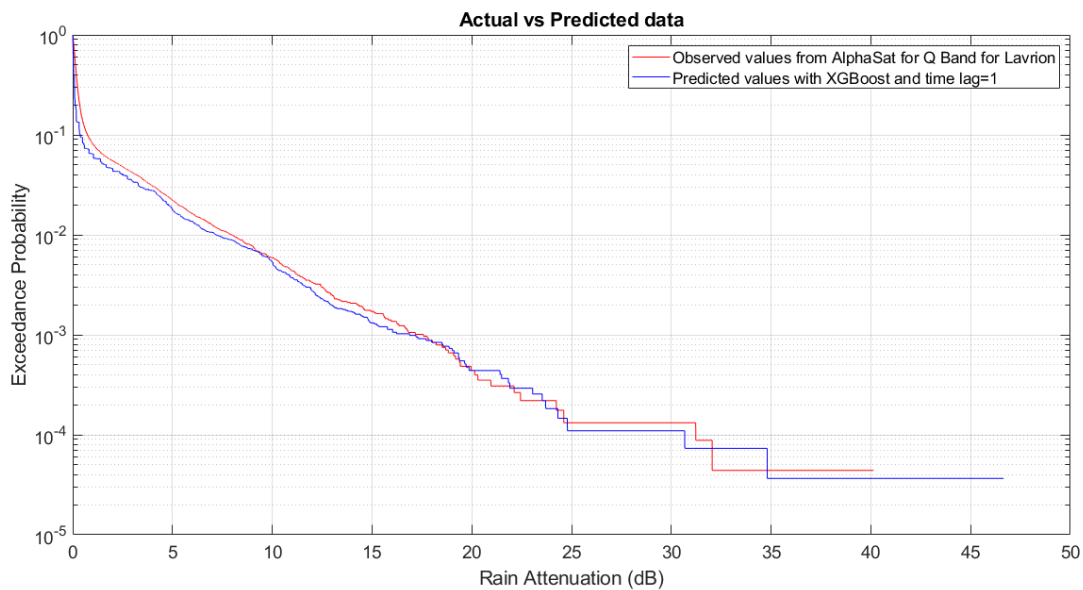
Στην εικόνα 5.59 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.06% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα αρχικά και στην συνέχεια ότι είναι μικρότερη. Για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 30 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.39.

Πίνακας 5.39 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.4598 dB
MAE	0.1173 dB
RMSE	0.2713 dB



Εικόνα 5.58 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1

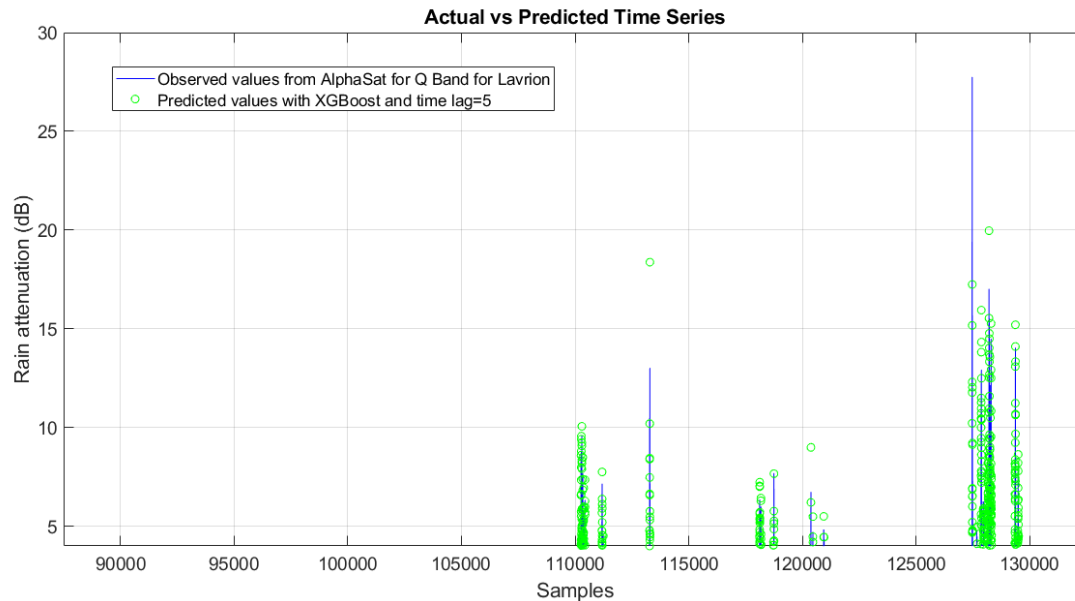


Εικόνα 5.59 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=1

5.6.4.1 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.60 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος

προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 27 dB ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 17 dB.

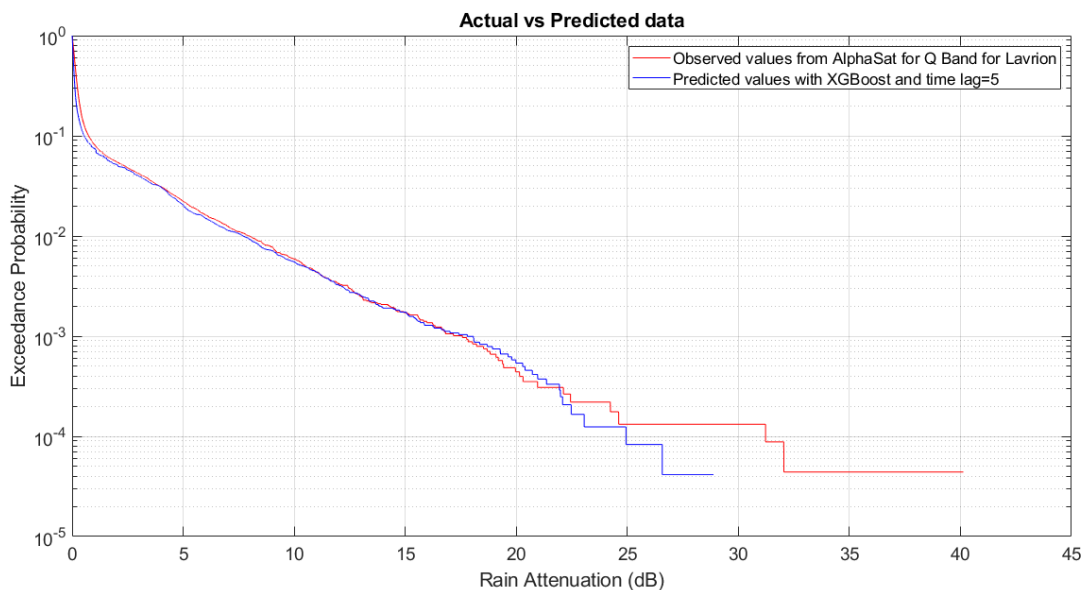


Εικόνα 5.60 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5

Στην εικόνα 5.61 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.08% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα αρχικά και στην συνέχεια ότι είναι μικρότερη. Για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 25 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.40.

Πίνακας 5.40 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.8558 dB
MAE	0.1104 dB
RMSE	0.2575 dB

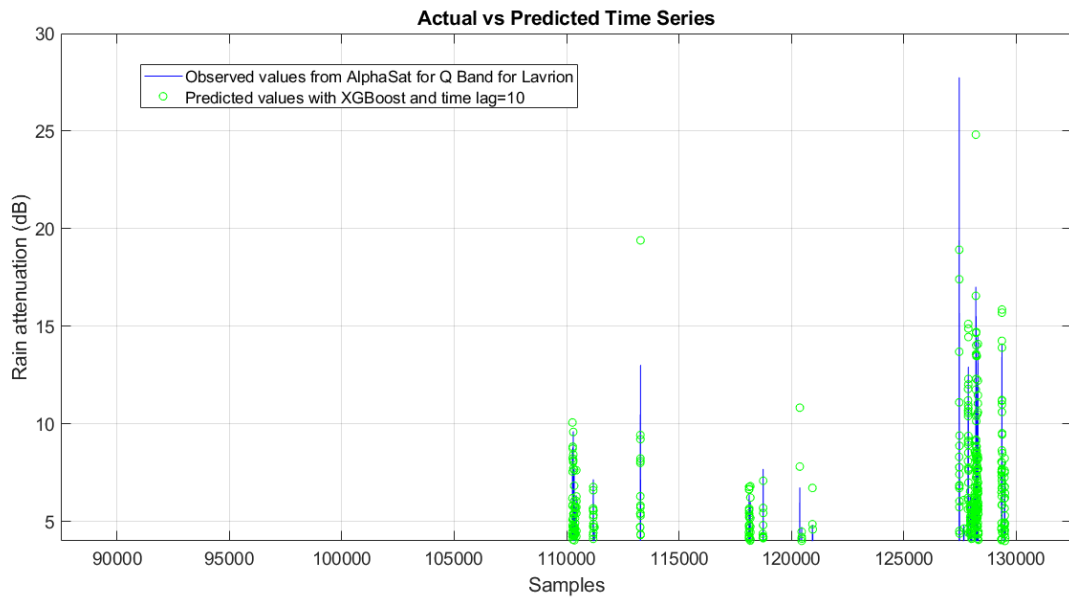


Εικόνα 5.61 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=5

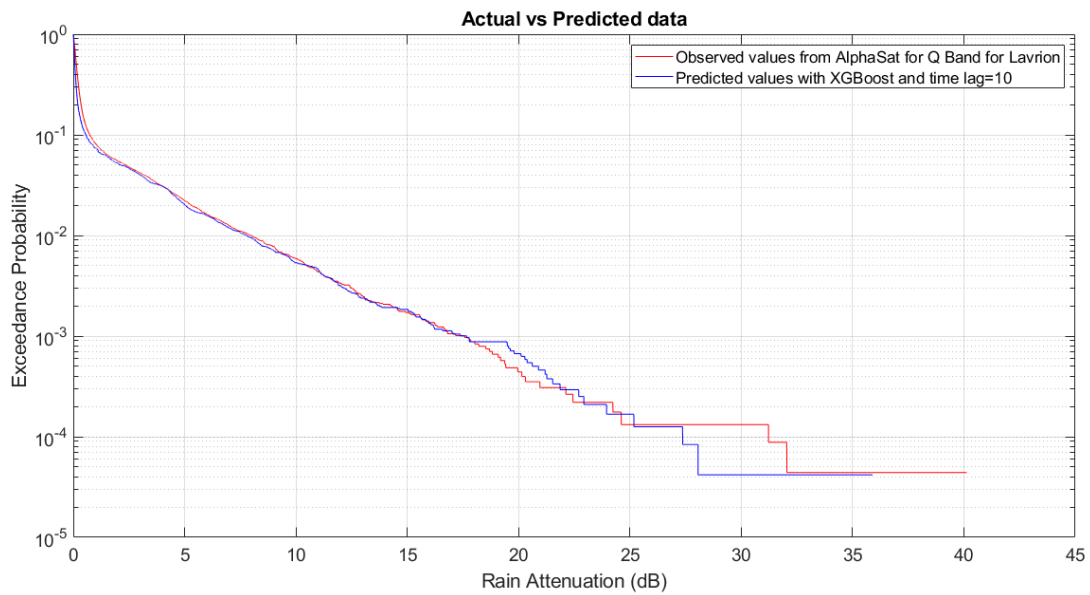
5.6.4.2 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.62 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι οι προβλέψεις είναι σχεδόν ακριβείς. Ωστόσο σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες ή και μικρότερες αποσβέσεις από ότι στην πραγματικότητα. Την μέγιστη απόσβεση του συνόλου δεδομένων που είναι 27 dB ο αλγόριθμος την προβλέπει περίπου 19 dB.

Στην εικόνα 5.63 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.08% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα αρχικά και στην συνέχεια ότι είναι μικρότερη. Για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.41.



Εικόνα 5.62 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10



Εικόνα 5.63 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=10

Πίνακας 5.41 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.0449 dB
MAE	0.1110 dB
RMSE	0.2711 dB

5.6.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Όπως και στον Gradient Boosting, έχουμε την καλύτερη συμπεριφορά για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά κάτι το οποίο αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.42.

Πίνακας 5.42 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.2713 dB
5 λεπτά	0.2575 dB
10 λεπτά	0.2711 dB

5.6.5 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης ποικίλλει ανάλογα με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιούμε. είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Για XGBoost έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1, η καλύτερη απόδοση είναι για time lag=5. Για Random Forest ισχύει ότι όσο αυξάνεται η χρονική καθυστέρηση τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Για Gradient Boosting έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1 ενώ μεταξύ 5 και 10 λεπτών η διαφορά είναι σχεδόν αμελητέα.

Επομένως και σε αυτό το σύνολο δεδομένων καταλαβαίνουμε ότι δεν είναι σίγουρο πάντα ότι όσο αυξάνεται η χρονική καθυστέρηση αυξάνεται και η επίδοση κάποιου αλγορίθμου. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι ότι .στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων μπορεί οι χρονοσειρές να παρουσιάζουν μεταβαλλόμενα μοτίβα με την πάροδο του χρόνου. Μια μικρότερη χρονική υστέρηση των 5 βημάτων μπορεί να είναι καταλληλότερη για την καταγραφή των πιο πρόσφατων και σχετικών μοτίβων, ιδίως εάν η σχέση μεταξύ παρελθουσών και τρεχουσών τιμών αλλάζει συχνά.

5.6.6 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Για το μοντέλο ARIMA και σε αυτή την περίπτωση ισχύει ότι έχει αναφερθεί στις υποενότητες 4.14 και 5.4.6. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν επιτύχει σαφώς καλύτερες μετρικές.

Ο αλγόριθμος ο οποίος συνολικά την καλύτερη απόδοση για χρονική καθυστέρηση 1 λεπτού και 5 λεπτών είναι ο Gradient Boosting. Για την περίπτωση χρονικής καθυστέρησης των 10 λεπτών αυτός είναι ο Random Forest. Αυτό φαίνεται και στον Πίνακα 5.43. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι ότι ο Gradient Boosting, ειδικά με δέντρα αποφάσεων ως βασικούς εκπαιδευόμενους, μπορεί να συλλάβει αποτελεσματικά πολύπλοκες σχέσεις στα δεδομένα. Οι χρονικές υστερήσεις 1 και 5 λεπτών μπορεί να είναι κατάλληλες για τη σύλληψη των άμεσων και βραχυπρόθεσμων εξαρτήσεων στις χρονοσειρές. Η επαναληπτική φύση του Gradient Boosting το βοηθά να εστιάζει σε αυτά τα μοτίβα. Ο Random Forest ενδέχεται να δυσκολευτεί να συλλάβει αυτές τις ταχέως μεταβαλλόμενες σχέσεις, τις οποίες όμως στην περίπτωση των 10 λεπτών τις λαμβάνει οριακά καλύτερα του Gradient Boosting, λόγω της φύσης του συνόλου δεδομένων.

Πίνακας 5.43 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο απόσβεση (Λαύριο- Q Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.2954 dB	0.2575 dB	0.2713 dB
5 λεπτά	0.2537 dB	0.2485 dB	0.2575 dB
10 λεπτά	0.2441 dB	0.2486 dB	0.2711 dB

5.7 Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή την Αθήνα

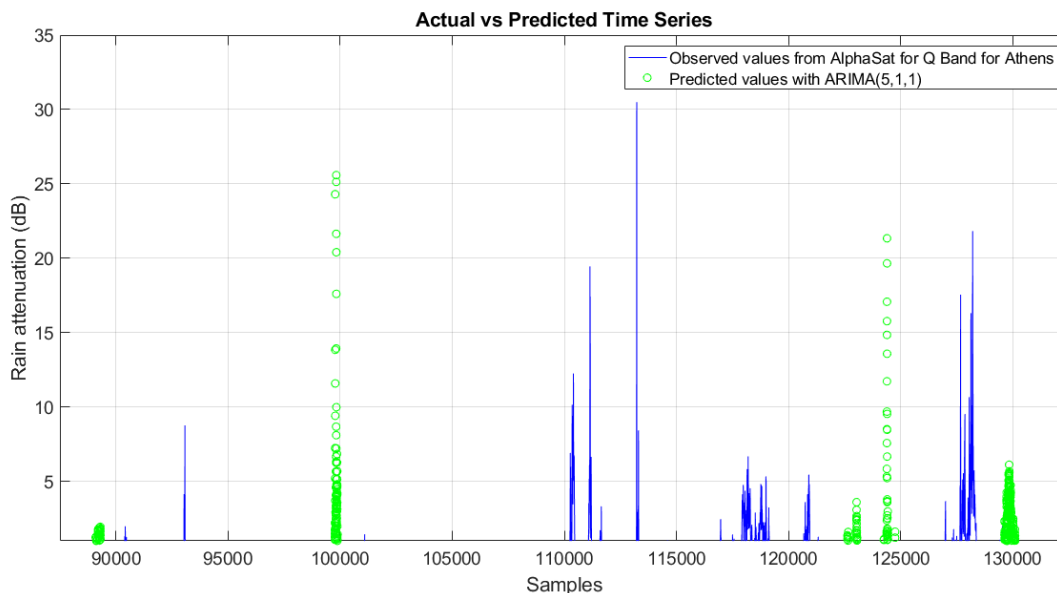
Για την Αθήνα και για την Q-Band, όπως και προηγουμένως για το Λαύριο, χρησιμοποιώντας το ARIMA μοντέλο και τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε έχοντας σαν είσοδο τους 2 πρώτους μήνες να προβλέψουμε τον τελευταίο. Και εδώ για το μοντέλο παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης. Για τους αλγόριθμους μηχανικής παρουσιάζονται τα παραπάνω αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης (time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Q-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.7.1 ARIMA μοντέλο

Στην εικόνα 5.64 παρατηρούμε ότι όπως και στην περίπτωση των συνθετικών δεδομένων το μοντέλο ARIMA δεν προβλέπει καθόλου τις μεγάλες αποσβέσεις που δημιουργούνται από τις βροχοπτώσεις και τις θεωρεί σαν φαινόμενα καθαρού ουρανού. Επίσης σε κάποιες χρονικές στιγμές ενώ έχουμε φαινόμενα καθαρού

ουρανού το μοντέλο προβλέπει μεγάλες τιμές απόσβεσης που συμβαίνουν όταν έχουμε βροχοπτώσεις.

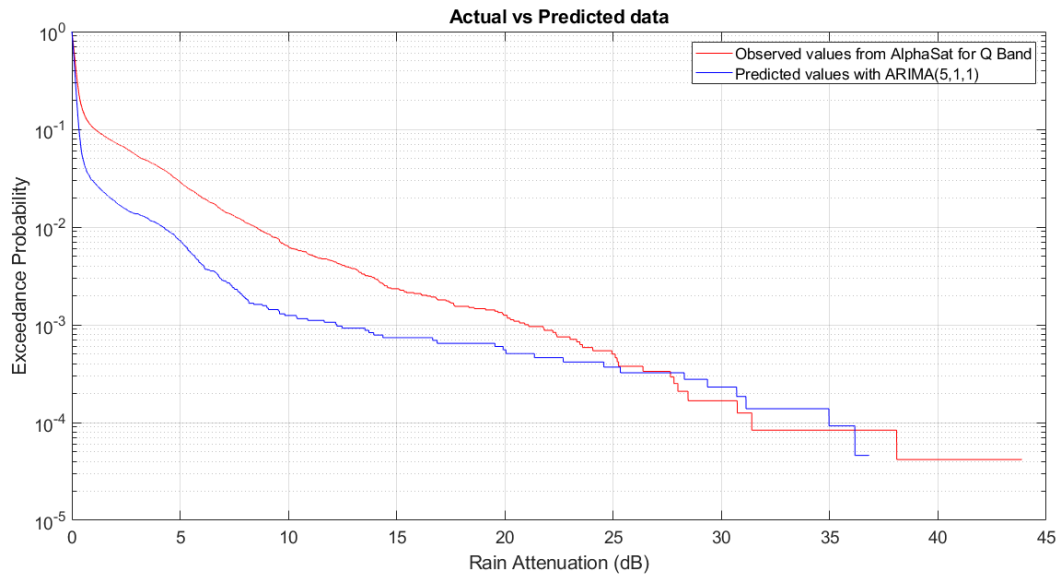
Στην εικόνα 5.65 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση το μοντέλο ARIMA. Τα προβλεπόμενα δεδομένα συντέθηκαν για τιμές του ARIMA μοντέλου $p=5, d=1, q=1$. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 20% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι το μοντέλο ARIMA προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής χαμηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-3} , που αντιστοιχεί στο 0.1% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 22dB, ενώ το μοντέλο ARIMA προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 12 dB. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής το μοντέλο ARIMA προβλέπει απόσβεση λίγο μεγαλύτερη από ότι στην πραγματικότητα. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.44.



Εικόνα 5.64 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με ARIMA μοντέλο

Πίνακας 5.44 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , μοντέλο ARIMA

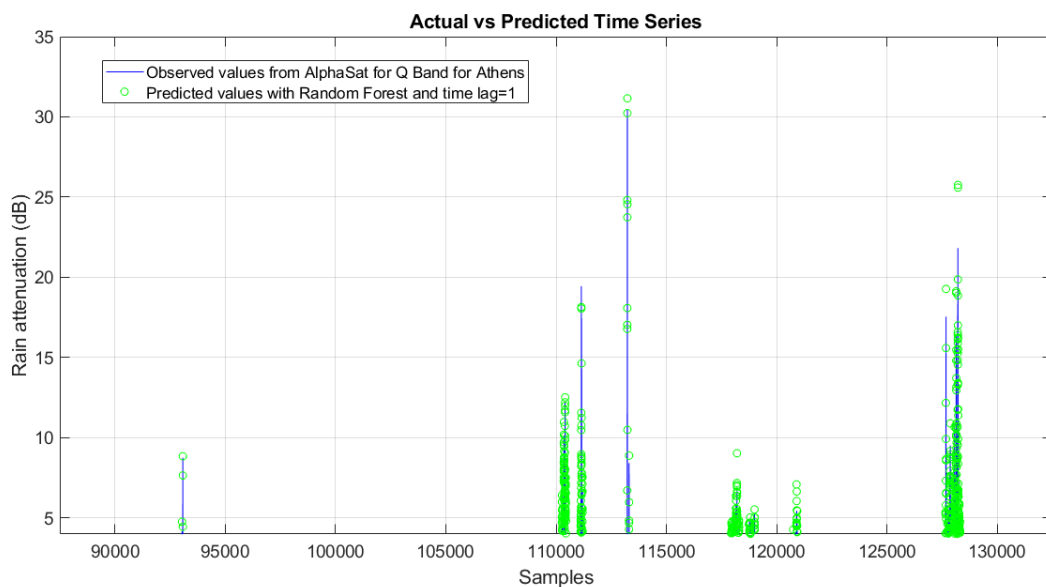
Μετρικές	Τιμές
MAPE	7.2673 dB
MAE	0.3523 dB
RMSE	1.1075 dB



Εικόνα 5.65 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για μοντέλο ARIMA

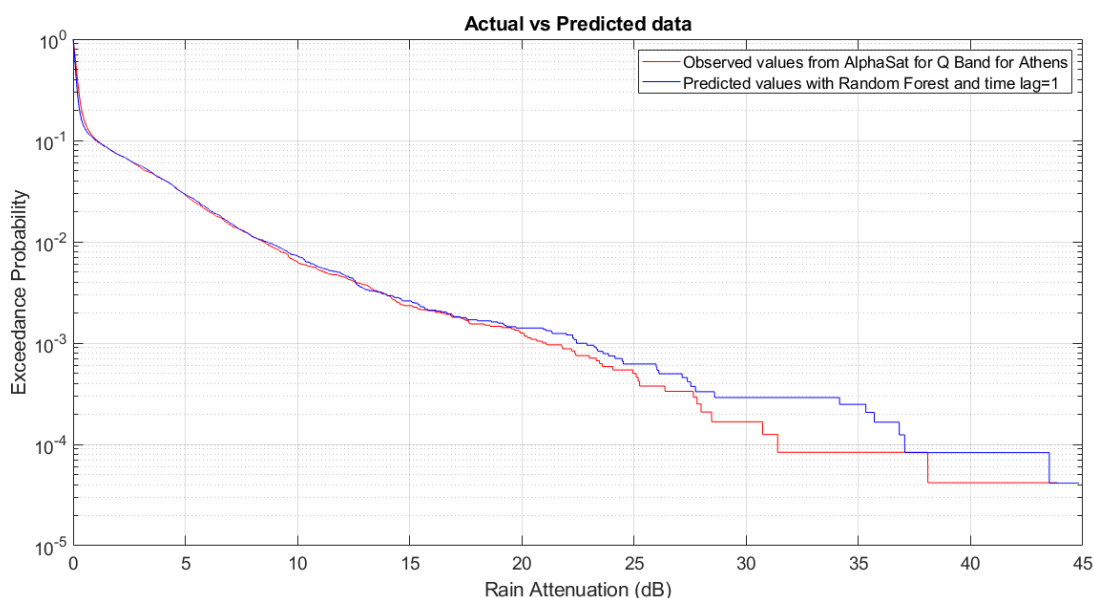
5.7.2 Random Forest

Στην εικόνα 5.66 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.



Εικόνα 5.66 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=1

Στην εικόνα 5.67 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ό,τι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 37 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.45.



Εικόνα 5.67 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=1

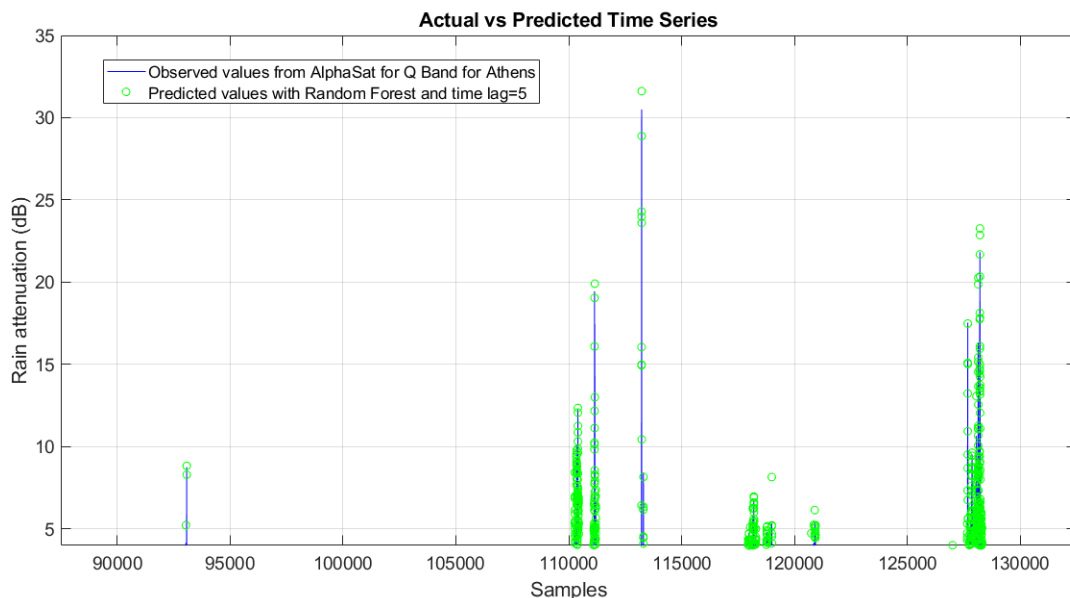
Πίνακας 5.45 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	4.5895 dB
MAE	0.1449 dB
RMSE	0.2933 dB

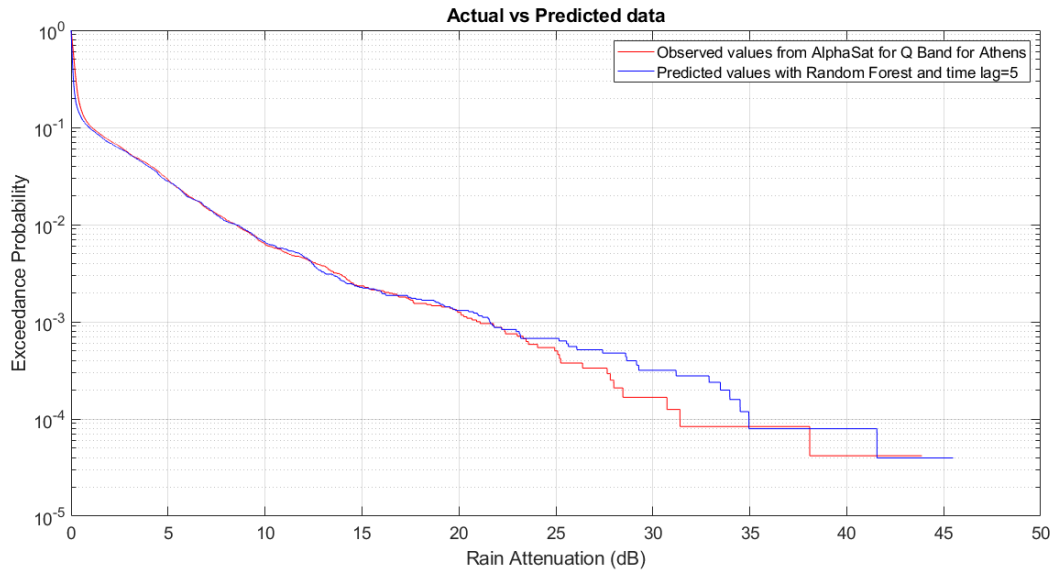
5.7.2.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.68 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

Στην εικόνα 5.69 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.09% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 35 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.46.



Εικόνα 5.68 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=5



Εικόνα 5.69 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=5

Πίνακας 5.46 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.7184 dB
MAE	0.1163 dB
RMSE	0.2641 dB

5.7.2.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

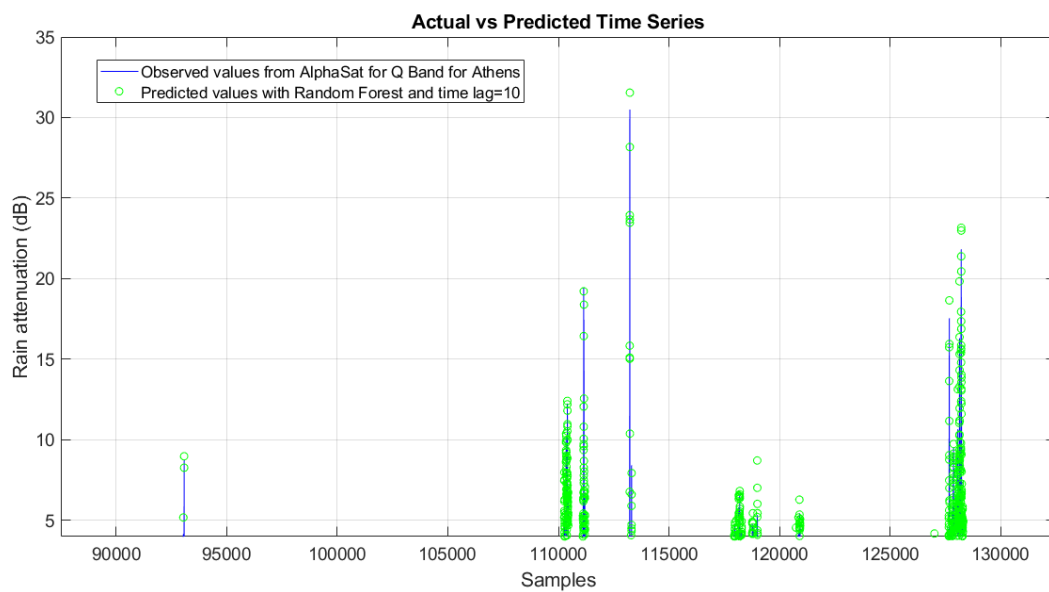
Στην εικόνα 5.70 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

Στην εικόνα 5.71 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.09% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ

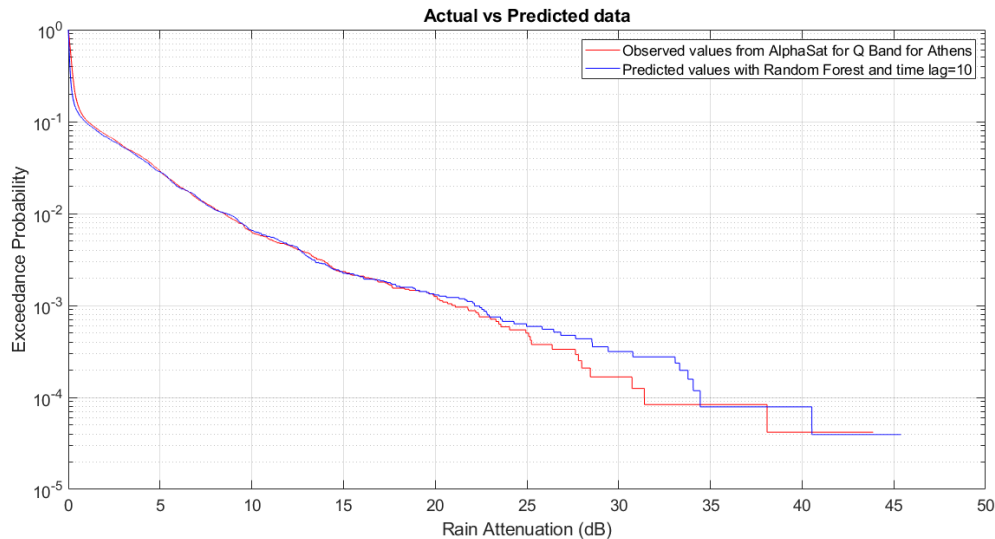
ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 34.5 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.47.

Πίνακας 5.47 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.6549 dB
MAE	0.1114 dB
RMSE	0.2625 dB



Εικόνα 5.70 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest και time lag=10



Εικόνα 5.71 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest και time lag=10

5.7.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest

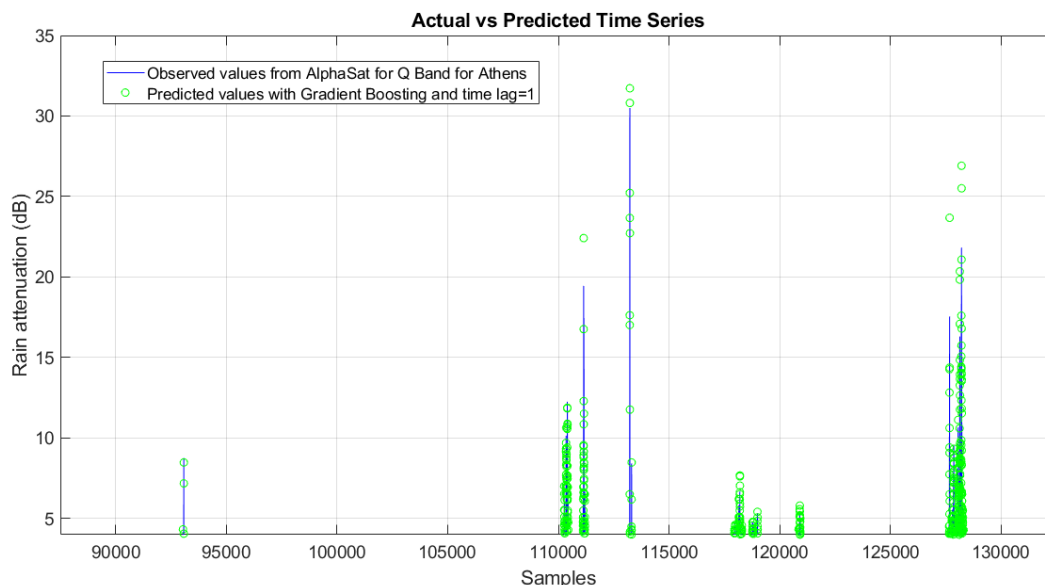
Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση μεγαλύτερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.48.

Πίνακας 5.48 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.2933 dB
5 λεπτά	0.2641 dB
10 λεπτά	0.2625 dB

5.7.3 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.72 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

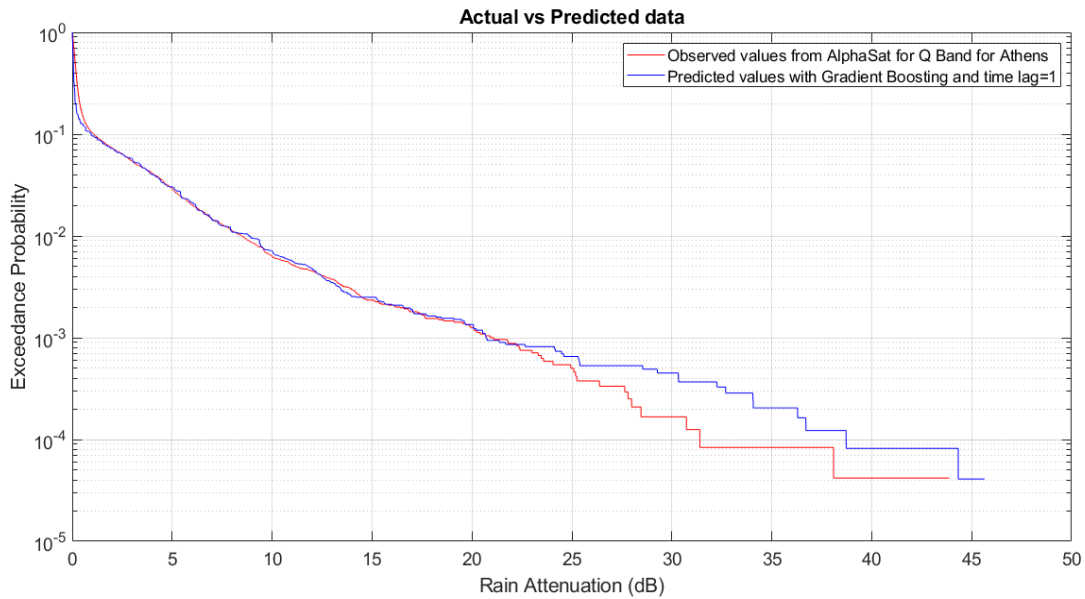


Εικόνα 5.72 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=1

Στην εικόνα 5.73 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.09% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 38 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.49.

Πίνακας 5.49 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.1178 dB
MAE	0.1186 dB
RMSE	0.2698 dB

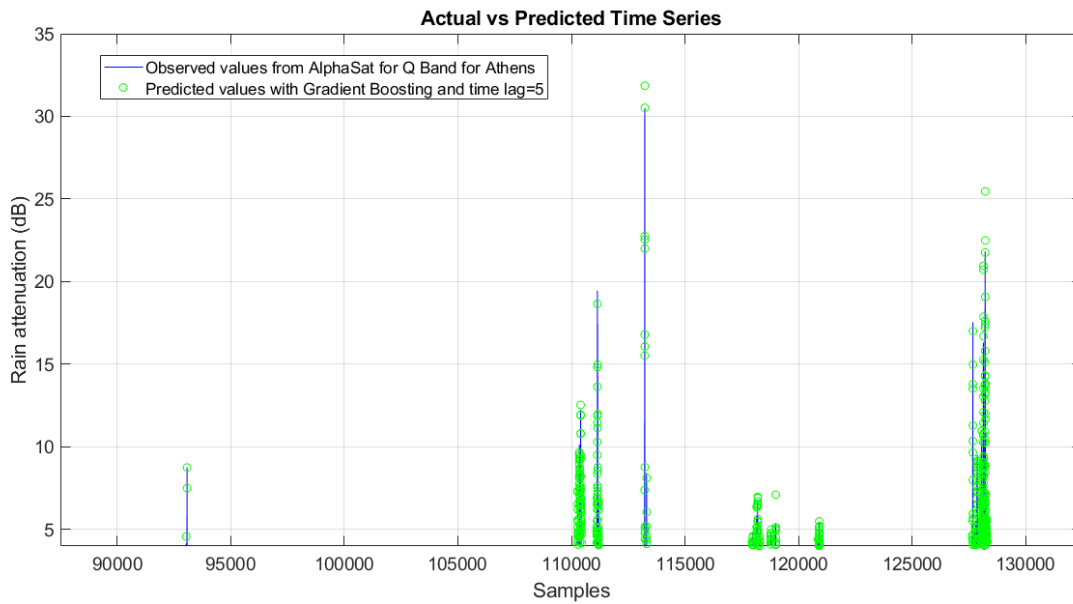


Εικόνα 5.73 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=1

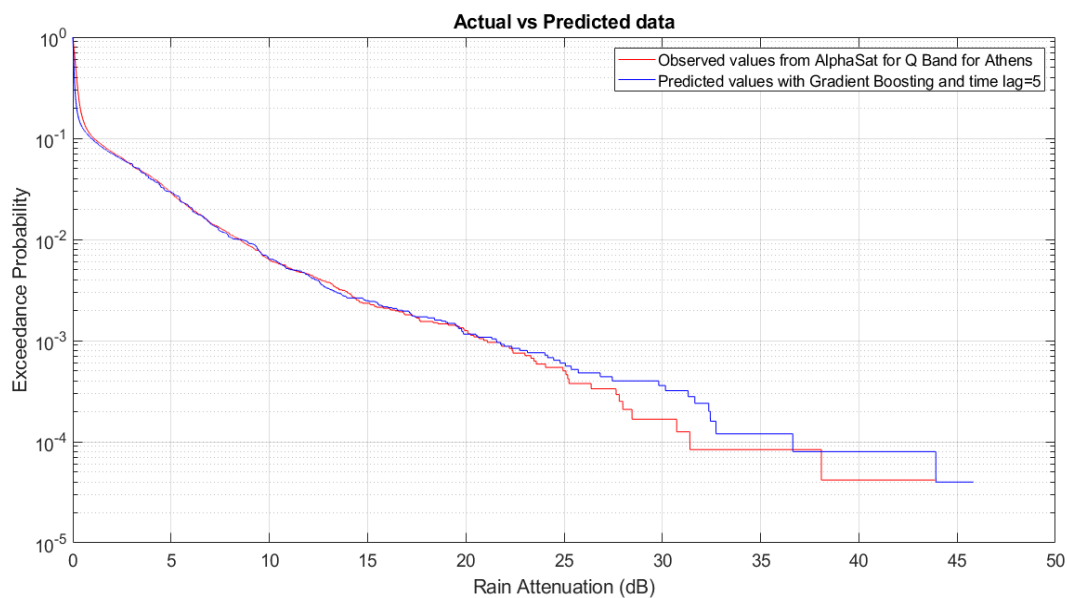
5.7.3.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτών

Στην εικόνα 5.74 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

Στην εικόνα 5.75 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.07% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 36 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.50.



Εικόνα 5.74 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=5



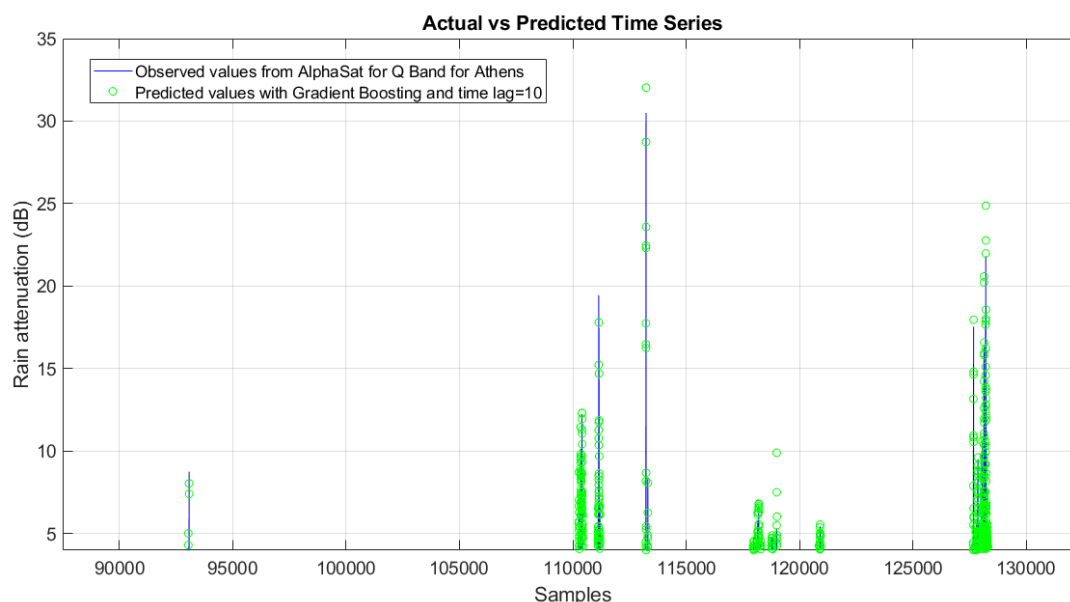
Εικόνα 5.75 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσε πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=5

Πίνακας 5.50 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.4742 dB
MAE	0.1137 dB
RMSE	0.2532 dB

5.7.3.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτών

Στην εικόνα 5.76 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.



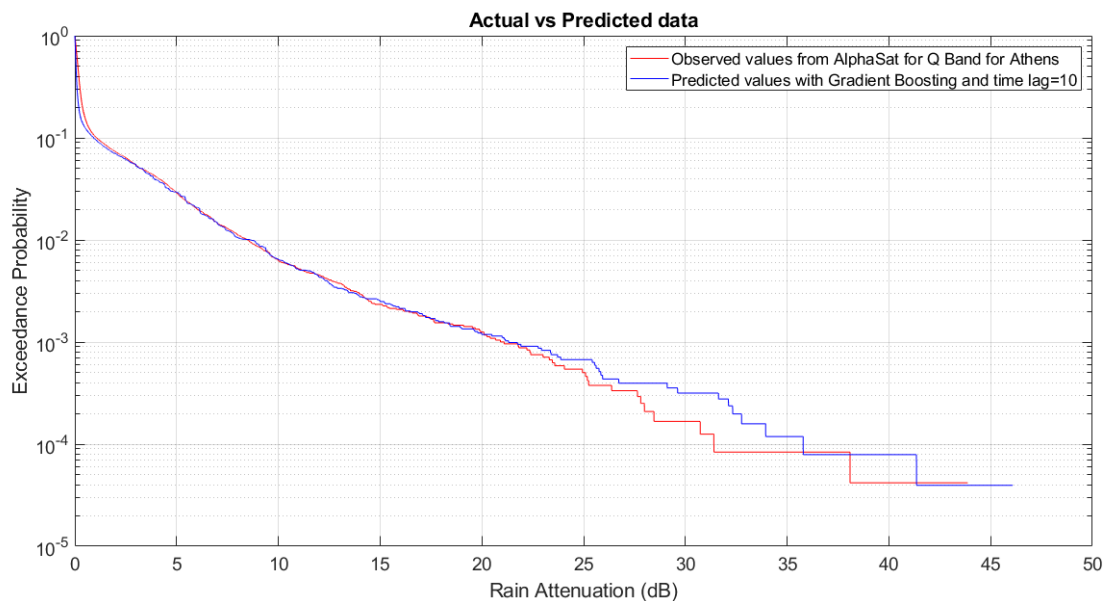
Εικόνα 5.76 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting και time lag=10

Στην εικόνα 5.77 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.07% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να

αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 36 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.51.

Πίνακας 5.51 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.4837 dB
MAE	0.1136 dB
RMSE	0.2572 dB



Εικόνα 5.77 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting και time lag=10

5.7.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Έστω και οριακά όμως παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος έχει καλύτερη συμπεριφορά στη περίπτωση της χρονικής καθυστέρησης των 5 λεπτών, κάτι το οποίο το καταλαβαίνουμε από τις μετρικές και συγκεκριμένα από το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.52. Ωστόσο δεν παύει η διαφορά μεταξύ και των 3 περιπτώσεων να είναι πολύ μικρή.

Πίνακας 5.52 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.2698 dB
5 λεπτά	0.2532 dB
10 λεπτά	0.2572 dB

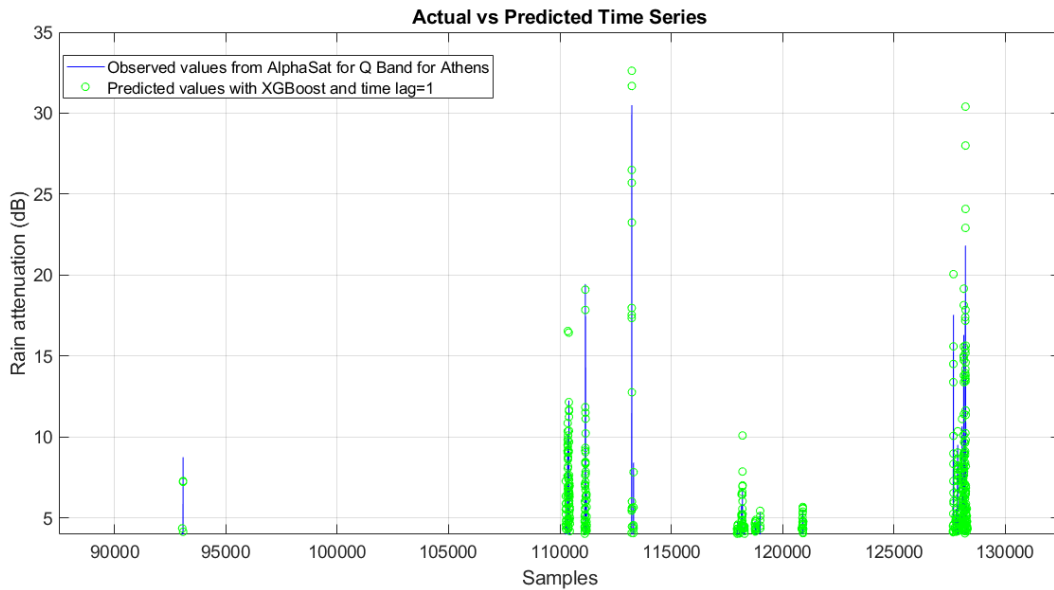
5.7.4 XGBoost

Στην εικόνα 5.78 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

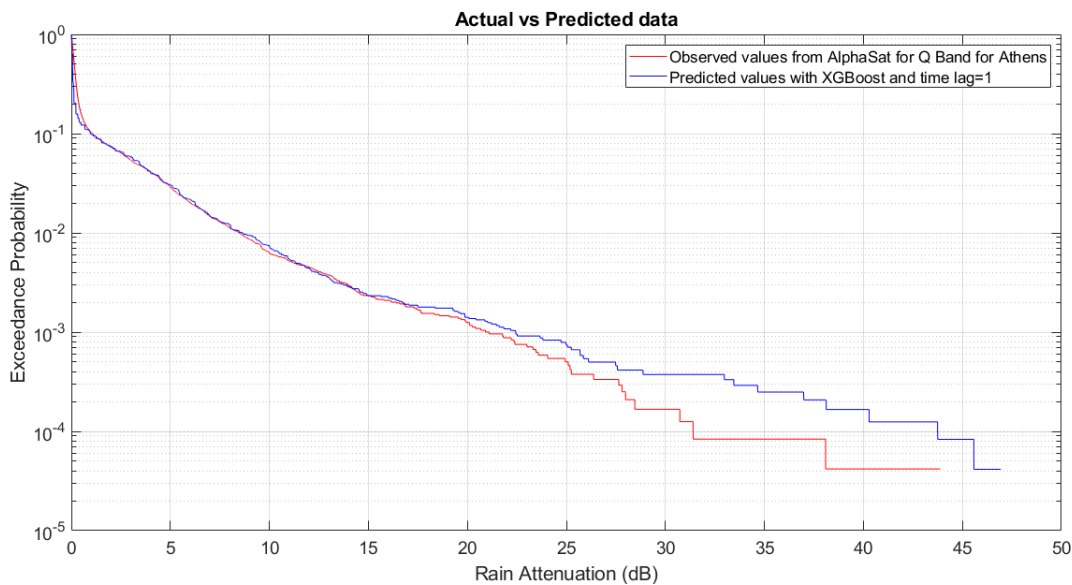
Στην εικόνα 5.79 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.2% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 43 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.53.

Πίνακας 5.53 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.1627 dB
MAE	0.1204 dB
RMSE	0.2873 dB



Εικόνα 5.78 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=1

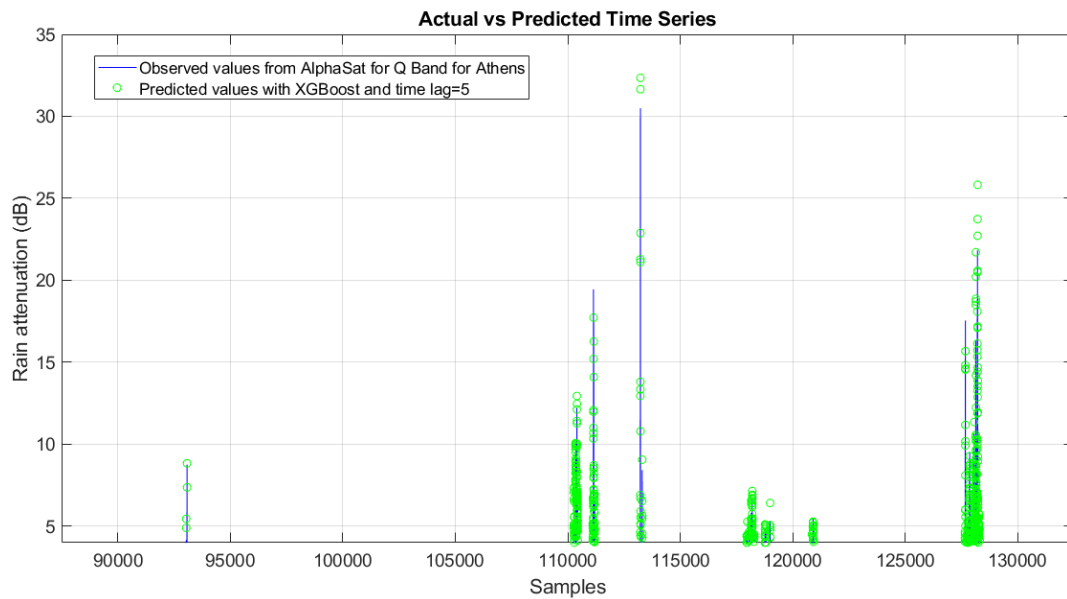


Εικόνα 5.79 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=1

5.7.4.1 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.80 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

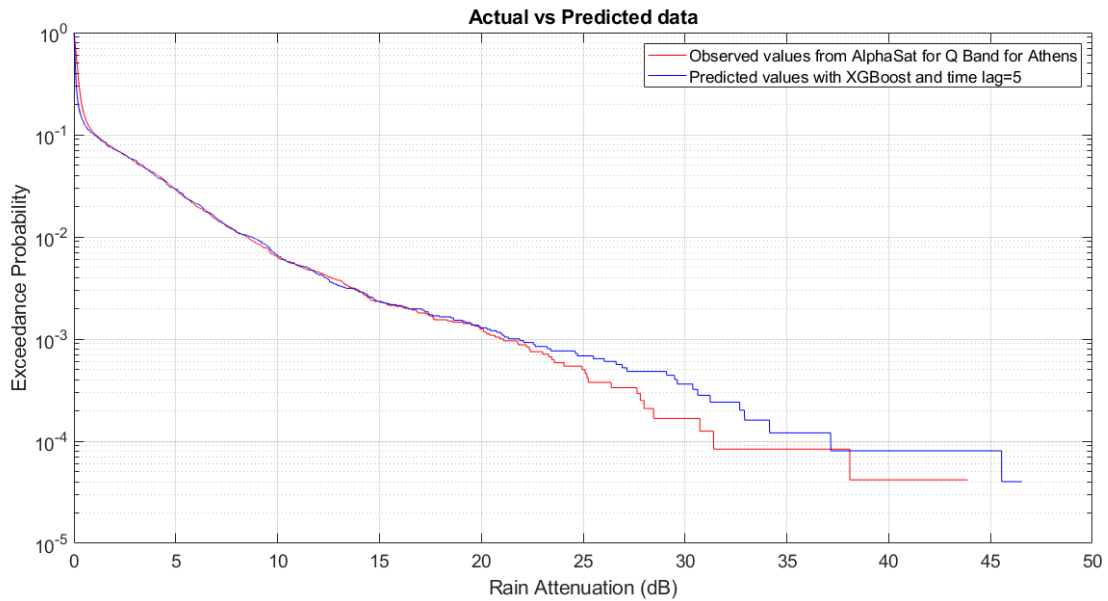
Στην εικόνα 5.81 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.09% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ό,τι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 37 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.54.



Εικόνα 5.80 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=5

Πίνακας 5.54 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.6251 dB
MAE	0.1158 dB
RMSE	0.2705 dB



Εικόνα 5.81 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=5

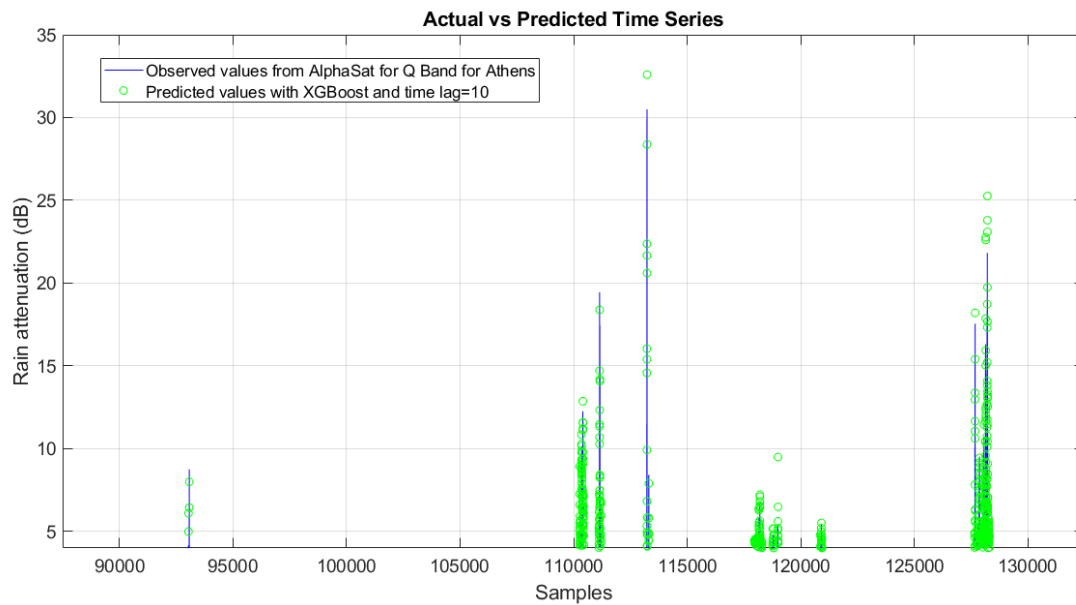
5.7.4.2 XGBoost για χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.82 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι σε κάποια φαινόμενα βροχοπτώσεων βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει μεγαλύτερες αποσβέσεις από ότι είναι πραγματικά. Ωστόσο οι διαφορές με τις πραγματικές τιμές είναι ελάχιστες.

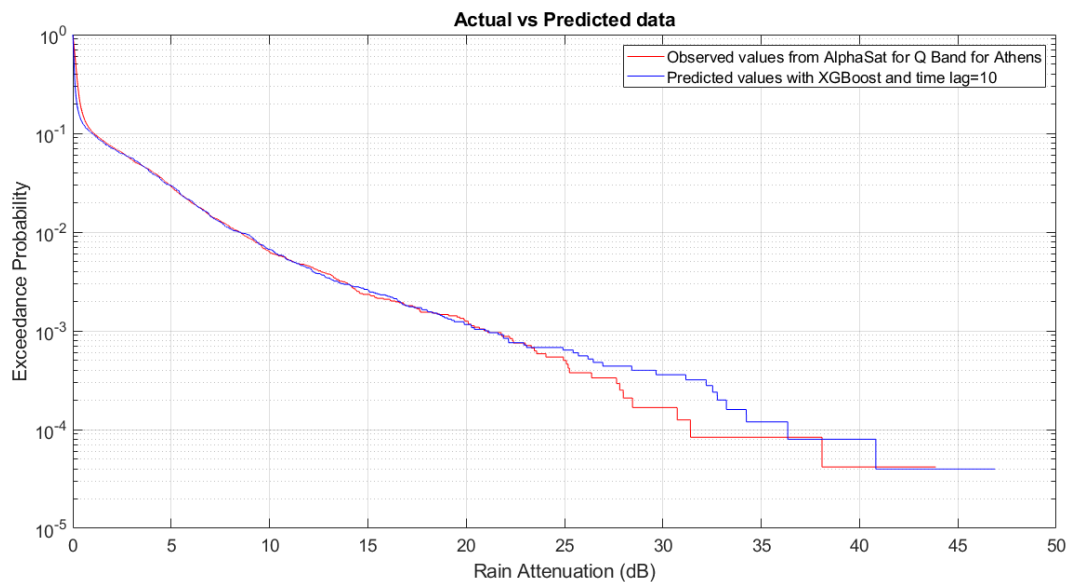
Στην εικόνα 5.83 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 0.08% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι υψηλότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 32dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 36 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.55.

Πίνακας 5.55 Μετρικές για είσοδο απόσβεση(Αθήνα - Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.6870 dB
MAE	0.1155 dB
RMSE	0.2651 dB



Εικόνα 5.82 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost και time lag=10



Εικόνα 5.83 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost και time lag=10

5.7.4.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση μεγαλύτερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.56.

Πίνακας 5.56 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο απόσβεση(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.2873 dB
5 λεπτά	0.2705 dB
10 λεπτά	0.2651 dB

5.7.5 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Δηλαδή για Random Forest και XGBoost έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1 και την καλύτερη για time lag=10. Εξάιρεση αποτελεί ο Gradient Boosting που ενώ έχουμε την χειρότερη για time lag=1, η καλύτερη απόδοση είναι για time lag=5. Ωστόσο μεταξύ 5 και 10 λεπτών είναι ελάχιστη η διαφορά.

Ο λόγος που συμβαίνει κάτι τέτοιο είναι ότι μια μεγαλύτερη χρονική υστέρηση επιτρέπει στο μοντέλο να καταγράφει πιο σύνθετες σχέσεις μεταξύ των τρεχουσών και των παρελθουσών τιμών της χρονοσειράς.

5.7.6 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Για το μοντέλο ARIMA και σε αυτή την περίπτωση ισχύει ότι έχει αναφερθεί στις υποενότητες 4.14 και 5.4.6. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν επιτύχει σαφώς καλύτερες μετρικές.

Ο αλγόριθμος ο οποίος έχει συνολικά την καλύτερη απόδοση, έστω και οριακά και στις 3 περιπτώσεις είναι ο Gradient Boosting. Αυτό φαίνεται και στον Πίνακα 5.57. Ο λόγος που πιθανόν να συμβαίνει αυτό έχει αναλυθεί στην υποενότητα 5.4.6.

Πίνακας 5.57 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγόριθμους για είσοδο απόσβεση (Αθήνα- Q Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.2933 dB	0.2698 dB	0.2873 dB
5 λεπτά	0.2641 dB	0.2532 dB	0.2705 dB
10 λεπτά	0.2625 dB	0.2572 dB	0.2651 dB

5.8 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή το Λαύριο με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης

Για το Λαύριο και για την Ka-Band χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band. Αυτή τη φορά χρησιμοποιούμε ως είσοδο μόνο τις χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης και για το διάστημα από 1/10/2017 έως 15/11/2017. Στόχος μας είναι να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band από 16/11/2017 έως 31/12/2017. Ο λόγος που δοκιμάζουμε κάτι τέτοιο είναι ότι ο εξοπλισμός για την υποστήριξη των μετρήσεων με μετεωρολογικά δεδομένα και συγκεκριμένα ο εξοπλισμός για την μέτρηση της βροχόπτωσης είναι αρκετά πιο οικονομικός από τον αντίστοιχο εξοπλισμό για τον υπολογισμό της απόσβεσης είτε στην Ka είτε στην Q Band. Ωστόσο αναμένουμε οι προβλέψεις να μην είναι το ίδιο ακριβείς όσο με την περίπτωση που είχαμε ως εισόδους τιμές απόσβεσης λόγω βροχής αλλά το σενάριο που εξετάζεται σε αυτή την περίπτωση είναι πιο ρεαλιστικό και είναι πιο απλό και οικονομικό στην υλοποίηση του.

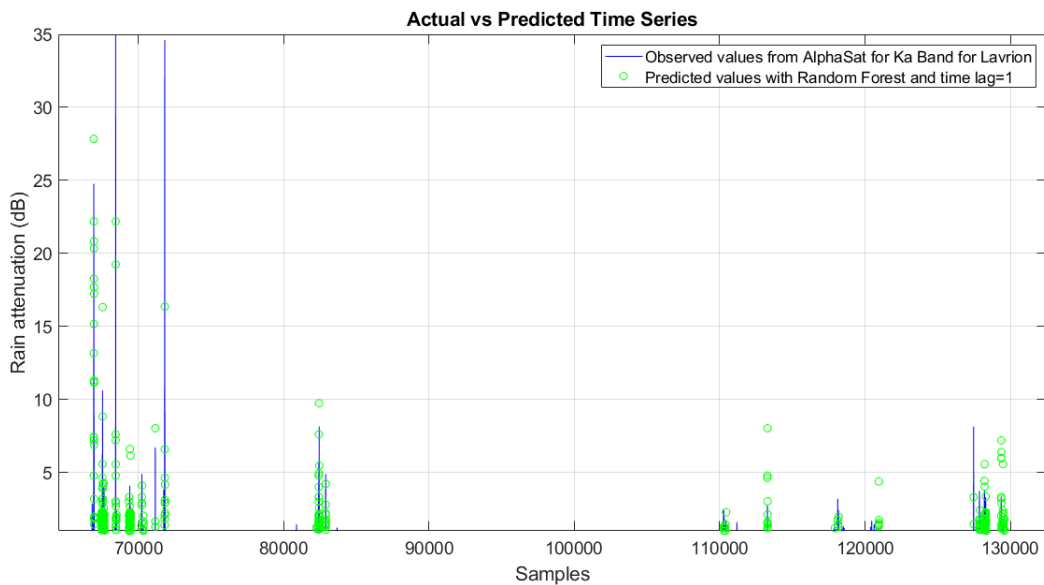
Για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες καταφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης (time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Ka-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.8.1 Random Forest

Στην εικόνα 5.84 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 23 και 17 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

Στην εικόνα 5.85 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των

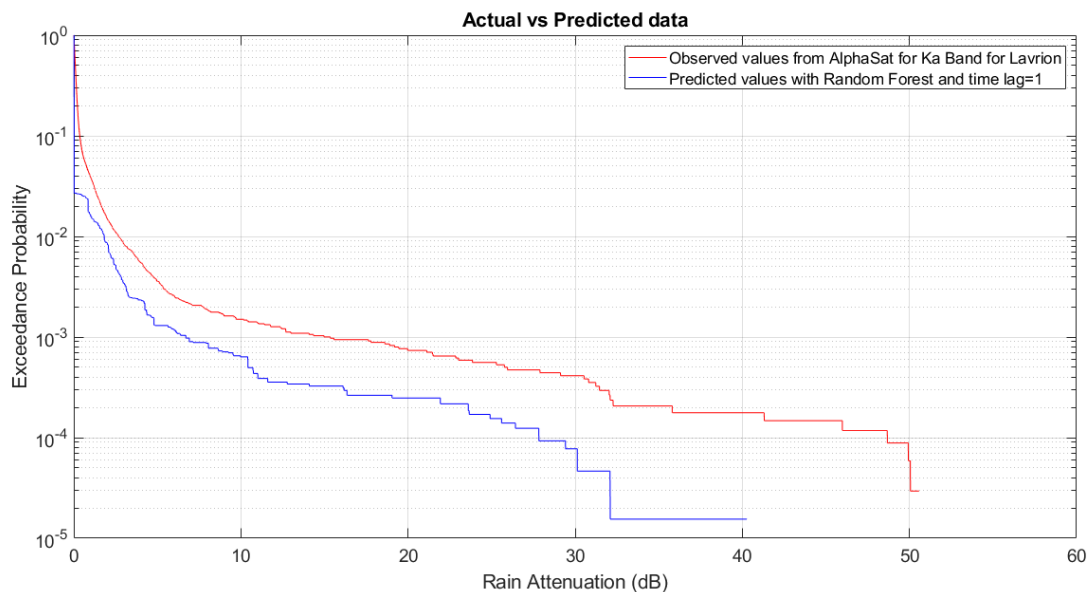
πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 30 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.58.



Εικόνα 5.84 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.58 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	6.9567 dB
MAE	0.1166 dB
RMSE	0.4669 dB

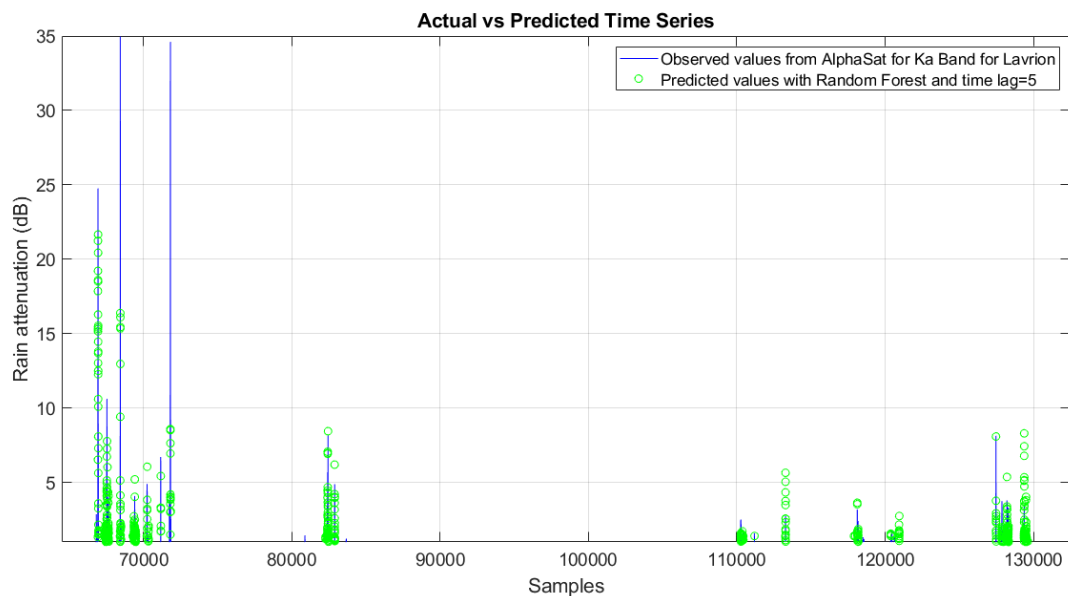


Εικόνα 5.85 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

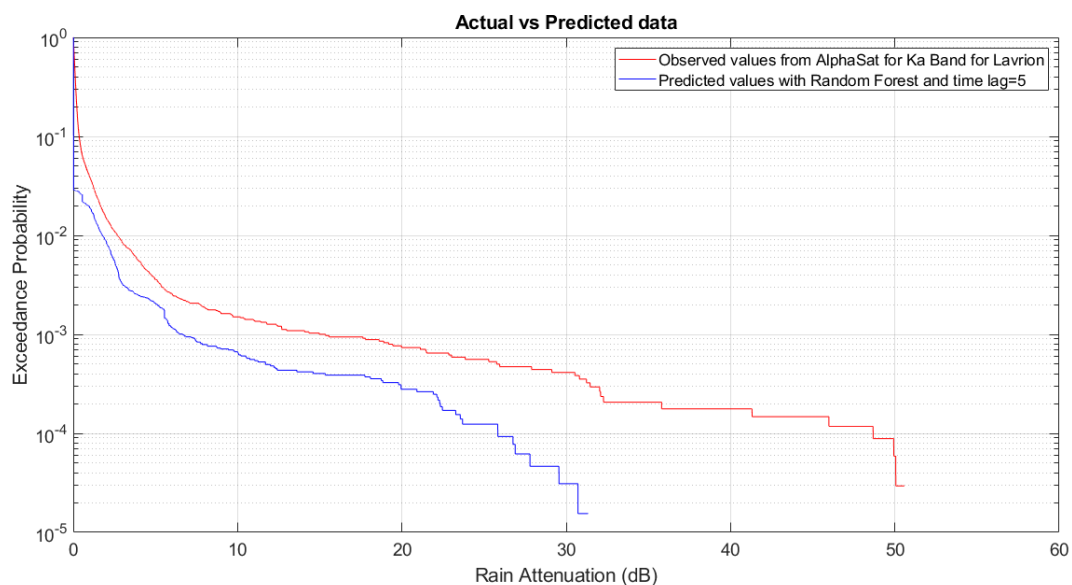
5.8.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.86 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 17 και 9 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

Στην εικόνα 5.87 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 26 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.59.



Εικόνα 5.86 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.87 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.59 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	4.6991 dB
MAE	0.1145 dB
RMSE	0.4166 dB

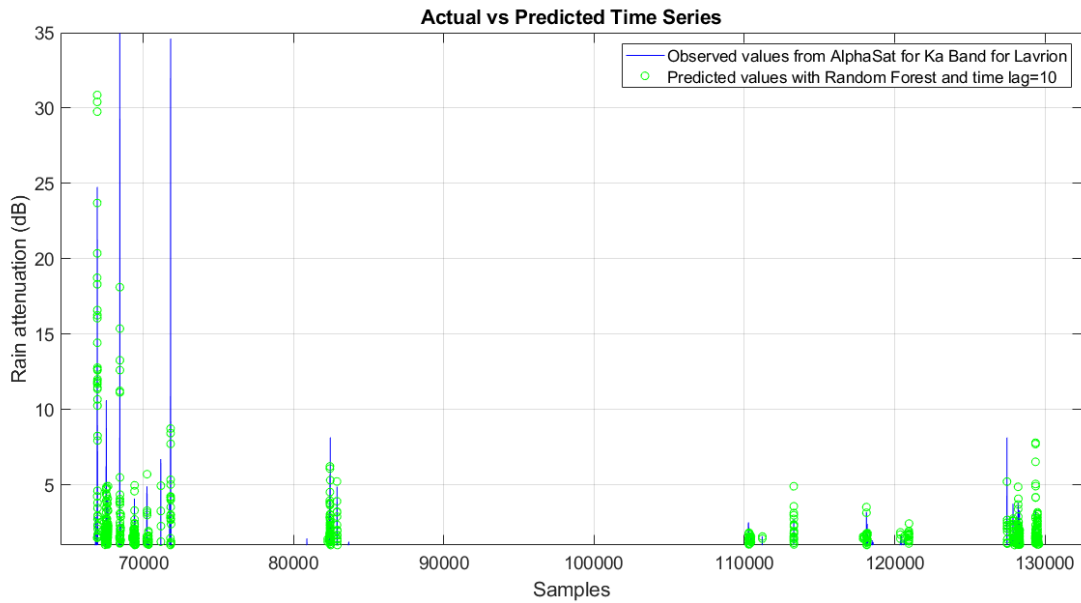
5.8.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.88 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 18 και 9 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

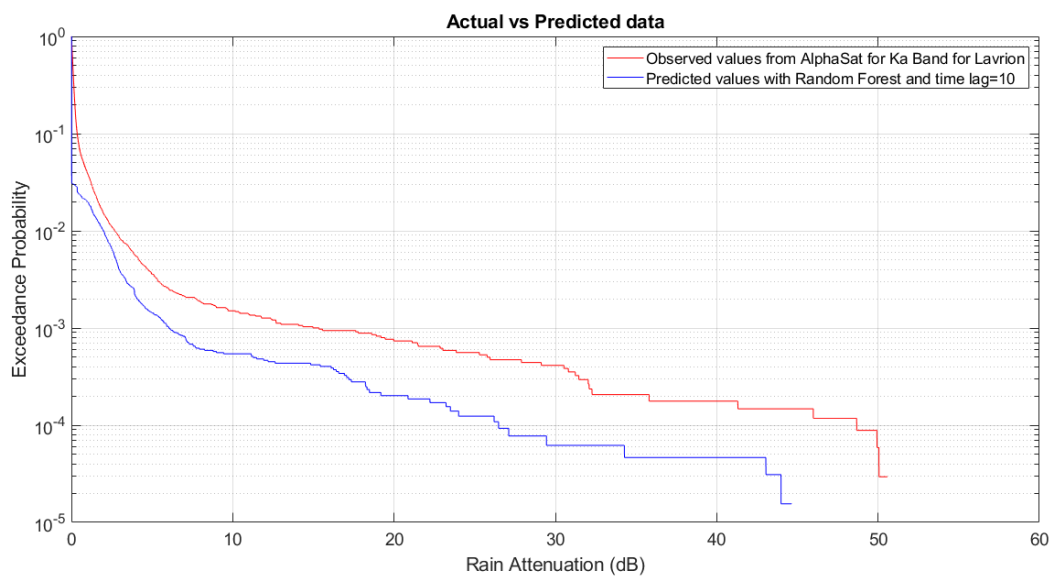
Στην εικόνα 5.89 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.60.

Πίνακας 5.60 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	6.9412 dB
MAE	0.1151 dB
RMSE	0.4139 dB



Εικόνα 5.88 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.89 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.8.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για αλγόριθμο Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών με εξαίρεση

τις χρονικές στιγμές που έχουμε αρκετά μεγάλες αποσβέσεις. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.61.

Πίνακας 5.61 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.4669 dB
5 λεπτά	0.4166 dB
10 λεπτά	0.4139 dB

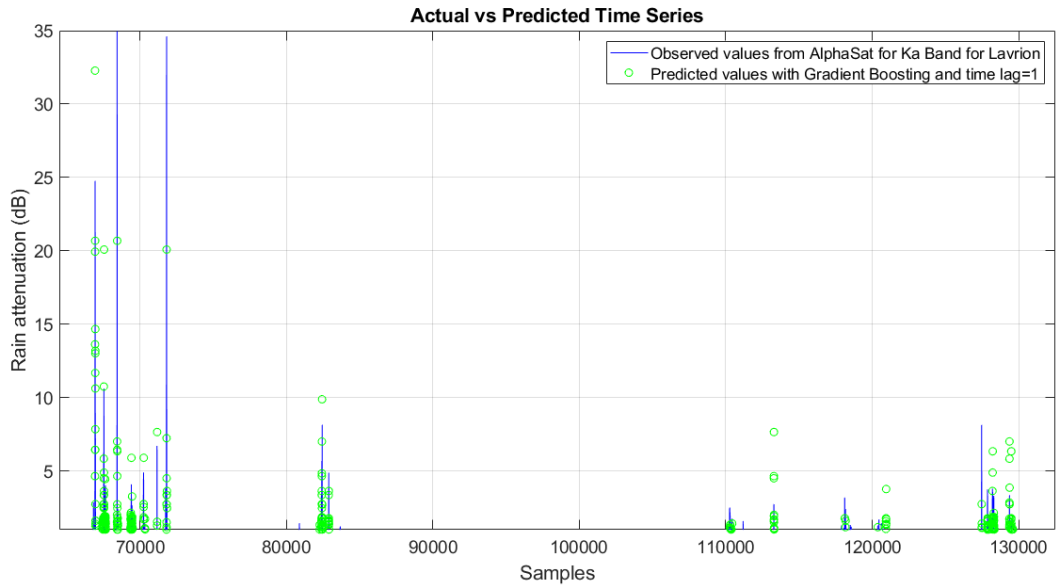
5.8.2 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.90 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 21 και 20 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

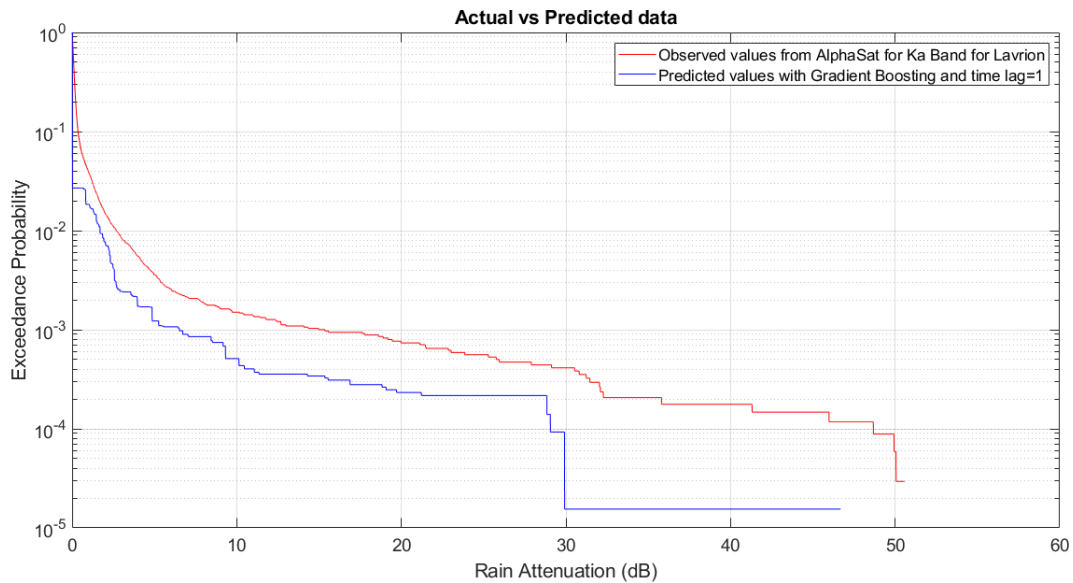
Στην εικόνα 5.91 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 29 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.62.

Πίνακας 5.62 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	5.1223 dB
MAE	0.1151 dB
RMSE	0.4667 dB



Εικόνα 5.90 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.91 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

5.8.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

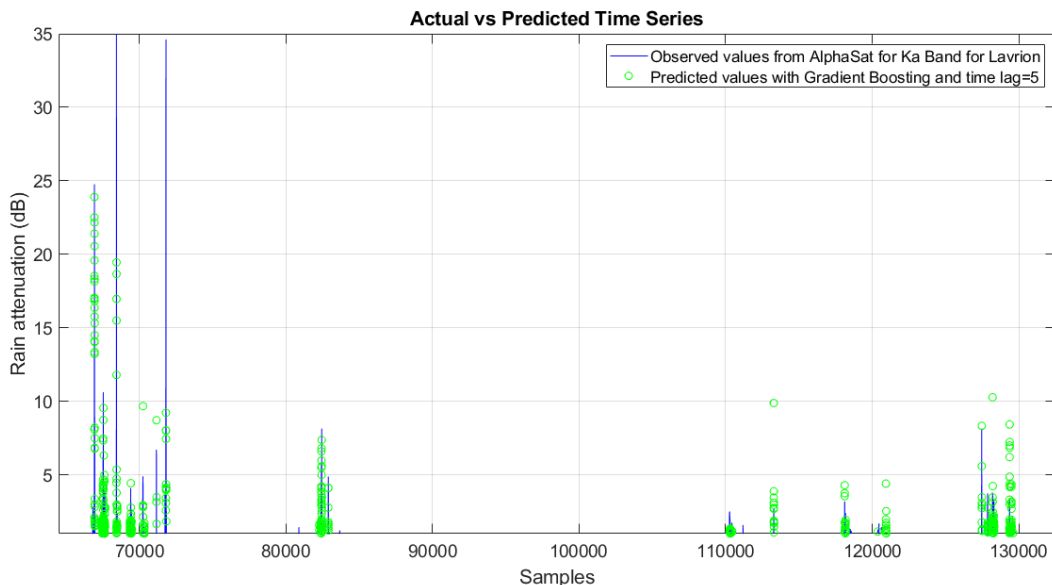
Στην εικόνα 5.92 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές

όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 20 και 10 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

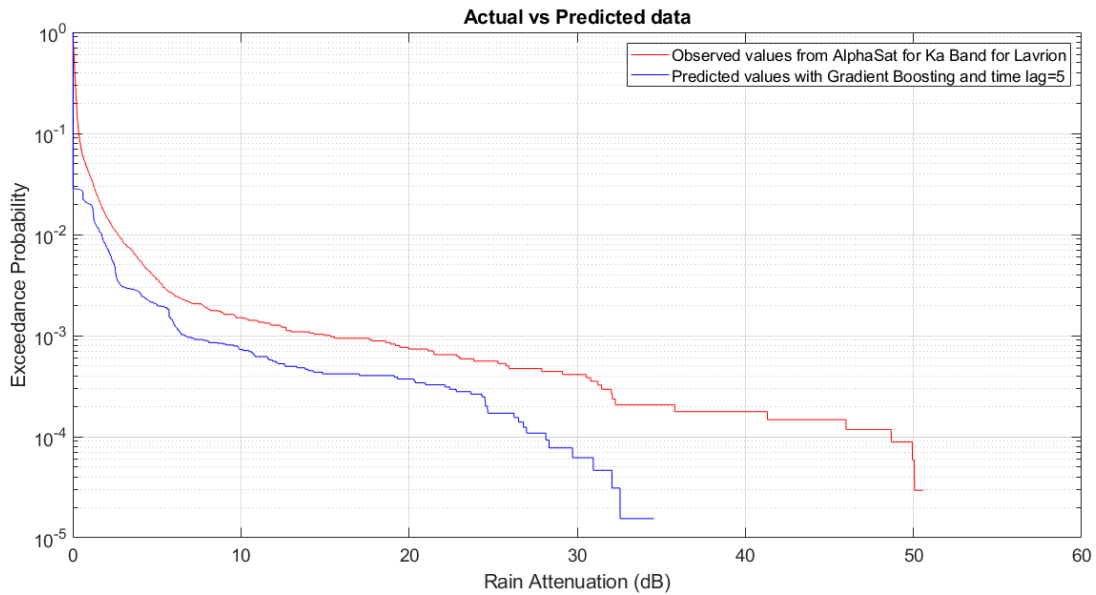
Στην εικόνα 5.93 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.63.

Πίνακας 5.63 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	4.7158 dB
MAE	0.1149 dB
RMSE	0.4233 dB



Εικόνα 5.92 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.93 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

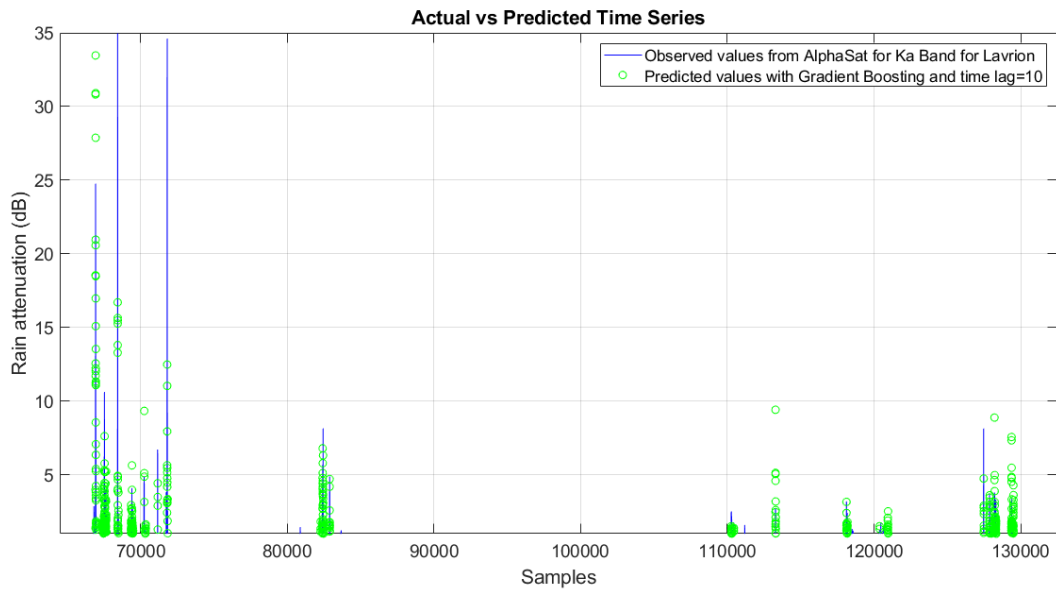
5.8.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.94 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 17 και 13 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

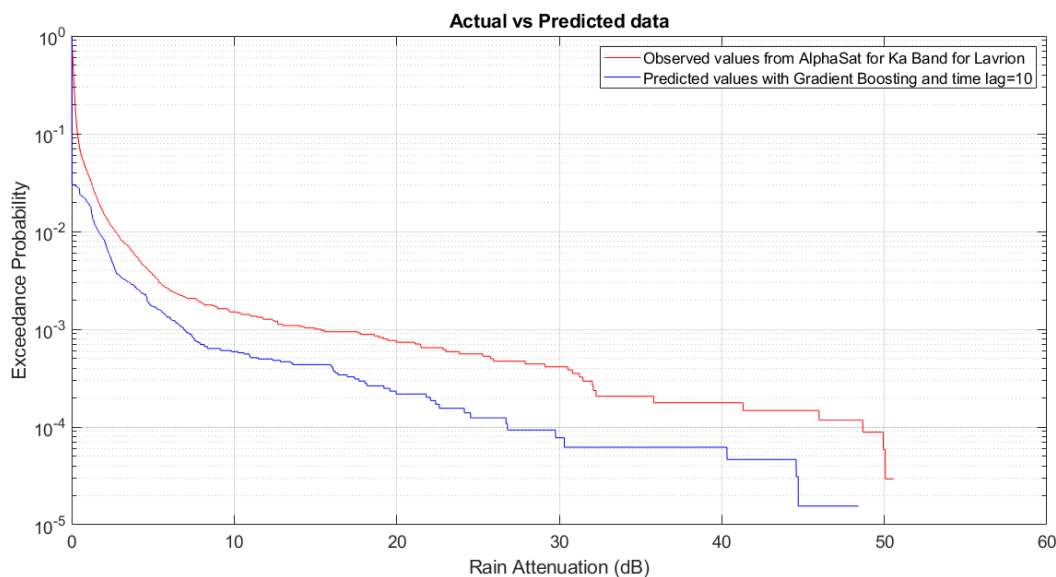
Στην εικόνα 5.95 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 30 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.64.

Πίνακας 5.64 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	6.2936 dB
MAE	0.1149 dB
RMSE	0.4145 dB



Εικόνα 5.94 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.95 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.8.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών με εξαίρεση τις χρονικές στιγμές που έχουμε αρκετά μεγάλες αποσβέσεις. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.65.

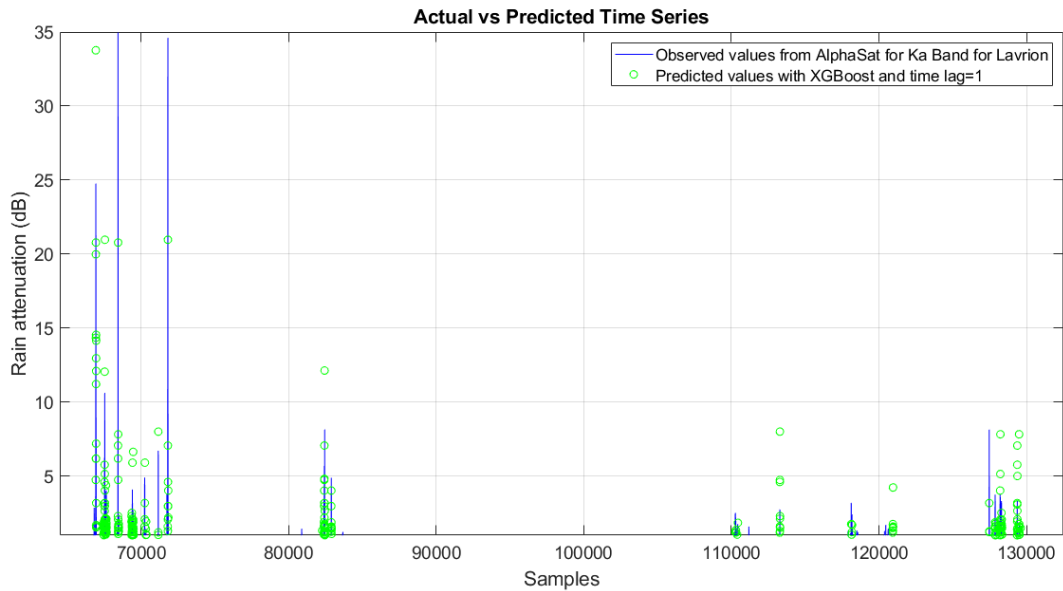
Πίνακας 5.65 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.4667 dB
5 λεπτά	0.4233 dB
10 λεπτά	0.4145 dB

5.8.3 XGBoost

Στην εικόνα 5.96 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει

αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 21 dB. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

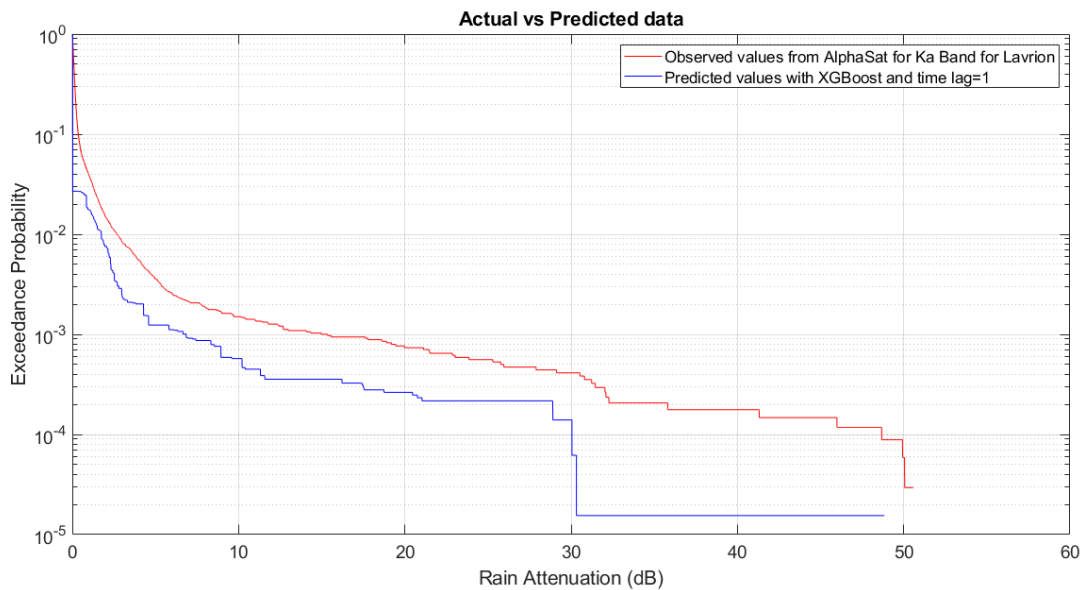


Εικόνα 5.96 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.97 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 30 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.66.

Πίνακας 5.66 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	5.3974 dB
MAE	0.1159 dB
RMSE	0.4769 dB

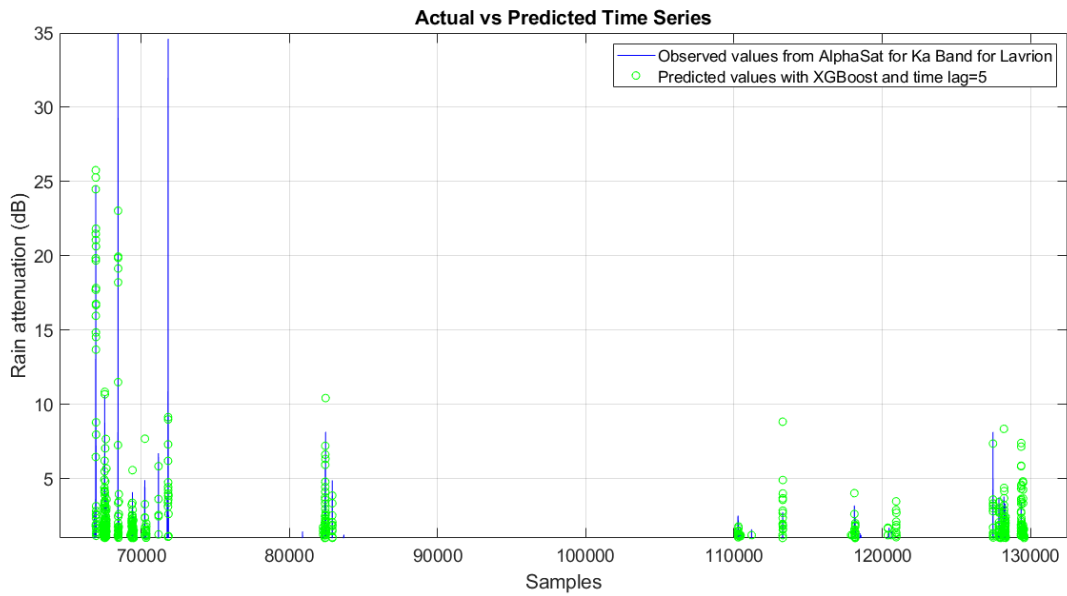


Εικόνα 5.97 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

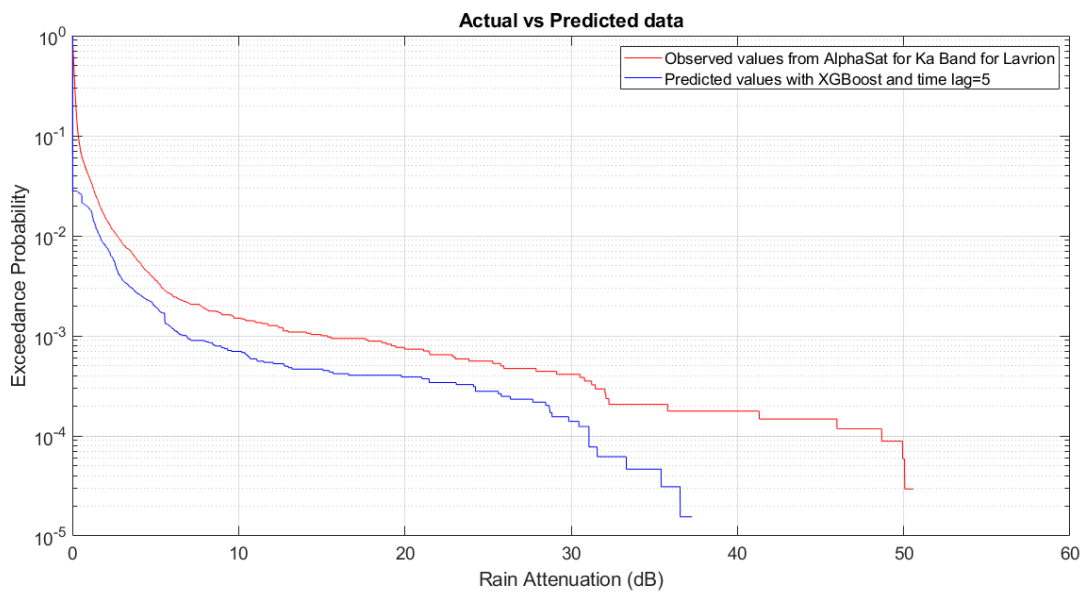
5.8.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.98 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 24 και 9 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

Στην εικόνα 5.99 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 31 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.67.



Εικόνα 5.98 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



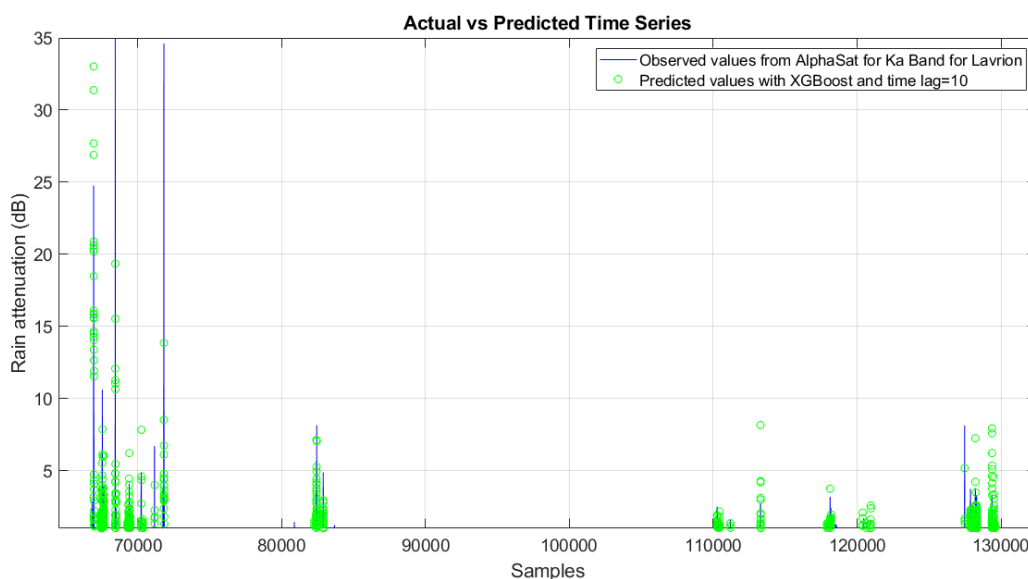
Εικόνα 5.99 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.67 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	4.0180 dB
MAE	0.1161 dB
RMSE	0.4347 dB

5.8.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.100 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 35 και 34 dB αντίστοιχα ο αλγόριθμος τις προβλέπει 19 και 14 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.



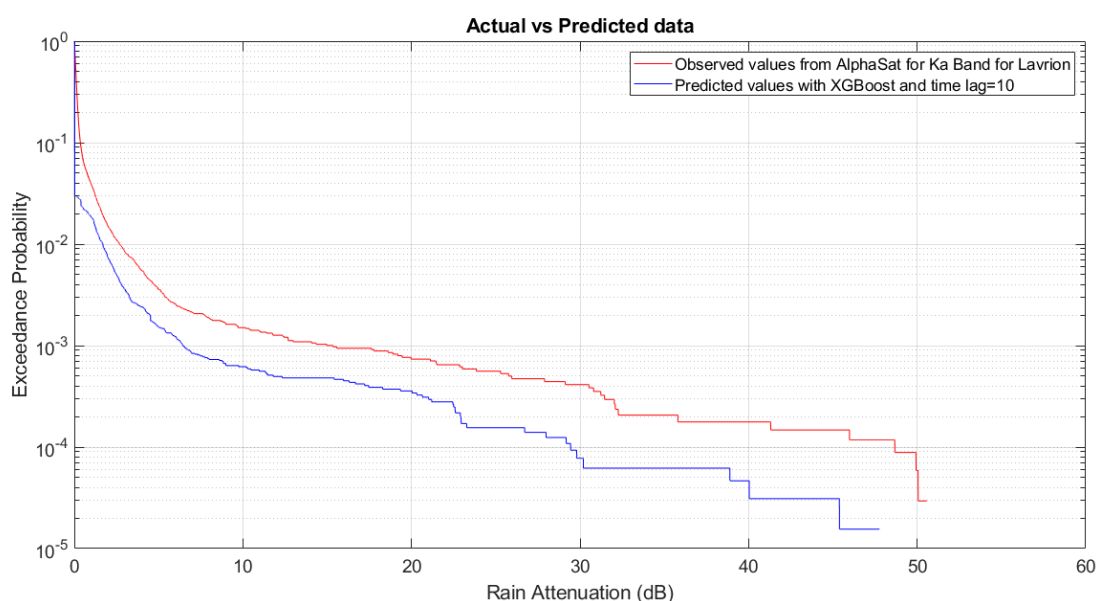
Εικόνα 5.100 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.101 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι για πιθανότητες αποκοπής έως και περίπου 10% δεν βλέπουμε κάποια σημαντική διαφορά, δηλαδή οι προβλεπόμενες τιμές σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές. Για μικρότερες πιθανότητες αποκοπής φαίνεται ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από

ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 30 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.68.

Πίνακας 5.68 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	6.9449 dB
MAE	0.1156 dB
RMSE	0.4238 dB



Εικόνα 5.101 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.8.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών με εξαίρεση τις χρονικές στιγμές που έχουμε αρκετά μεγάλες εξασθενήσεις. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται εξασθένηση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα

5.69.

Πίνακας 5.69 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.4769 dB
5 λεπτά	0.4347 dB
10 λεπτά	0.4238 dB

5.8.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Δηλαδή και για τους 3 αλγορίθμους έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1 και την καλύτερη για time lag=10.

Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι ότι μια μεγαλύτερη χρονική υστέρηση επιτρέπει στα μοντέλα να καταγράφουν τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις και τα μοτίβα στα δεδομένα των χρονοσειρών. Σε ορισμένες περιπτώσεις, αυτά τα μακροχρόνια μοτίβα είναι απαραίτητα για ακριβείς προβλέψεις και μια μικρότερη χρονική υστέρηση μπορεί να χάσει αυτές τις κρίσιμες σχέσεις.

5.8.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Ο αλγόριθμος ο οποίος συνολικά την καλύτερη απόδοση για χρονική καθυστέρηση 1 λεπτού είναι οριακά ο Gradient Boosting. Ωστόσο για τις υπόλοιπες περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης αυτός είναι ο Random Forest. Αυτό φαίνεται και στον Πίνακα 5.70. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι η απλότητα και η ανθεκτικότητα του σε σύγκριση με τους άλλους αλγορίθμους. Μπορεί το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων να έχει απλά μοτίβα που δεν απαιτούν τις πολύπλοκες σχέσεις και την επαναληπτική βελτίωση που προσφέρουν ο Gradient Boosting και ο XGBoost.

Πίνακας 5.70 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Ka Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.4669 dB	0.4667 dB	0.4769 dB
5 λεπτά	0.4166 dB	0.4233 dB	0.4347 dB
10 λεπτά	0.4139 dB	0.4145 dB	0.4238 dB

5.9 Αποτελέσματα για την Ka-Band και για περιοχή την Αθήνα με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης

Για την Αθήνα και για την Ka-Band χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε να προβλέψουμε την

απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band. Και εδώ χρησιμοποιούμε ως είσοδο μόνο τις χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης και για το διάστημα από 1/10/2017 έως 15/11/2017. Στόχος μας είναι να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band από 16/11/2017 έως 31/12/2017.

Για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες κατωφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης (time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Ka-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

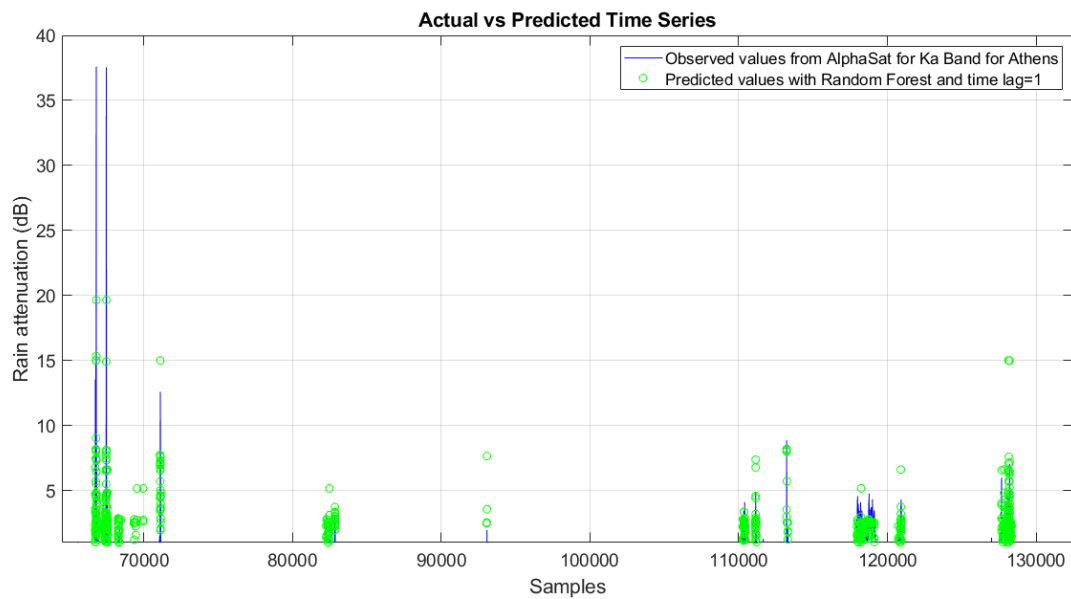
5.9.1 Random Forest

Στην εικόνα 5.102 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 37 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 20 dB. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

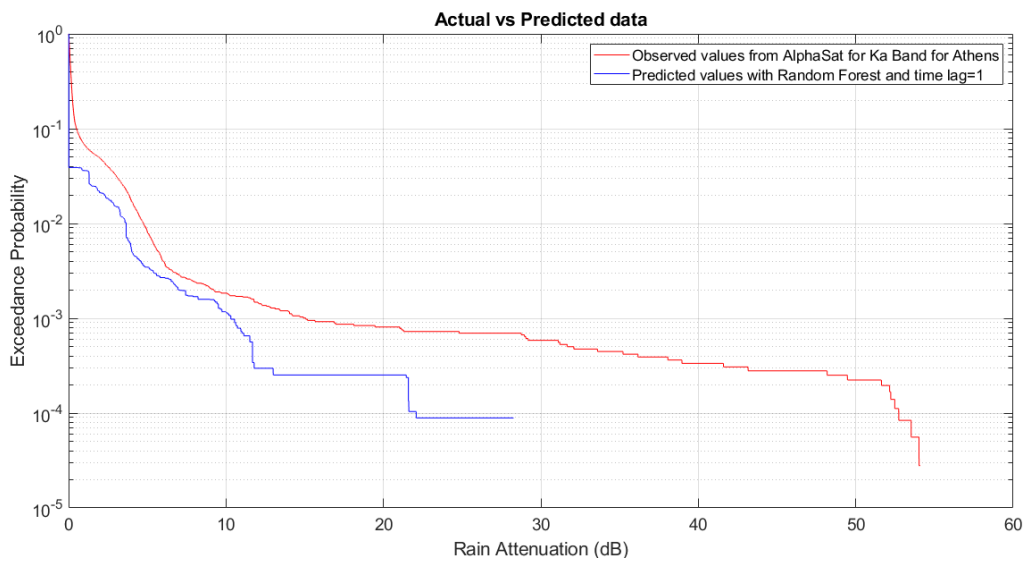
Στην εικόνα 5.103 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 22 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.71.

Πίνακας 5.71 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.0598 dB
MAE	0.1558 dB
RMSE	0.5578 dB



Εικόνα 5.102 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

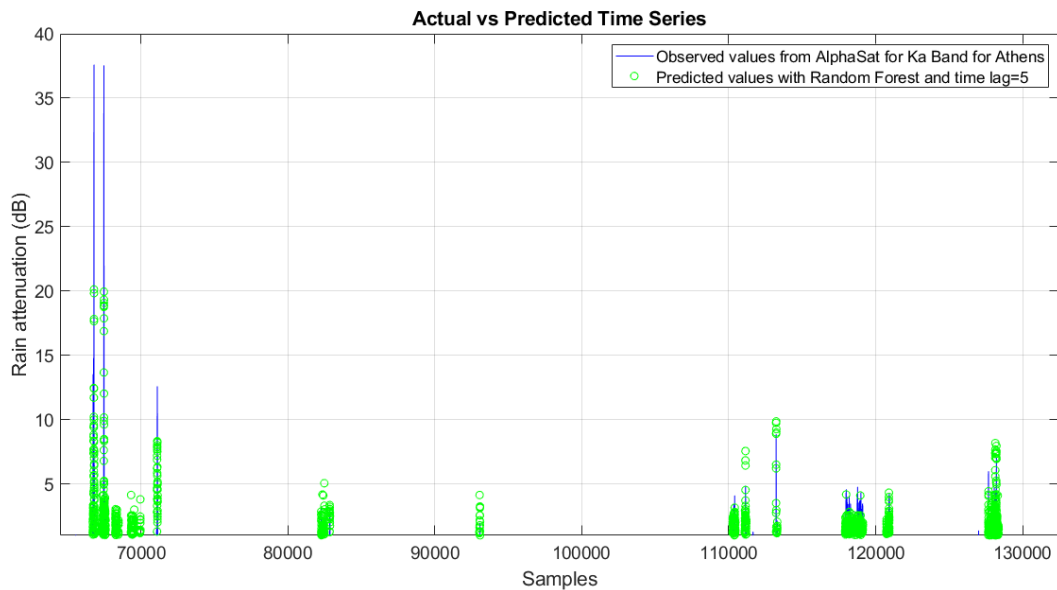


Εικόνα 5.103 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

5.9.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.104 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές

όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 37 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 20 dB. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

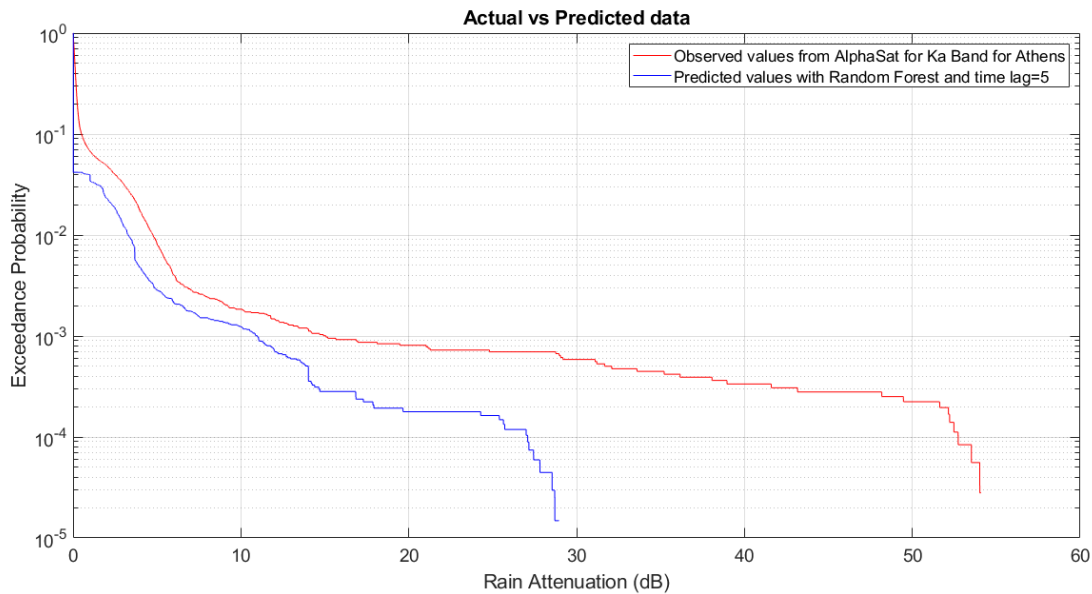


Εικόνα 5.104 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.105 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.72.

Πίνακας 5.72 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band), αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.9639 dB
MAE	0.1497 dB
RMSE	0.4836 dB



Εικόνα 5.105 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

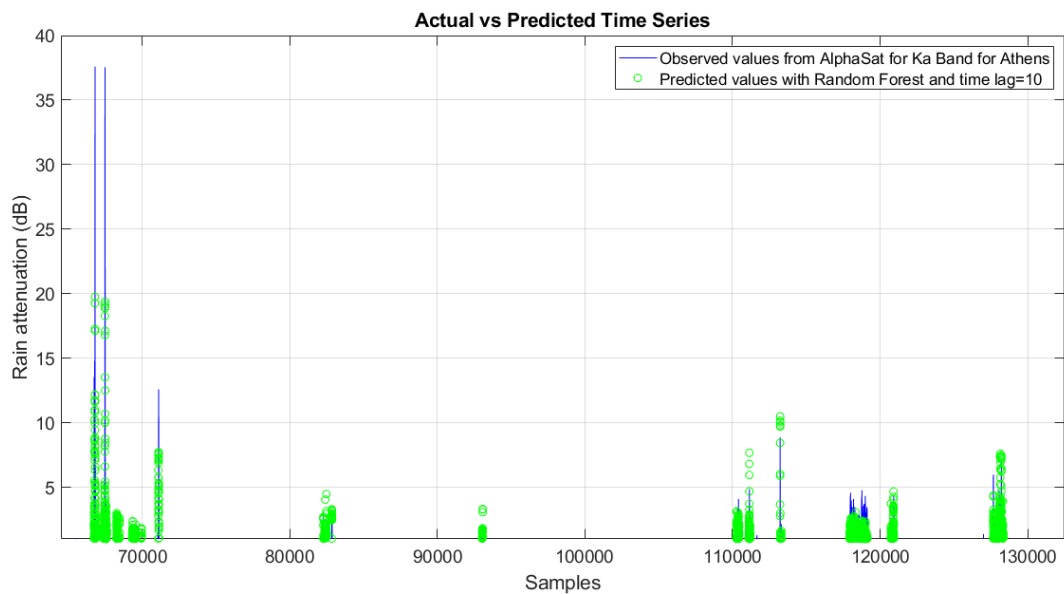
5.9.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.106 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 37 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 20 dB. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

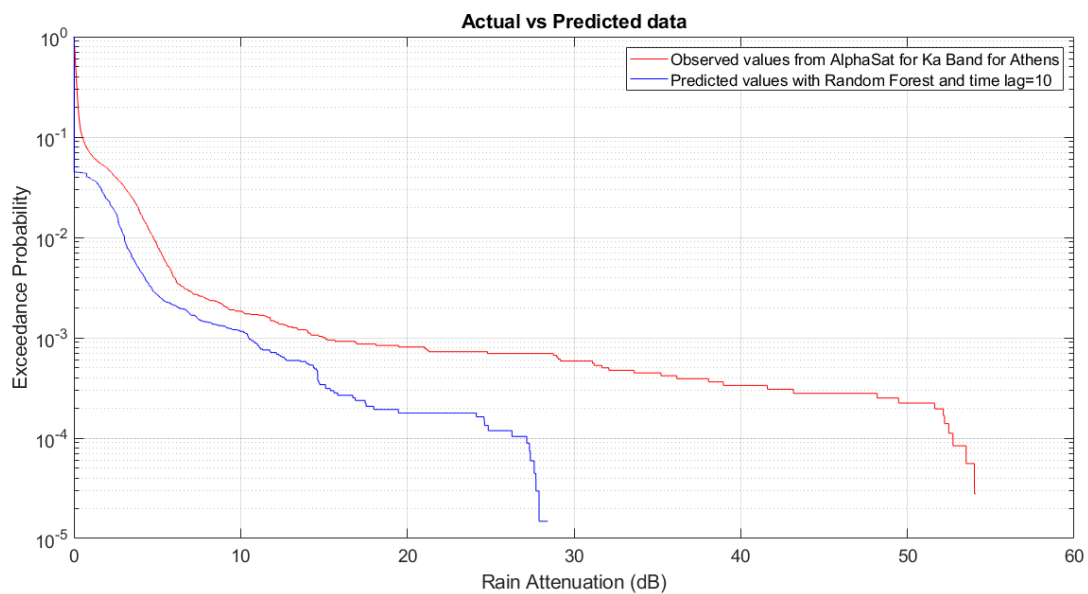
Στην εικόνα 5.107 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.73.

Πίνακας 5.73 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.9372 dB
MAE	0.1482 dB
RMSE	0.4779 dB



Εικόνα 5.106 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.107 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.9.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών με εξαίρεση τις χρονικές στιγμές που έχουμε αρκετά μεγάλες αποσβέσεις. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.74.

Πίνακας 5.74 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα-Ka Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.5578 dB
5 λεπτά	0.4836 dB
10 λεπτά	0.4779 dB

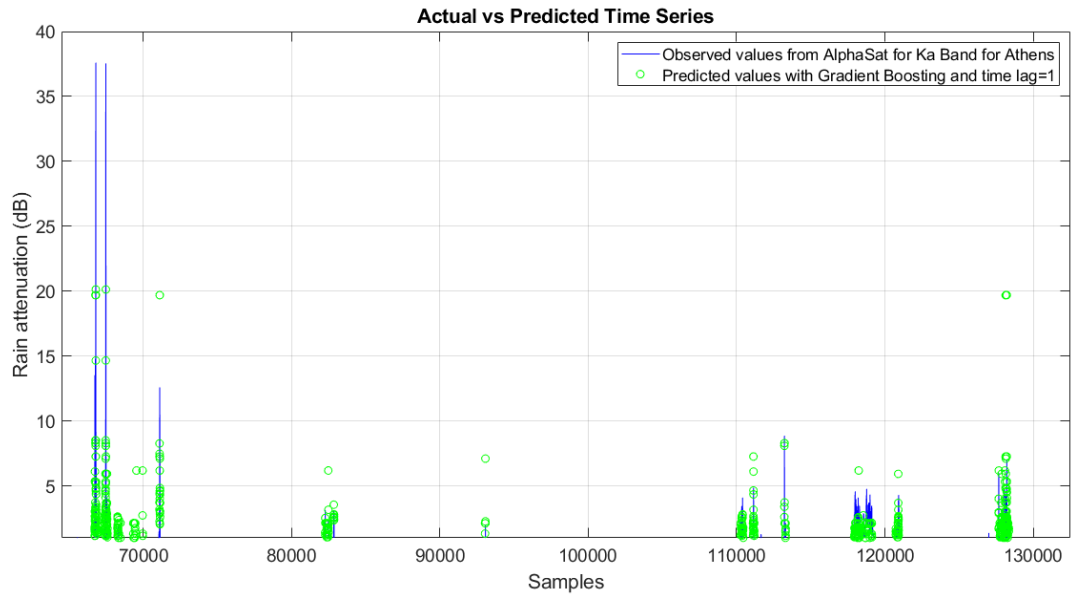
5.9.2 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.108 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 37 dB και οι δύο ο αλγόριθμος τις προβλέπει 20 και 19 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

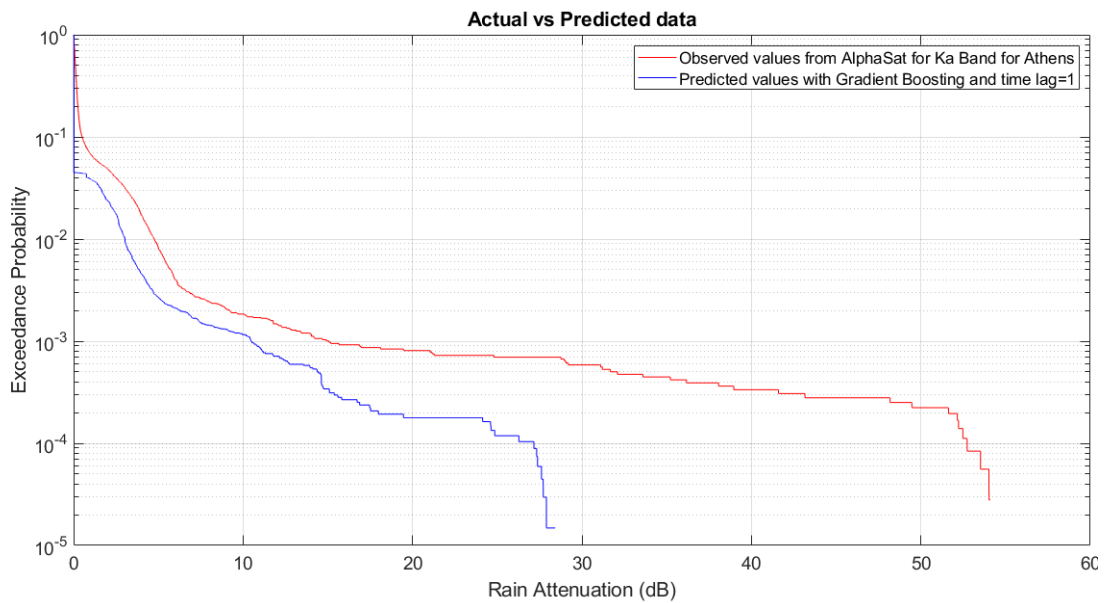
Στην εικόνα 5.109 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10-4 , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.75.

Πίνακας 5.75 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.0177 dB
MAE	0.1537 dB
RMSE	0.5672 dB



Εικόνα 5.108 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.109 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

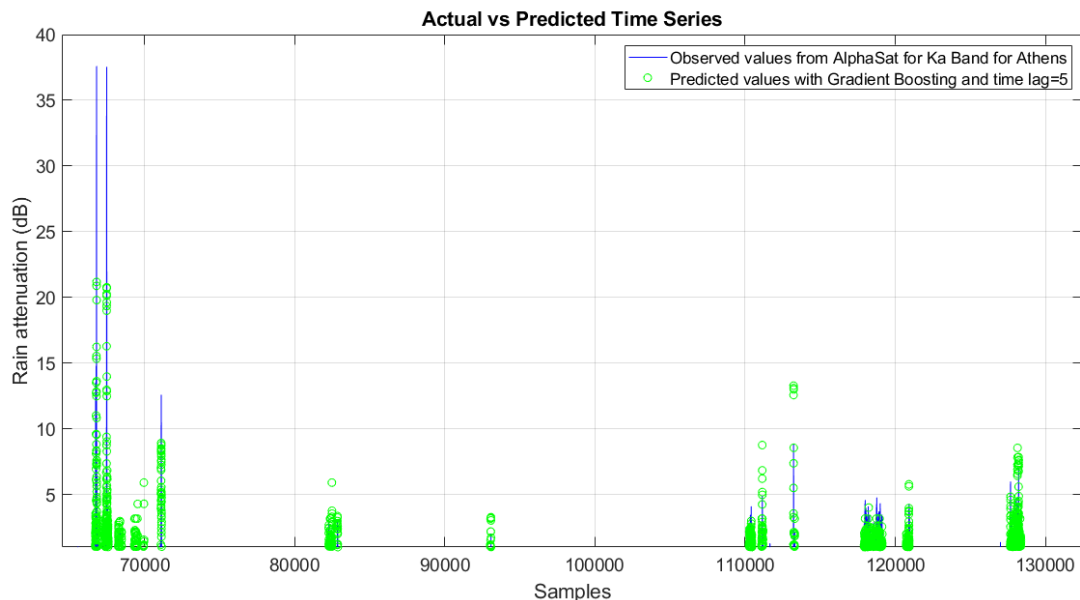
5.9.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.110 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 37 dB και οι δύο ο αλγόριθμος τις προβλέπει 22 και 21 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

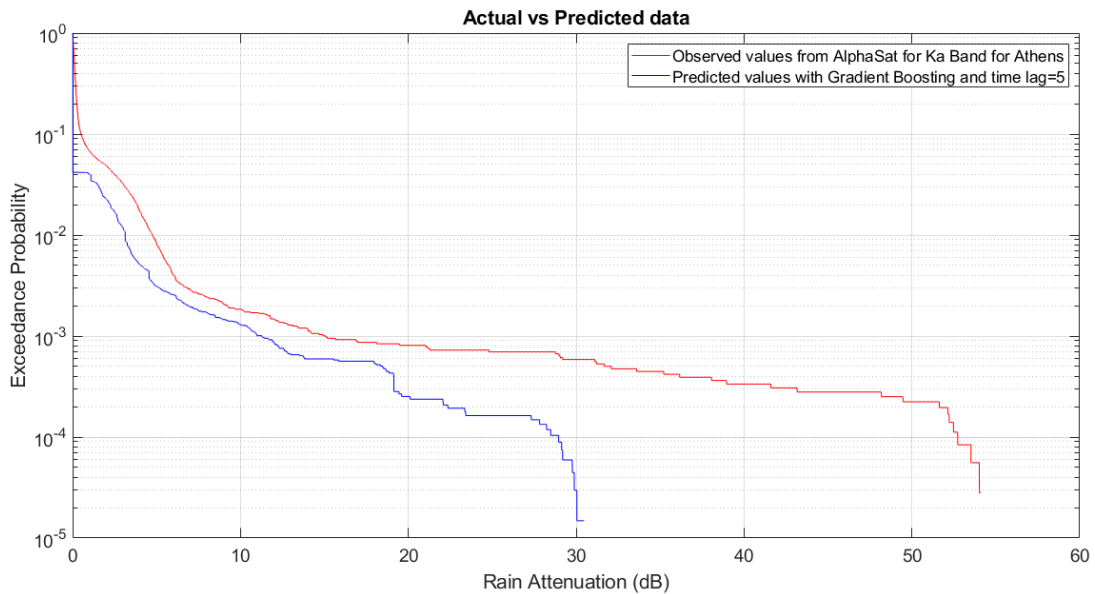
Στην εικόνα 5.111 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 27 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.76.

Πίνακας 5.76 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.9744 dB
MAE	0.1499 dB
RMSE	0.4844 dB



Εικόνα 5.110 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.111 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

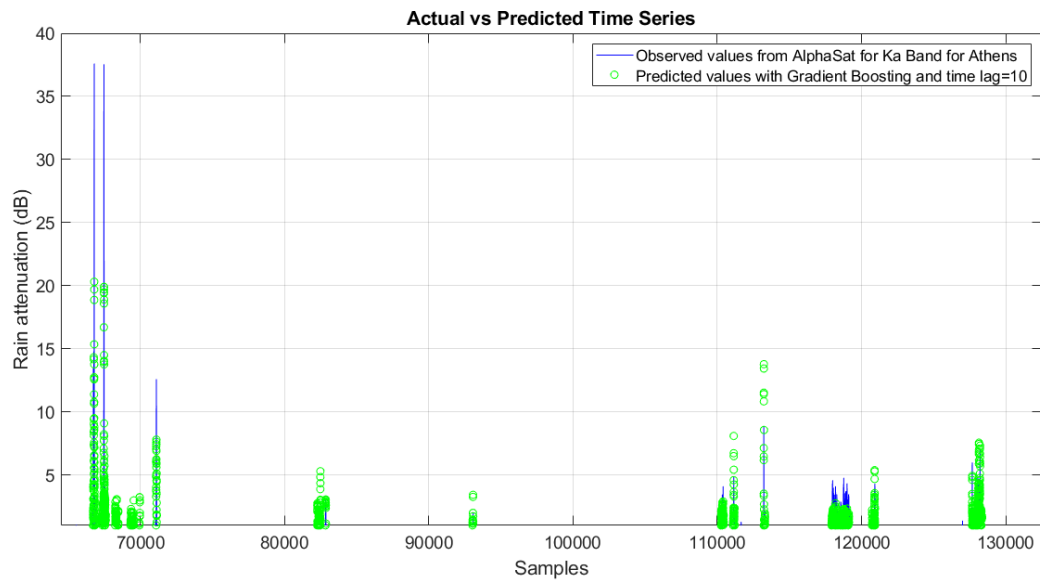
5.9.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.112 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 37 dB και οι δύο ο αλγόριθμος τις προβλέπει 21 και 20 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

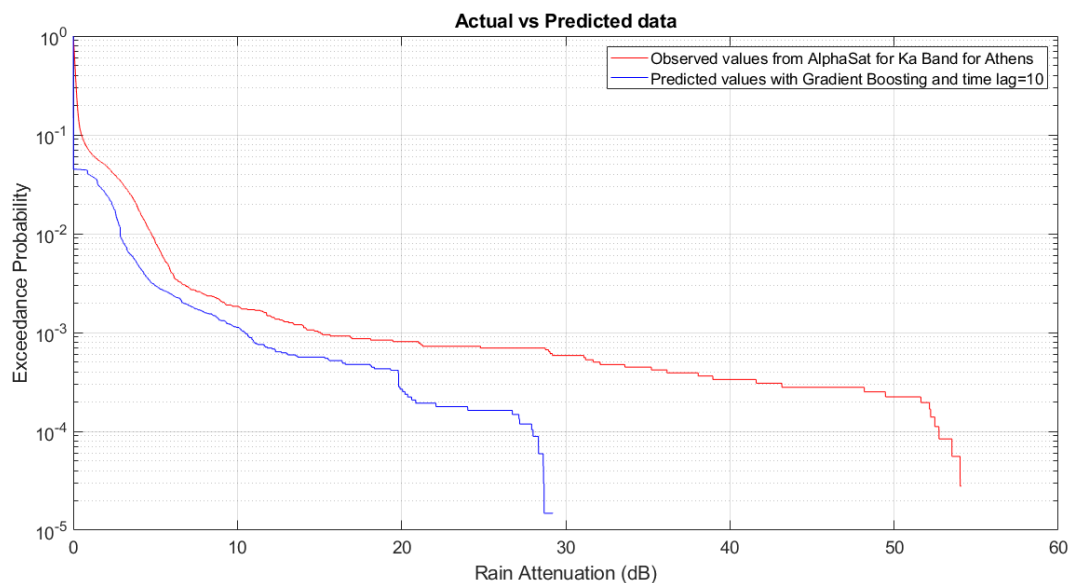
Στην εικόνα 5.113 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 28 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.77.

Πίνακας 5.77 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.9348 dB
MAE	0.1484 dB
RMSE	0.4805 dB



Εικόνα 5.112 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.113 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.9.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών με εξαίρεση τις χρονικές στιγμές που έχουμε αρκετά μεγάλες αποσβέσεις. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.78.

Πίνακας 5.78 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.5672 dB
5 λεπτά	0.4844 dB
10 λεπτά	0.4805 dB

5.9.3 XGBoost

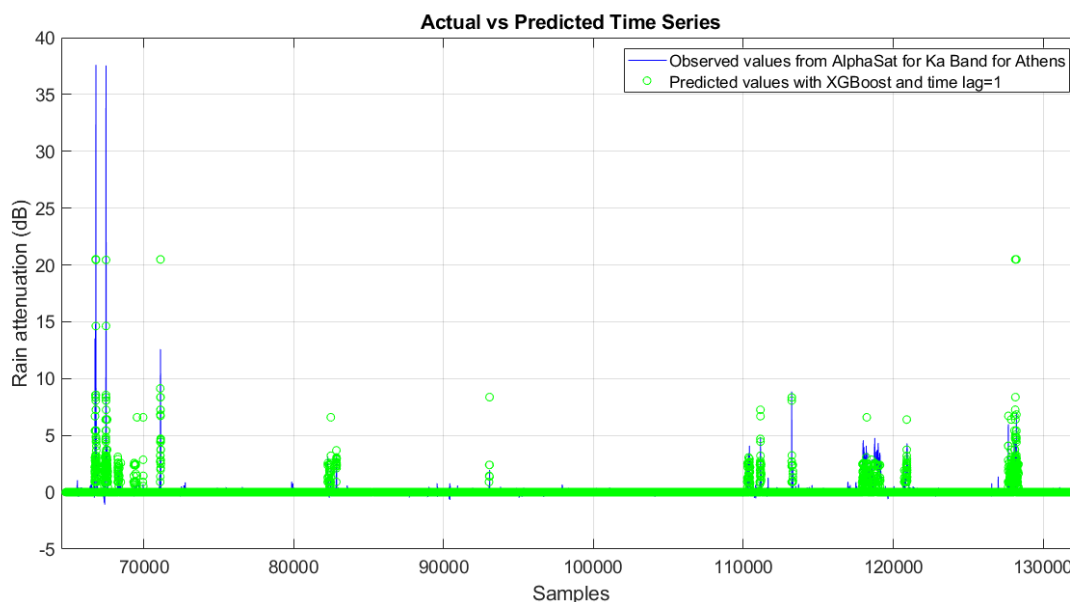
Στην εικόνα 5.114 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει

αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες εξασθενήσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 37 dB και οι δύο ο αλγόριθμος τις προβλέπει 21 dB και τις δύο. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

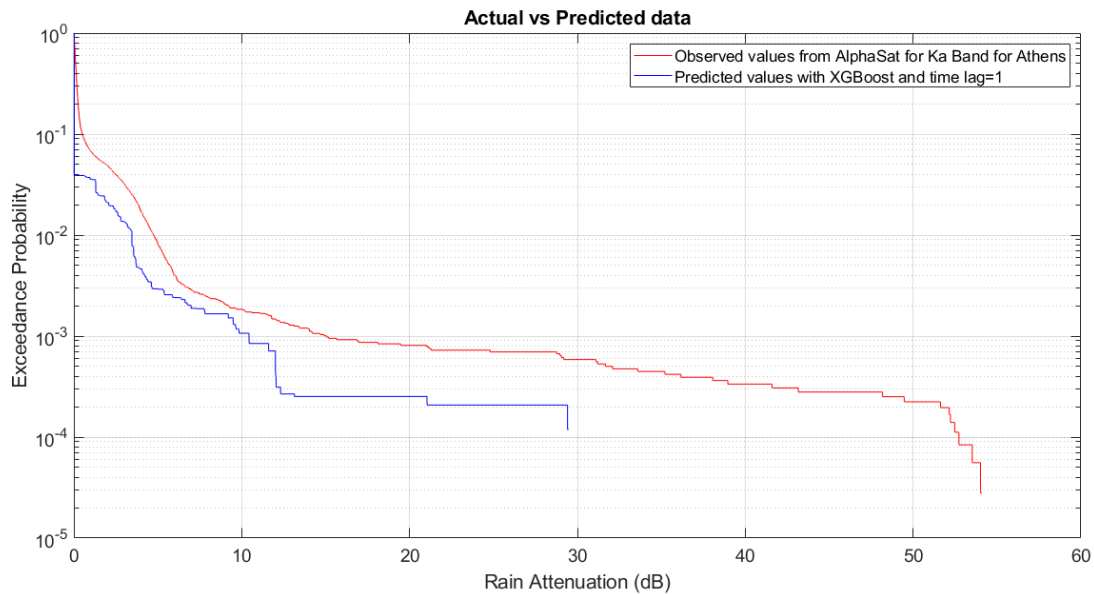
Στην εικόνα 5.115 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 29 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.79.

Πίνακας 5.79 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.0462 dB
MAE	0.1562 dB
RMSE	0.5803 dB



Εικόνα 5.114 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

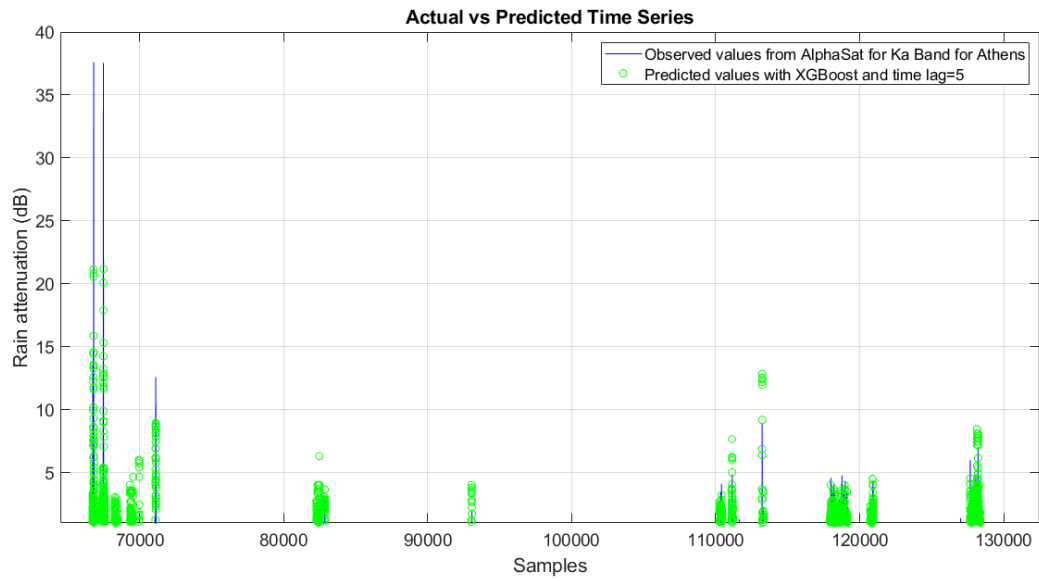


Εικόνα 5.115 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

5.9.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.116 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες εξασθενήσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 37 dB και οι δύο ο αλγόριθμος τις προβλέπει 22 dB και τις δύο. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

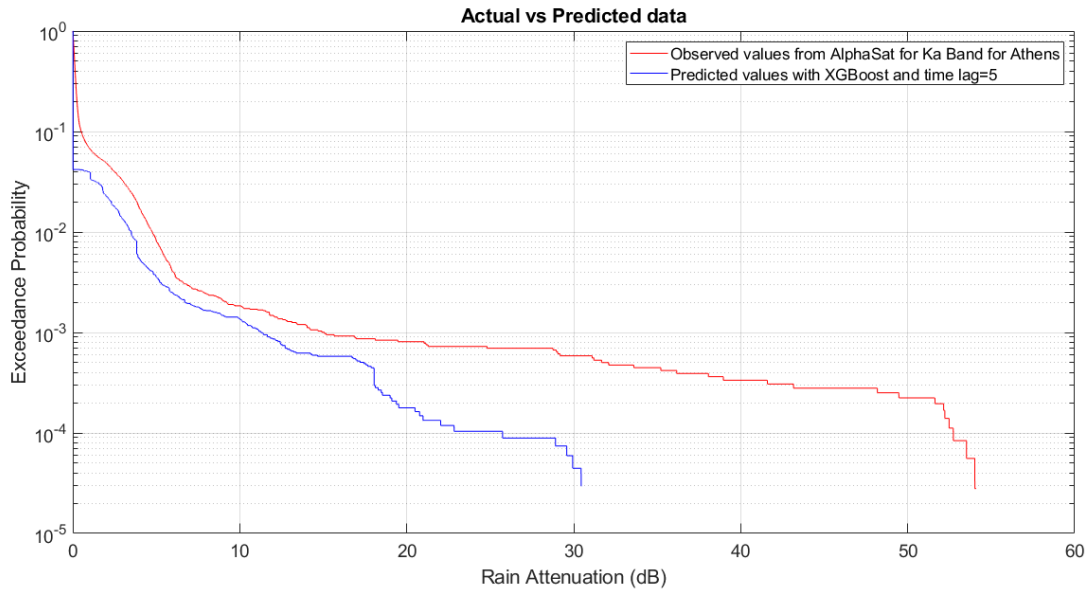
Στην εικόνα 5.117 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 29 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.80.



Εικόνα 5.116 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.80 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.9492 dB
MAE	0.1516 dB
RMSE	0.5077 dB



Εικόνα 5.117 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

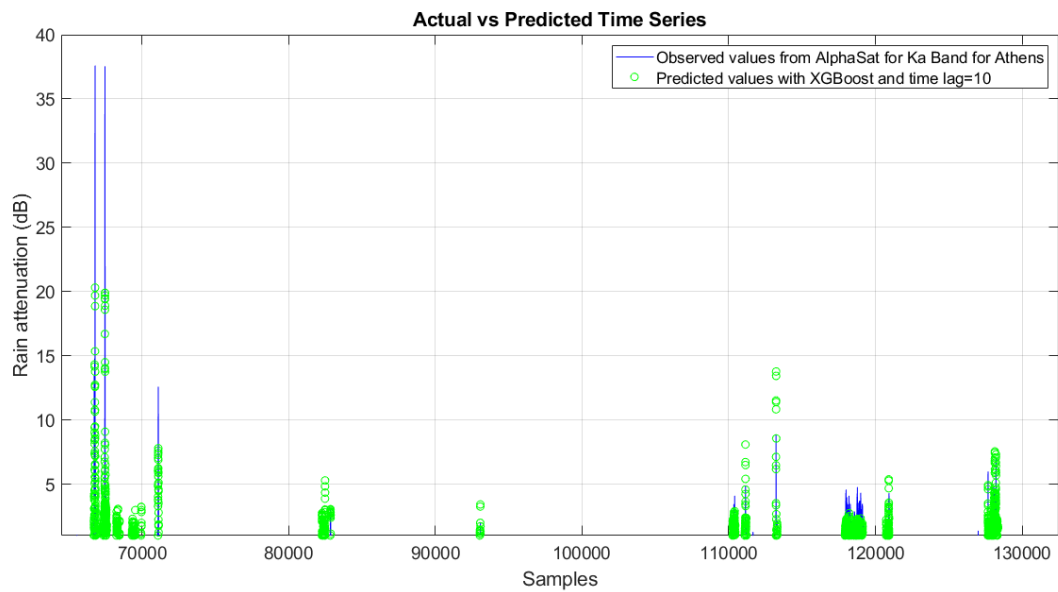
5.9.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.118 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες εξασθενήσεις του συνόλου δεδομένων που είναι 37 dB και οι δύο ο αλγόριθμος τις προβλέπει 20.5 και 20 dB αντίστοιχα. Ωστόσο τις υπόλοιπες αποσβέσεις τις προβλέπει σχεδόν ακριβώς.

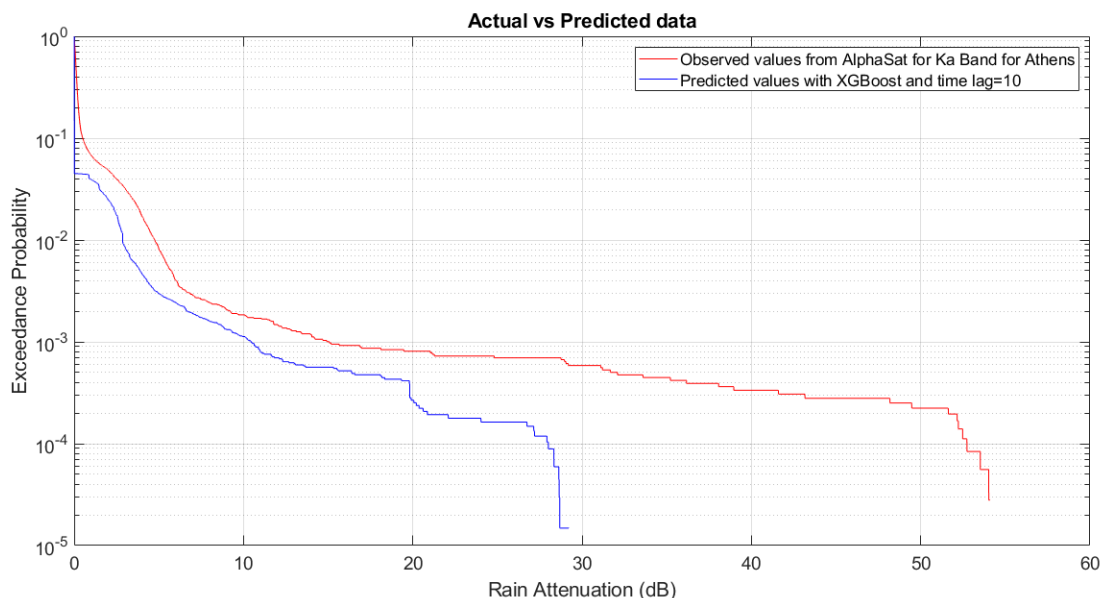
Στην εικόνα 5.119 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 53dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 29 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.81.

Πίνακας 5.81 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	1.9385 dB
MAE	0.1505 dB
RMSE	0.5030 dB



Εικόνα 5.118 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα - Ka Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.119 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Ka Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.9.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών με εξαίρεση τις χρονικές στιγμές που έχουμε αρκετά μεγάλες αποσβέσεις. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.82.

Πίνακας 5.82 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.5803 dB
5 λεπτά	0.5077 dB
10 λεπτά	0.5030 dB

5.9.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής

καθυστερήσης είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Δηλαδή και για τους 3 αλγορίθμους έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1 και την καλύτερη για time lag=10. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό αναλύθηκε στην υποενότητα 5.8.4.

5.9.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Ο αλγόριθμος ο οποίος συνολικά την καλύτερη απόδοση για όλες τις χρονικές καθυστερήσεις είναι ο Random Forest. Αυτό φαίνεται και στον πίνακα 5.83. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό έχει αναλυθεί στην υποενότητα 5.8.5.

Πίνακας 5.83 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Ka Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστερήση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.5578 dB	0.5672 dB	0.5803 dB
5 λεπτά	0.4836 dB	0.4844 dB	0.5077 dB
10 λεπτά	0.4779 dB	0.4805 dB	0.5030 dB

5.10 Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή το Λαύριο με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης

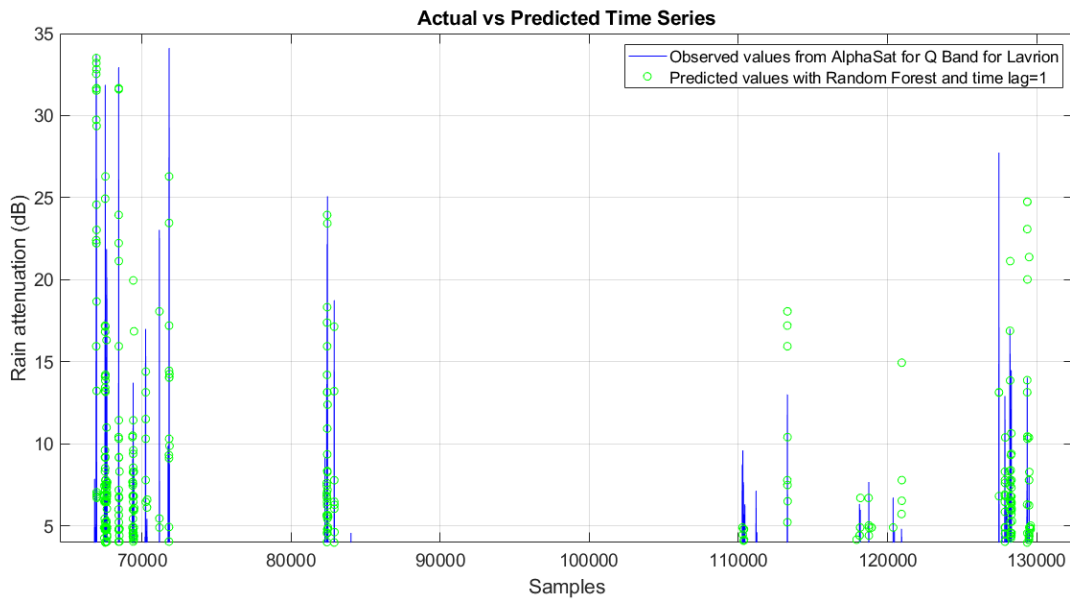
Για την Λαύριο και για την Q-Band χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Q-Band. Και εδώ χρησιμοποιούμε ως είσοδο μόνο τις χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης και για το διάστημα από 1/10/2017 έως 15/11/2017. Στόχος μας είναι να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band από 16/11/2017 έως 31/12/2017.

Για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες καταφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης(time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Q-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.10.1 Random Forest

Στην εικόνα 5.120 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και

οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει την πρώτη ακριβώς και την άλλη 27dB.

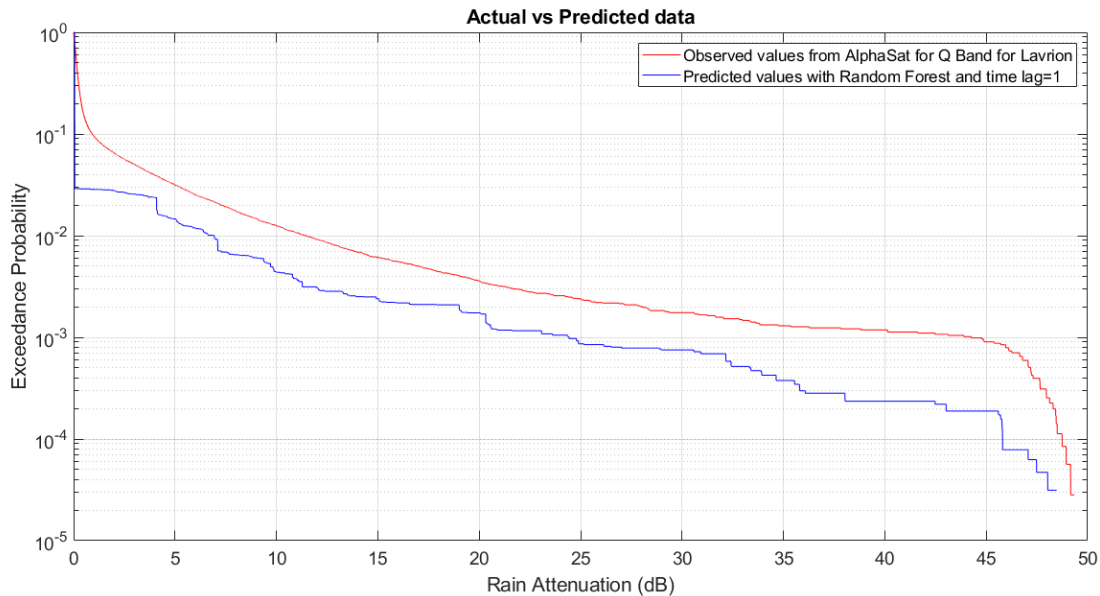


Εικόνα 5.120 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.121 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 46 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.84.

Πίνακας 5.84 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.5762 dB
MAE	0.2539 dB
RMSE	0.9925 dB

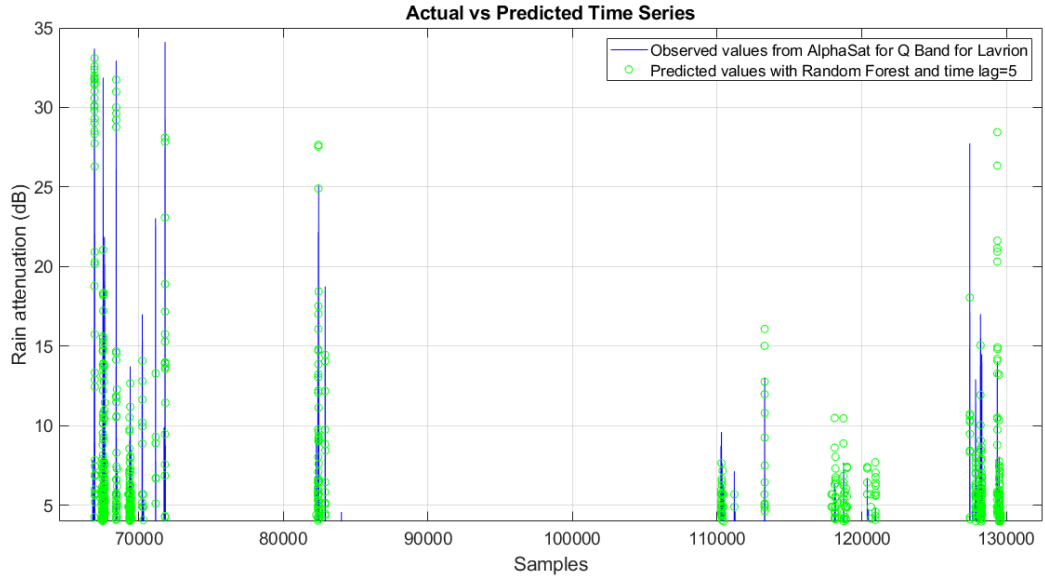


Εικόνα 5.121 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

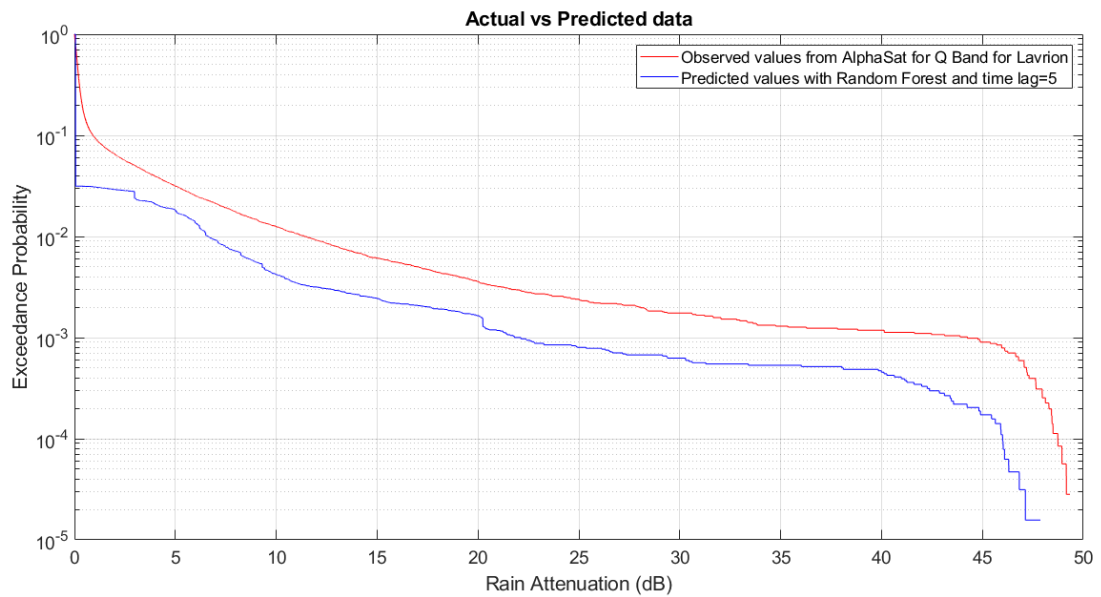
5.10.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.122 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος προβλέπει την πρώτη ακριβώς και την δεύτερη 28dB.

Στην εικόνα 5.123 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 46 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.85.



Εικόνα 5.122 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.123 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.85 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.3307 dB
MAE	0.2471 dB
RMSE	0.9311 dB

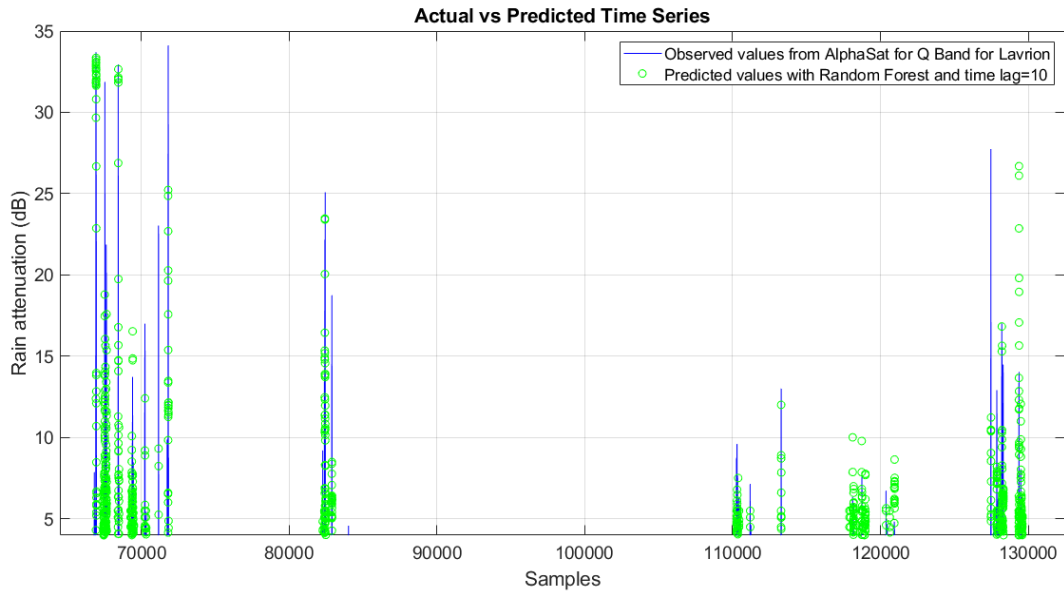
5.10.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.124 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος προβλέπει την πρώτη ακριβώς και την άλλη 25.5 dB.

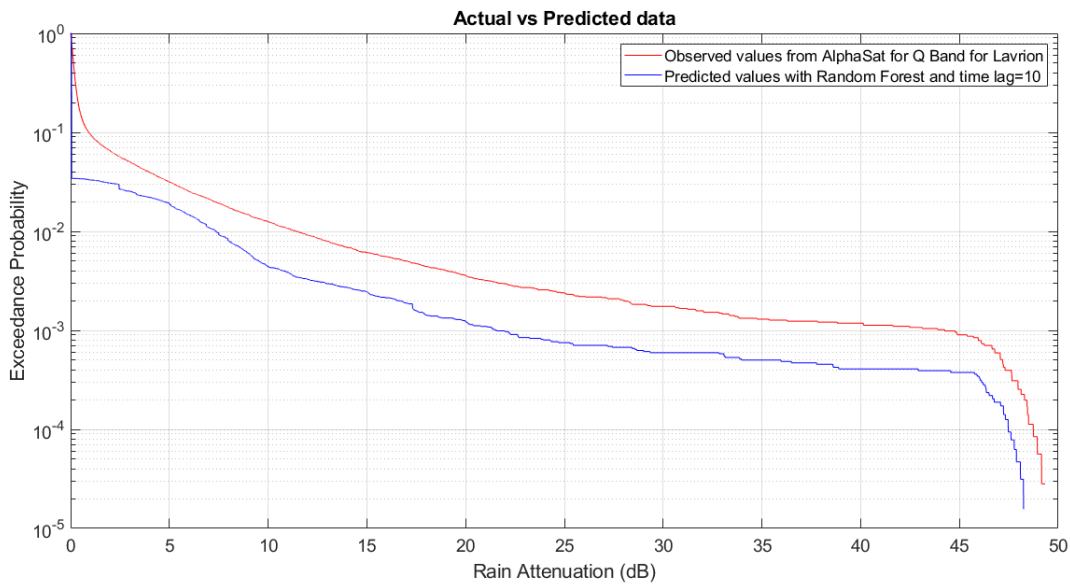
Στην εικόνα 5.125 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 46 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.86.

Πίνακας 5.86 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.2398 dB
MAE	0.2462 dB
RMSE	0.9271 dB



Εικόνα 5.124 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.125 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.10.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν

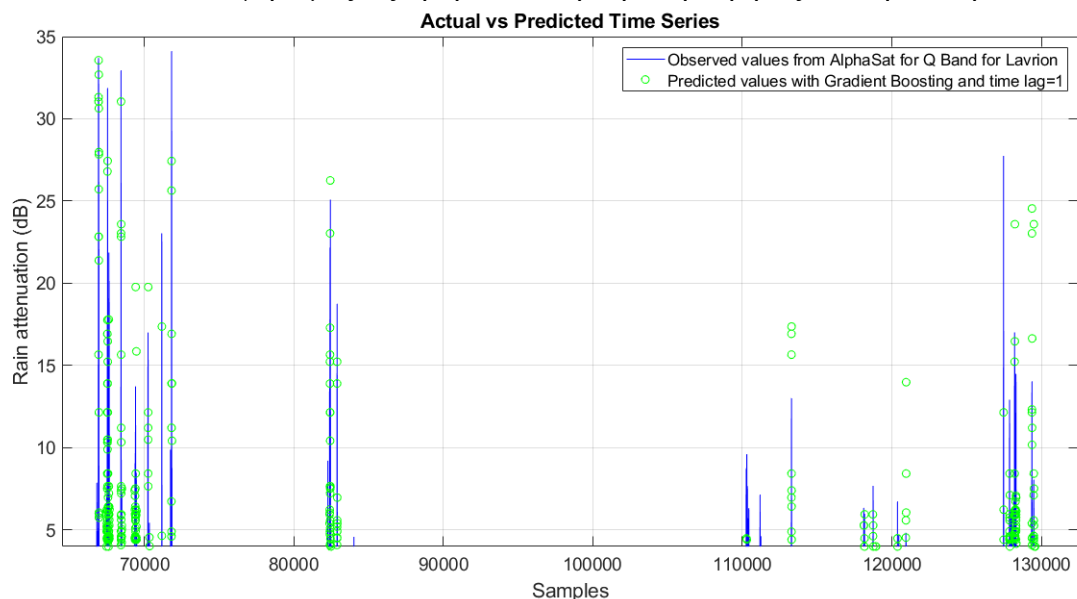
όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.87.

Πίνακας 5.87 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.9925 dB
5 λεπτά	0.9311 dB
10 λεπτά	0.9271 dB

5.10.2 Gradient Boosting

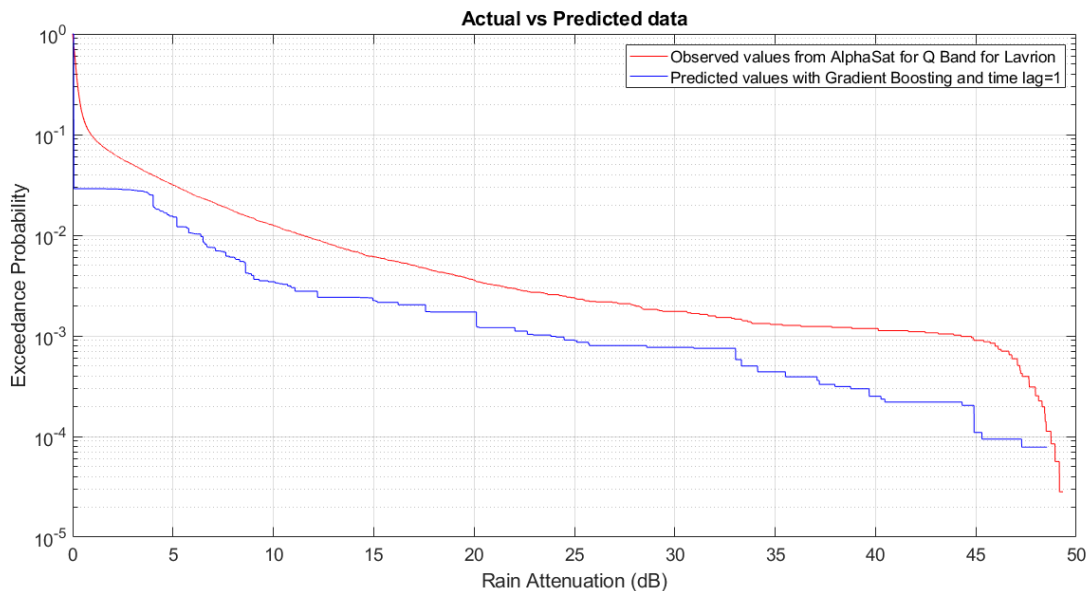
Στην εικόνα 5.126 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει την πρώτη ακριβώς και την άλλη 27 dB.



Εικόνα 5.126 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.127 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο

Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 45 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.88.



Εικόνα 5.127 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.88 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

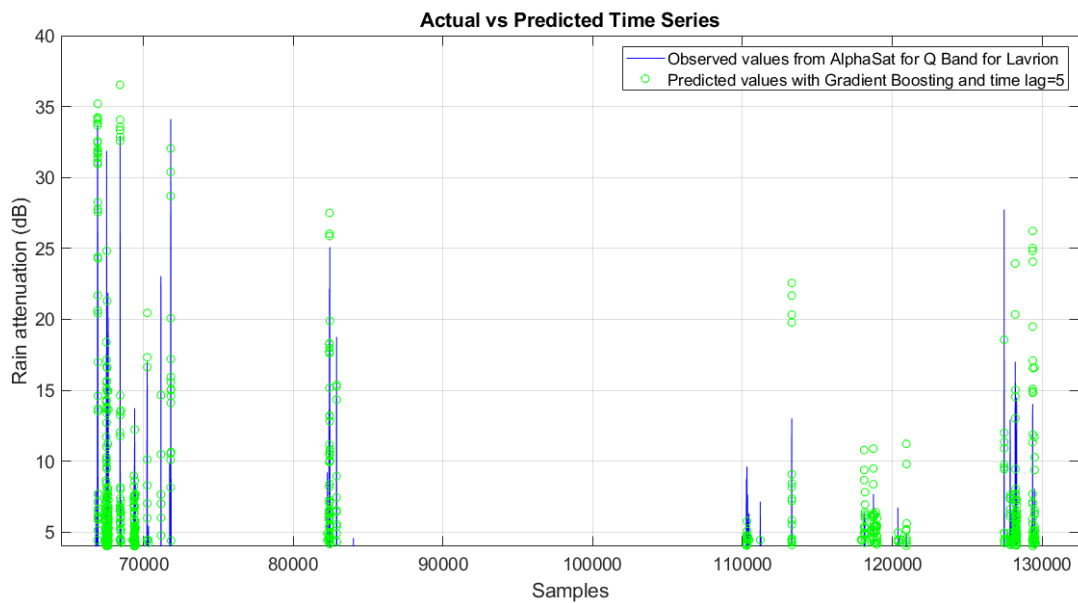
Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.5838 dB
MAE	0.2490 dB
RMSE	0.9712 dB

5.10.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.128 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και

οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει 35 και 32 dB αντίστοιχα.

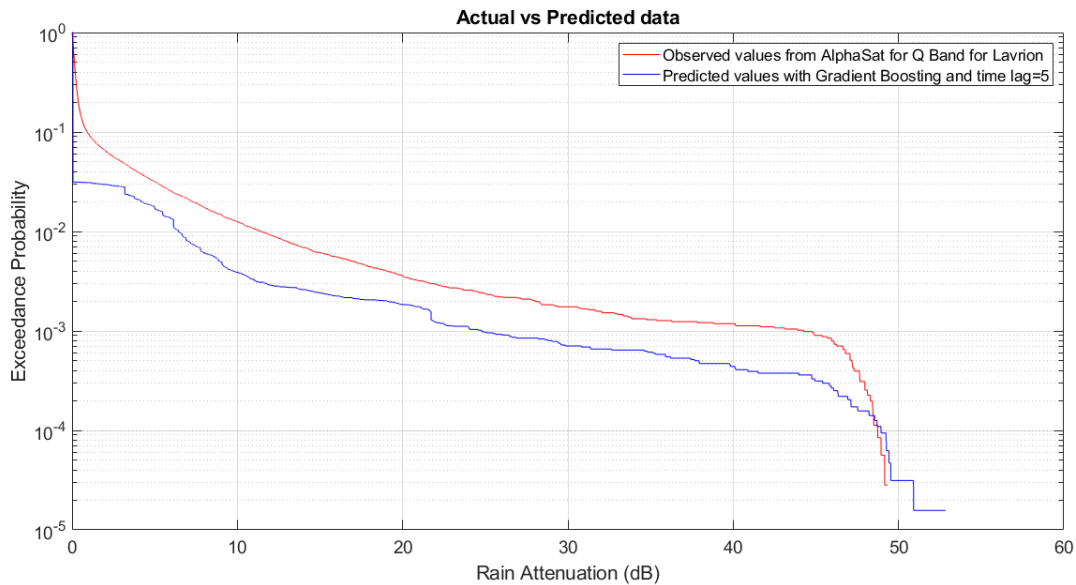
Στην εικόνα 5.129 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής και αυτός περίπου 49 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.89.



Εικόνα 5.128 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.89 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.4013 dB
MAE	0.2485 dB
RMSE	0.9546 dB



Εικόνα 5.129 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

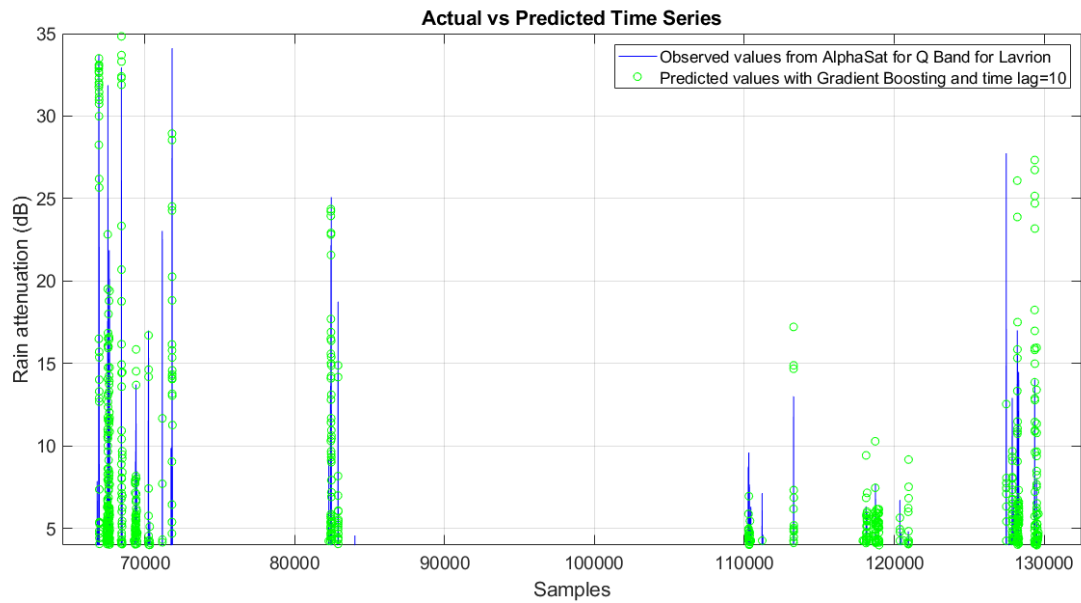
5.10.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.130 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει την πρώτη ακριβώς και την άλλη 29 dB.

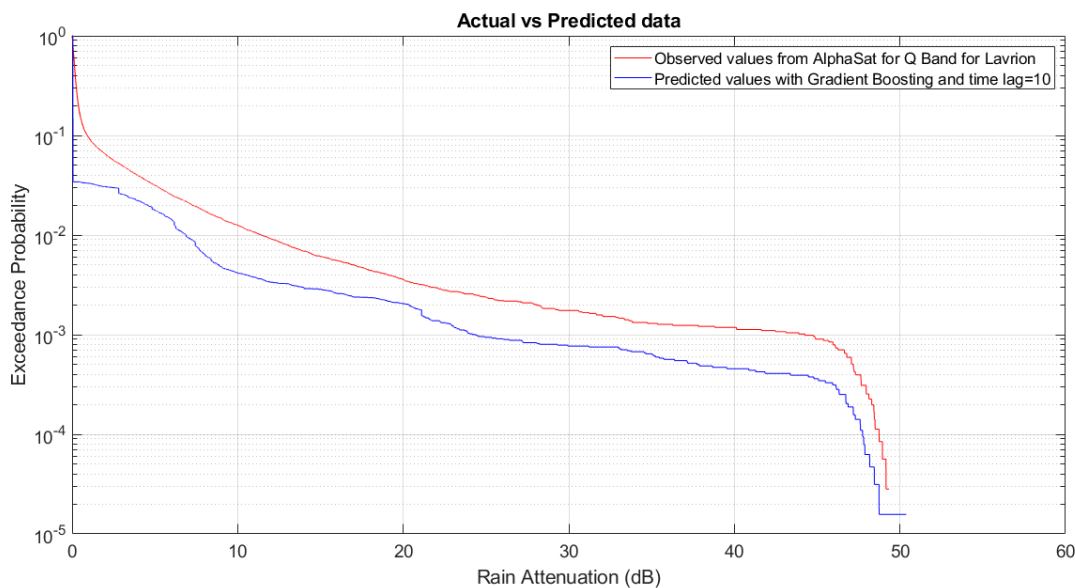
Στην εικόνα 5.131 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 48 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.90.

Πίνακας 5.90 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.3217 dB
MAE	0.2469 dB
RMSE	0.9469 dB



Εικόνα 5.130 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.131 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.10.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.91.

Πίνακας 5.91 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

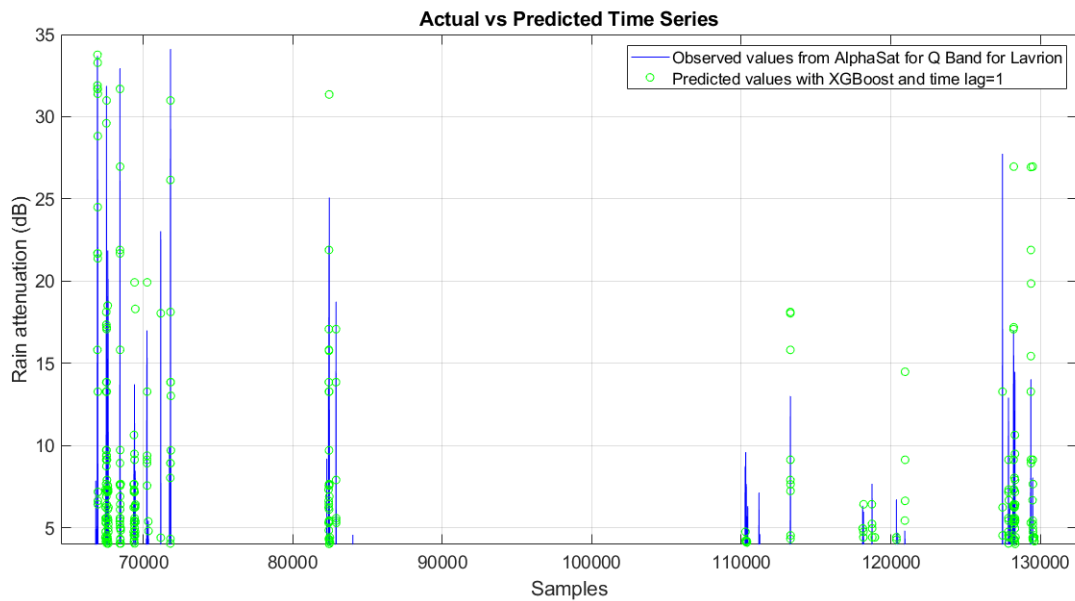
Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.9712 dB
5 λεπτά	0.9546 dB
10 λεπτά	0.9469 dB

5.10.3 XGBoost

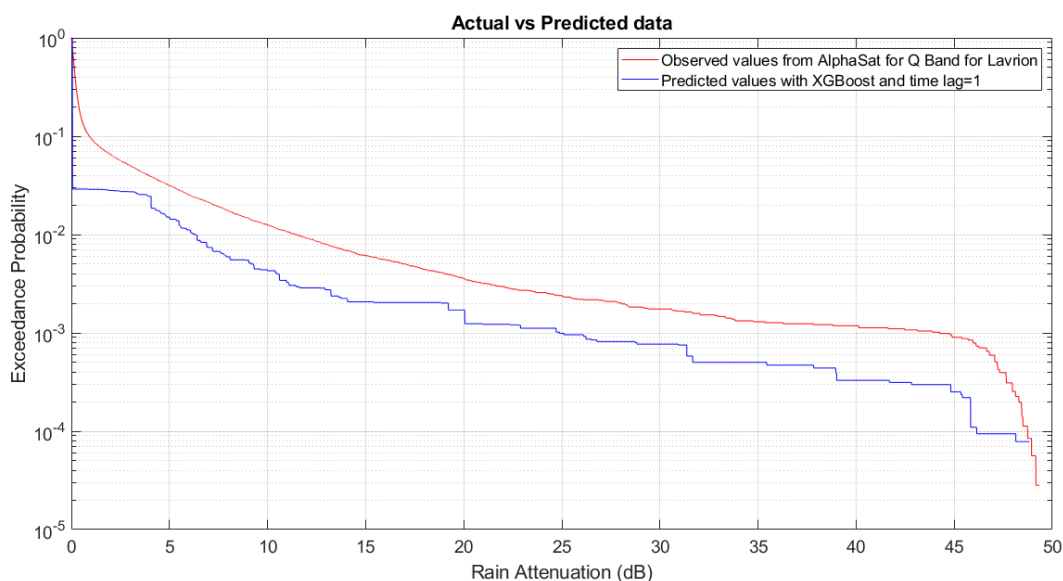
Στην εικόνα 5.132 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου

προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος προβλέπει την πρώτη ακριβώς και την άλλη 31 dB.

Στην εικόνα 5.133 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 46 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.92.



Εικόνα 5.132 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.133 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost , time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.92 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

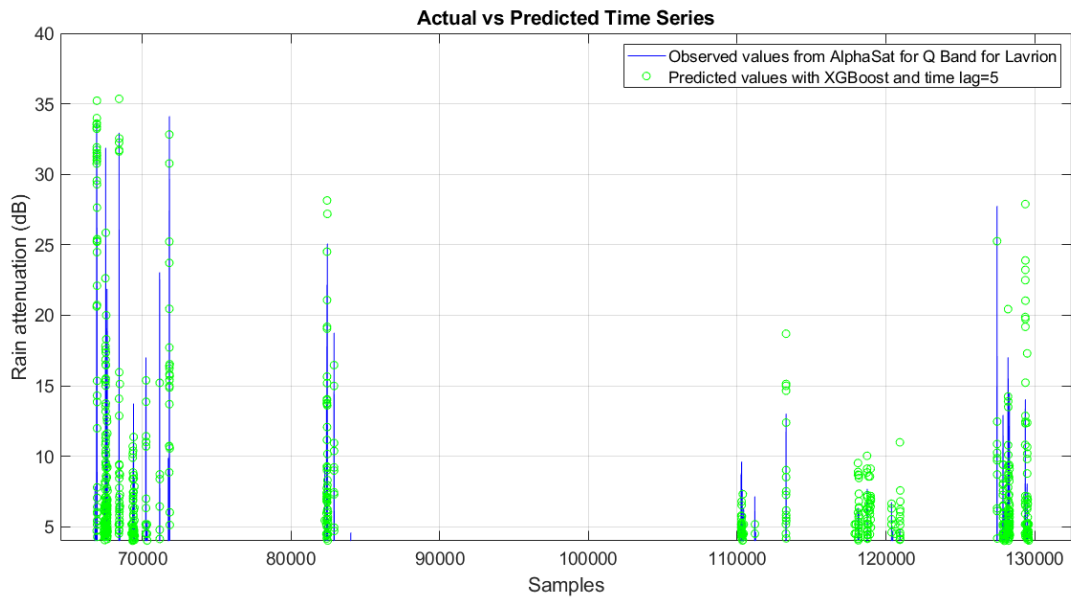
Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.5841 dB
MAE	0.2539 dB
RMSE	1.0075 dB

5.10.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

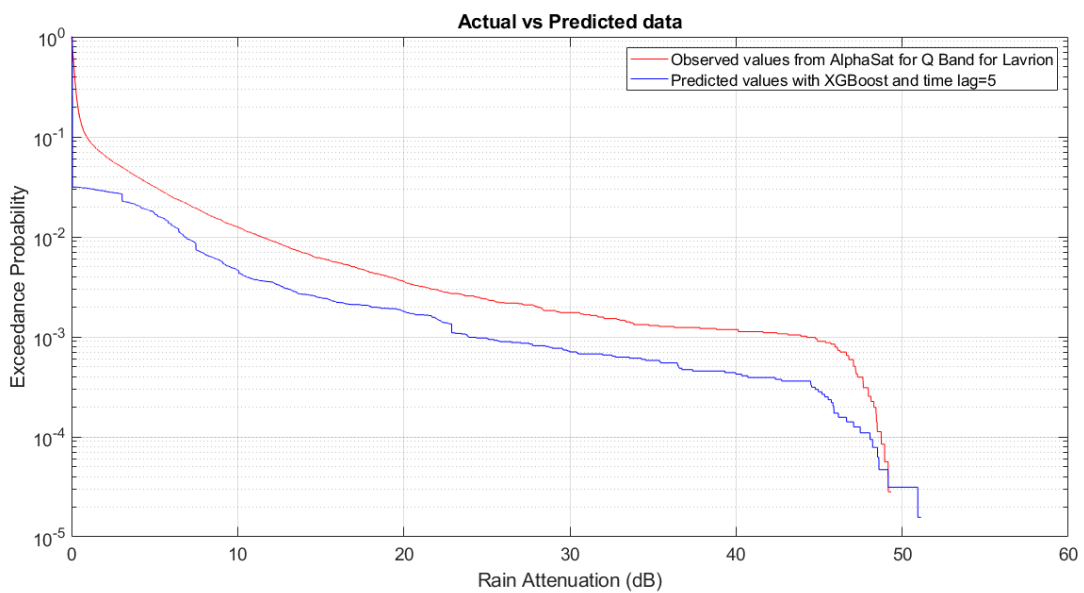
Στην εικόνα 5.134 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει 35 και 33 dB αντίστοιχα.

Στην εικόνα 5.135 βλέπουμε ένα διάγραμμα της εξασθένησης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου

48 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.93.



Εικόνα 5.134 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



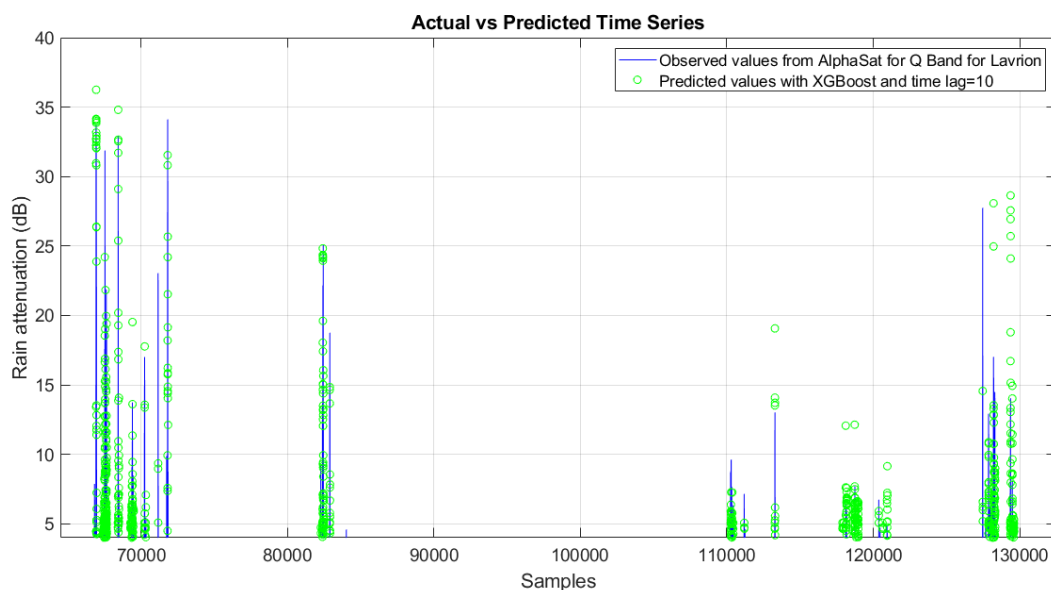
Εικόνα 5.135 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost , time lag=5 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.93 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.3854 dB
MAE	0.2514 dB
RMSE	0.9690 dB

5.10.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.136 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 34 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και 36 και 32 dB αντίστοιχα.



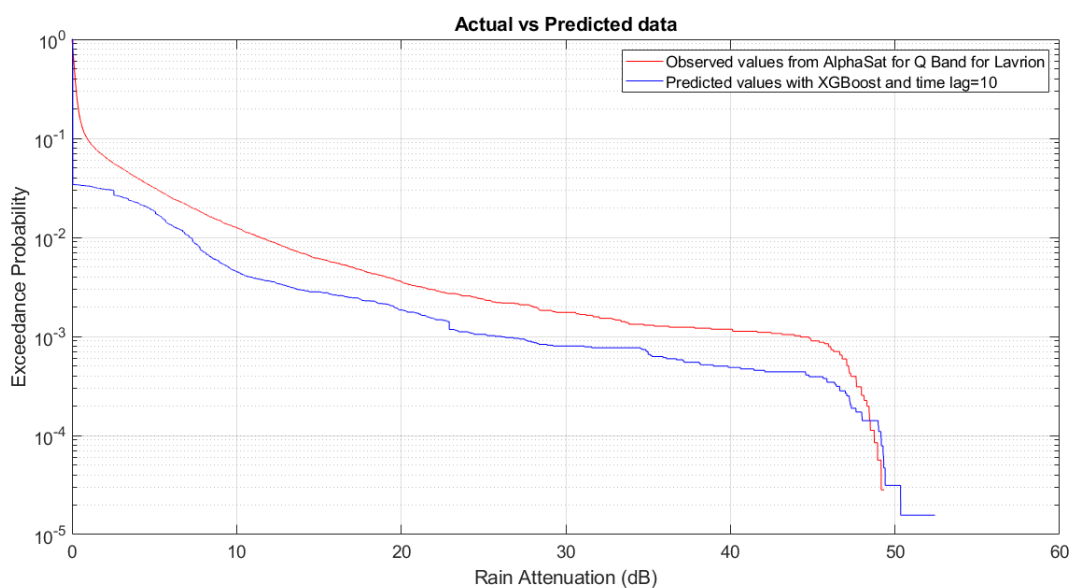
Εικόνα 5.136 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.137 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα

αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 49 dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής και αυτός περίπου 49 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.94.

Πίνακας 5.94 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	3.2816 dB
MAE	0.2498 dB
RMSE	0.9664 dB



Εικόνα 5.137 Σύγκριση κατωφλιού απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως πιθανότητας αποκοπής μεταξύ πραγματικών (Λαύριο- Q Band) και προβλεπόμενων δεδομένων για XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.10.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβείς όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.95.

Πίνακας 5.95 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	1.0075 dB
5 λεπτά	0.9690 dB
10 λεπτά	0.9664 dB

5.10.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Δηλαδή και για τους 3 αλγορίθμους έχουμε την χειρότερη απόδοση για time lag=1 και την καλύτερη για time lag=10. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό αναλύθηκε στην υποενότητα 5.8.4.

5.10.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Ο αλγόριθμος ο οποίος συνολικά την καλύτερη απόδοση για χρονική καθυστέρηση 1 λεπτού είναι ο Gradient Boosting. Ωστόσο για τις υπόλοιπες περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης αυτός είναι ο Random Forest. Αυτό φαίνεται και στον πίνακα 5.96. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό έχει αναλυθεί στην υποενότητα 5.8.5.

Πίνακας 5.96 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο Rain Rate(Λαύριο- Q Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.9925 dB	0.9712 dB	1.0075 dB
5 λεπτά	0.9311 dB	0.9546 dB	0.9690 dB
10 λεπτά	0.9271 dB	0.9469 dB	0.9664 dB

5.11 Αποτελέσματα για την Q-Band και για περιοχή την Αθήνα με είσοδο χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης

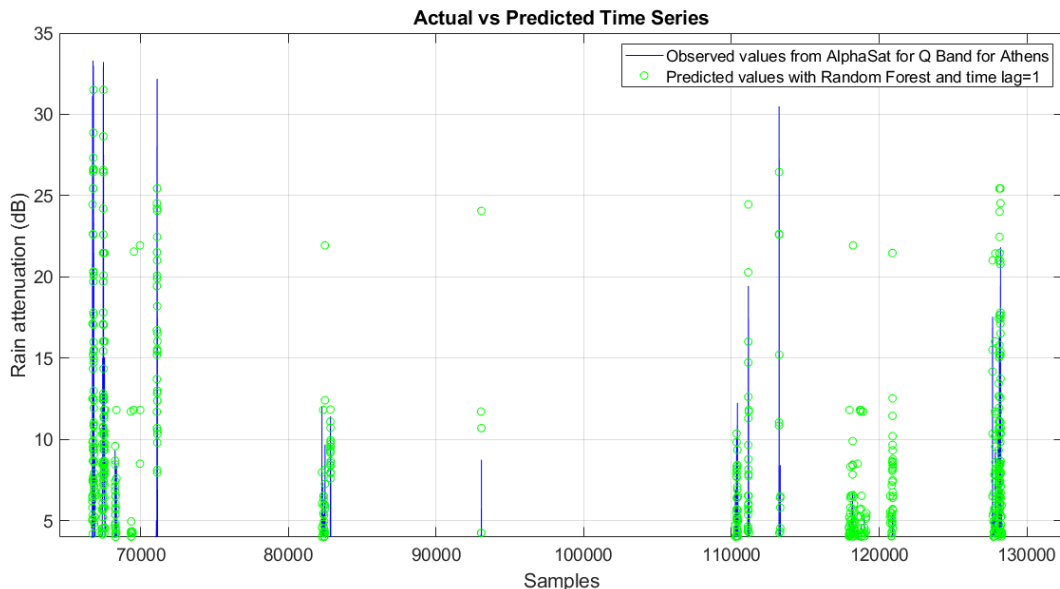
Για την Αθήνα και για την Q-Band χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους Random Forest, Gradient Boosting και XGBoost προσπαθούμε να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Q-Band. Και εδώ χρησιμοποιούμε ως είσοδο μόνο τις χρονοσειρές ρυθμού βροχόπτωσης και για το διάστημα από 1/10/2017 έως 15/11/2017 . Στόχος μας είναι να προβλέψουμε την απόσβεση λόγω βροχής στην Ka-Band από 16/11/2017 έως 31/12/2017.

Για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης στιγμιότυπων χρονοσειρών καθώς και οι καμπύλες καταφλίου απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει πιθανότητες αποκοπής της ζεύξης αλλά για 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης(time lag) 1,5 και 10 λεπτά. Προκειμένου να

εξεταστούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται διαφορετικές μετρικές για την αξιολόγηση του στην πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής, όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Στο τέλος γίνεται σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων για την επίδοση της στην πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στην Q-Band καθώς και μεταξύ των 3 διαφορετικών περιπτώσεων time lag.

5.11.1 Random Forest

Στην εικόνα 5.138 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη κυρίως ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 32 dB.

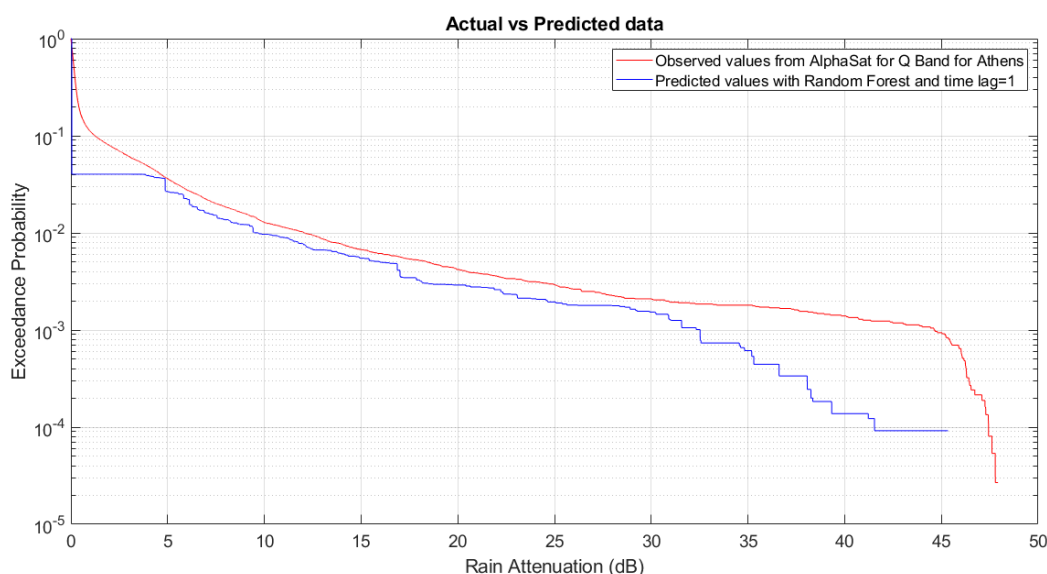


Εικόνα 5.138 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.139 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 42 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.97.

Πίνακας 5.97 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.3675 dB
MAE	0.2608 dB
RMSE	0.9458 dB



Εικόνα 5.139 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

5.11.1.1 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

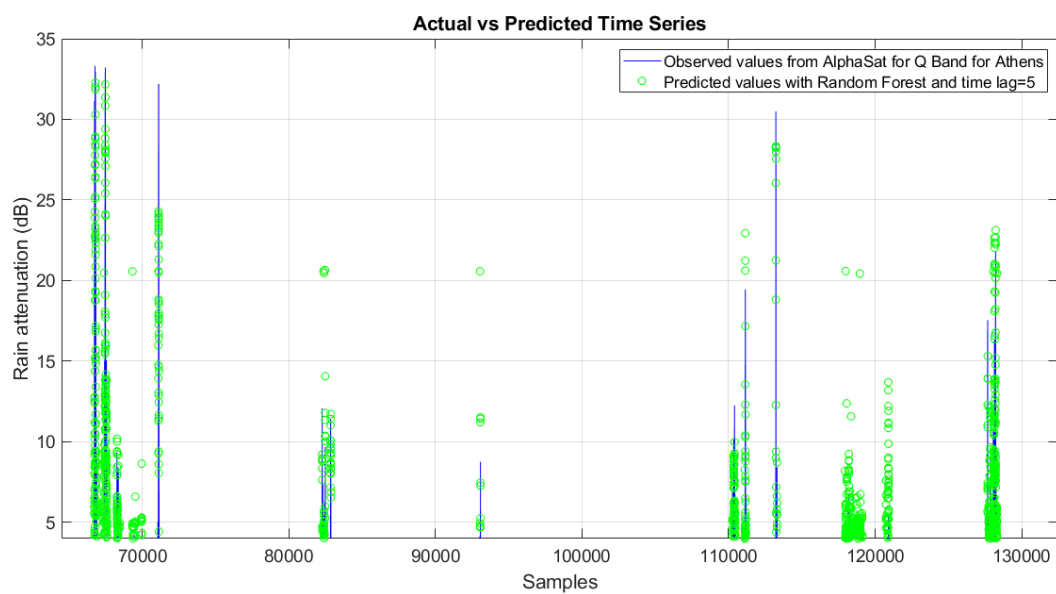
Στην εικόνα 5.140 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 32 dB.

Στην εικόνα 5.141 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτησει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα

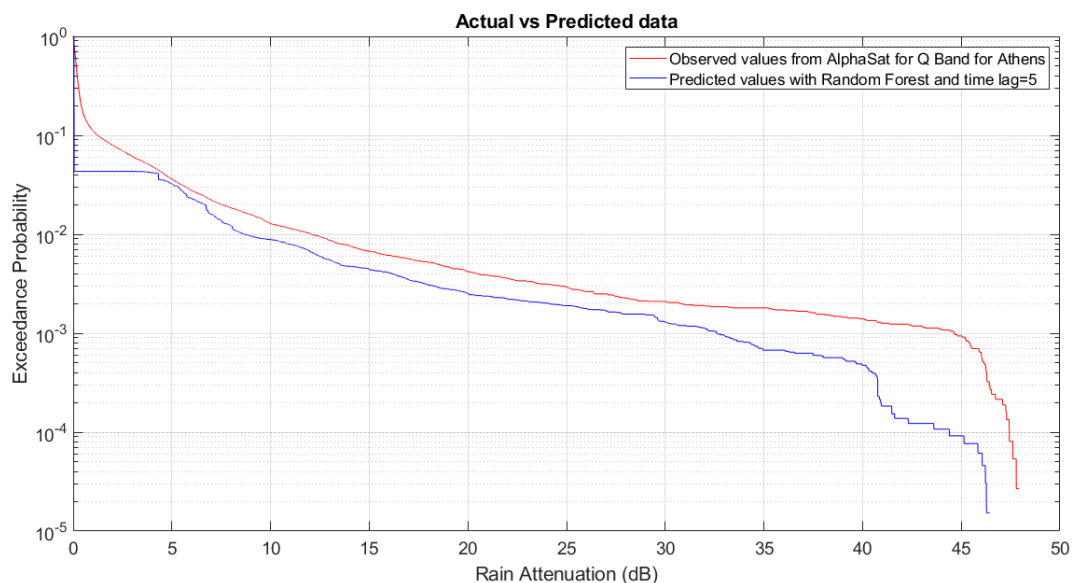
για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 45 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.98.

Πίνακας 5.98 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.2390 dB
MAE	0.2350 dB
RMSE	0.7813 dB



Εικόνα 5.140 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

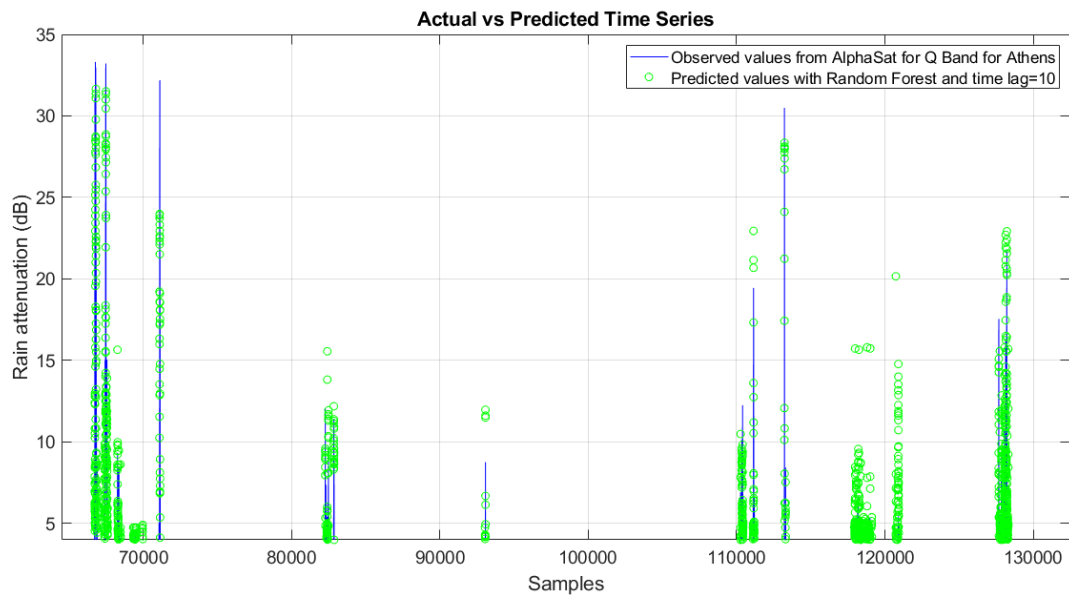


Εικόνα 5.141 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

5.11.1.2 Random Forest με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.142 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Random Forest και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη κυρίως ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 32 dB.

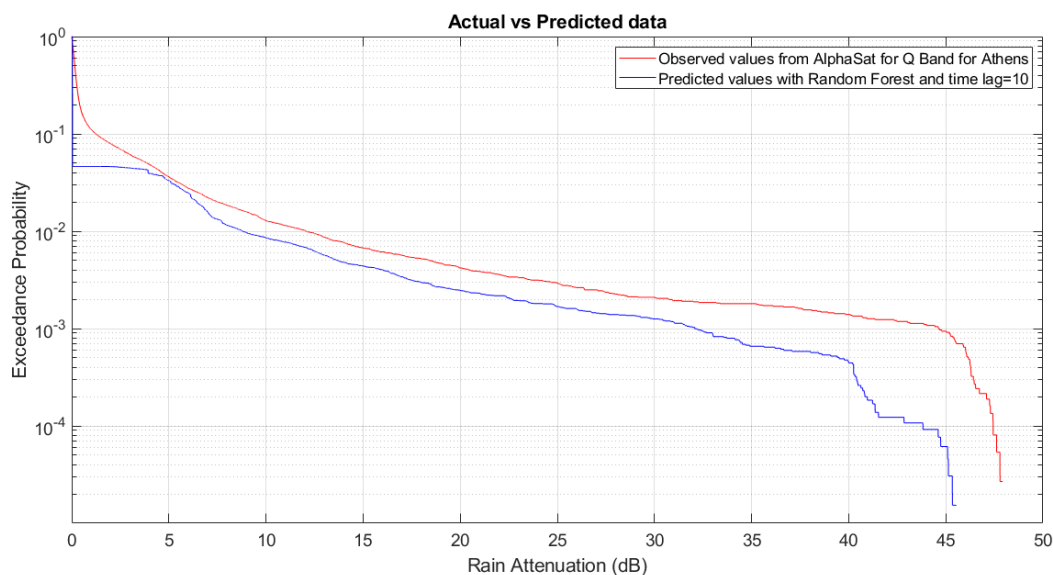
Στην εικόνα 5.143 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Random Forest. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Random Forest προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο Random Forest προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 45 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον Πίνακα 5.99.



Εικόνα 5.142 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.99 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.1546 dB
MAE	0.2320 dB
RMSE	0.7693 dB



Εικόνα 5.143 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Random Forest, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.11.1.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Random Forest

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.100.

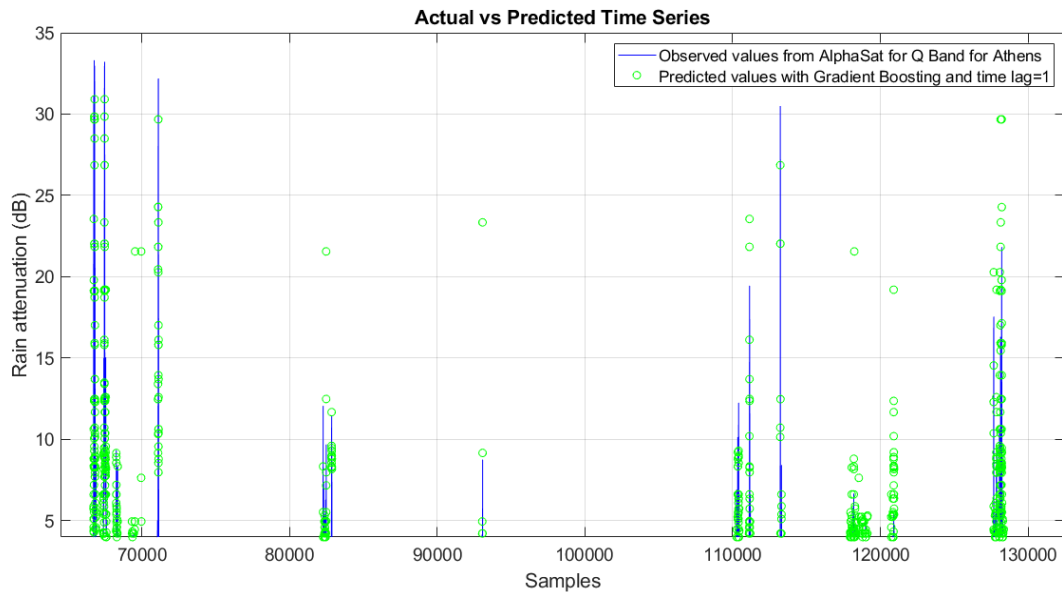
Πίνακας 5.100 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Random Forest

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.9458 dB
5 λεπτά	0.7813 dB
10 λεπτά	0.7693 dB

5.11.2 Gradient Boosting

Στην εικόνα 5.144 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές

όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 31 dB.

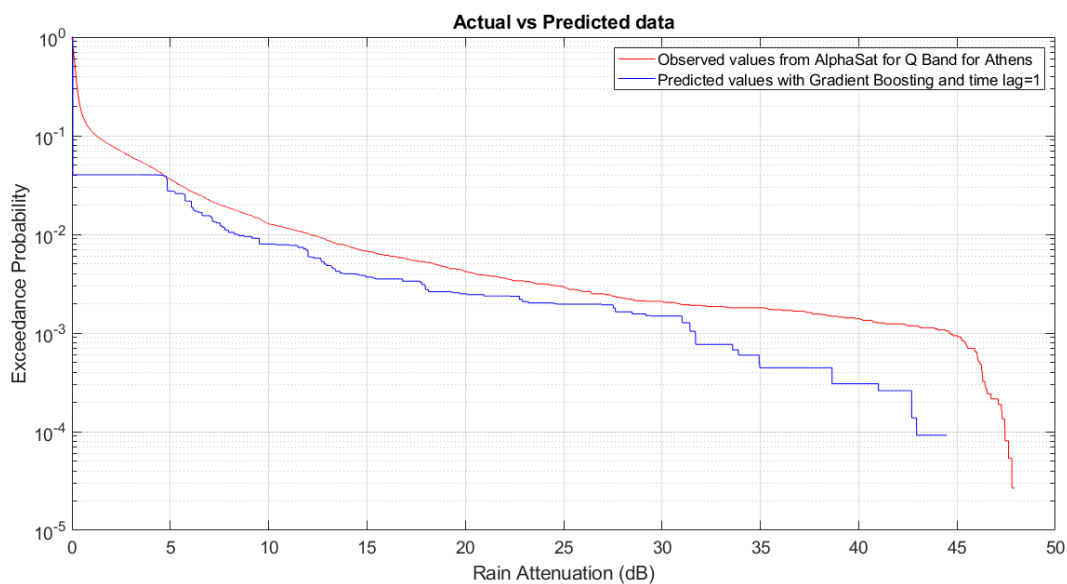


Εικόνα 5.144 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.145 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 45 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.101.

Πίνακας 5.101 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band), αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.3754 dB
MAE	0.2467 dB
RMSE	0.8757 dB



Εικόνα 5.145 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

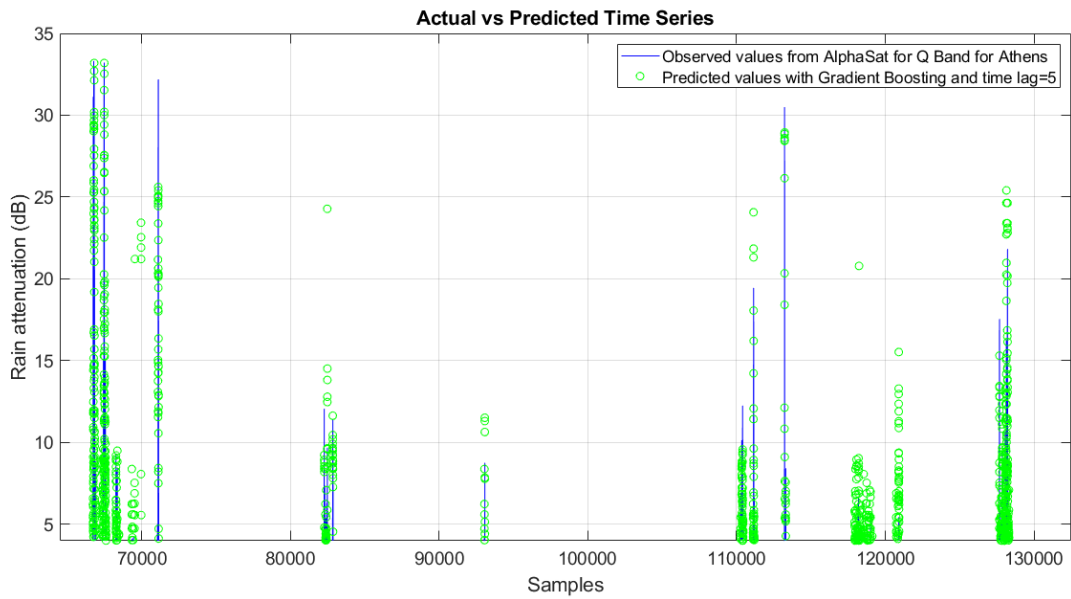
5.11.2.1 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.146 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο ακριβώς.

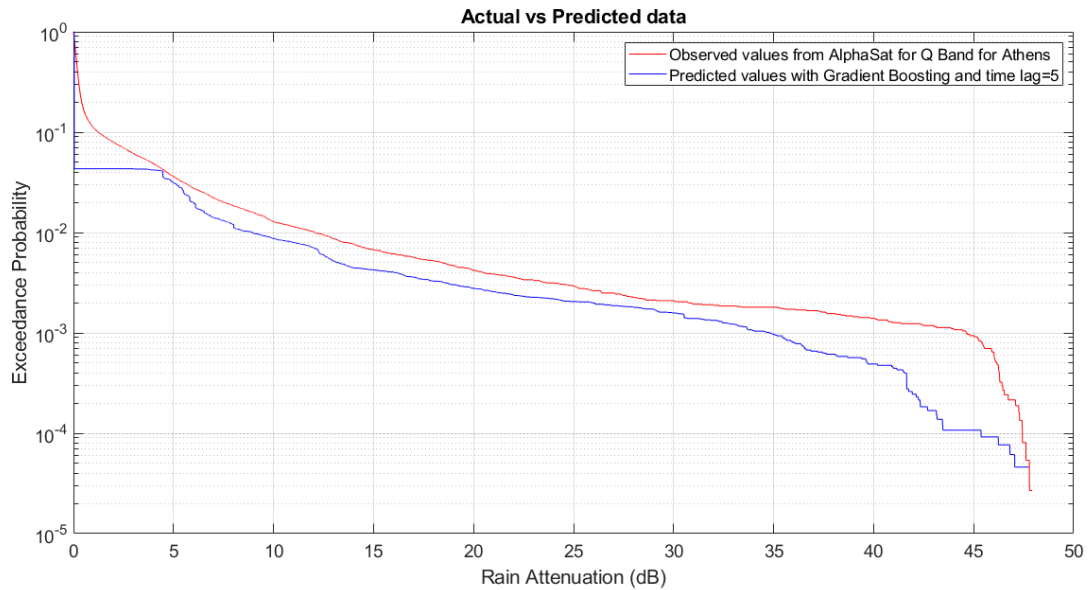
Στην εικόνα 5.147 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 43 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.102.

Πίνακας 5.102 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.2405 dB
MAE	0.2326 dB
RMSE	0.7906 dB



Εικόνα 5.146 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.147 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

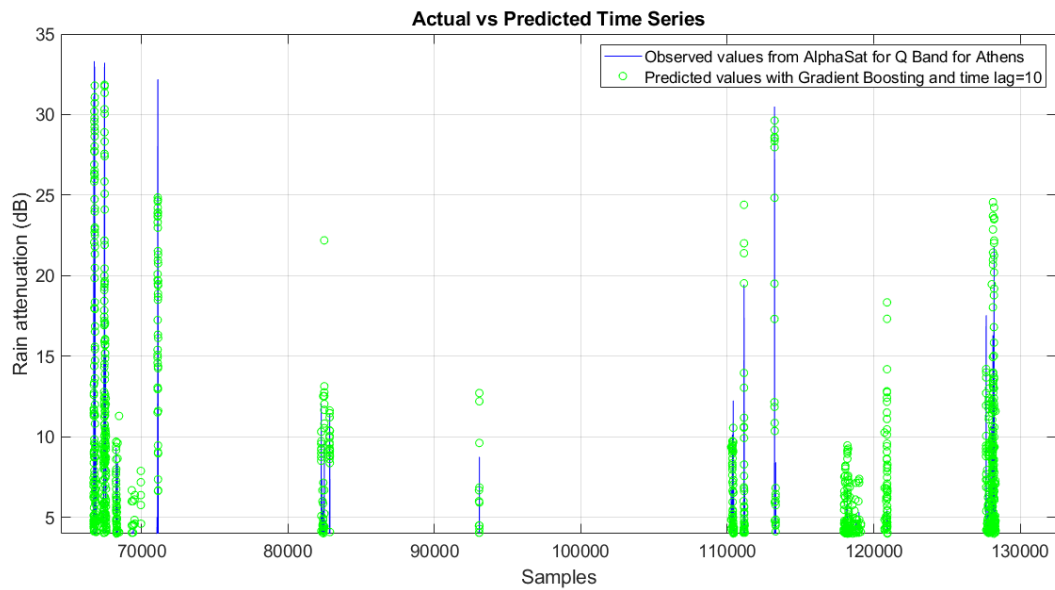
5.11.2.2 Gradient Boosting με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.148 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο Gradient Boosting και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 32 dB.

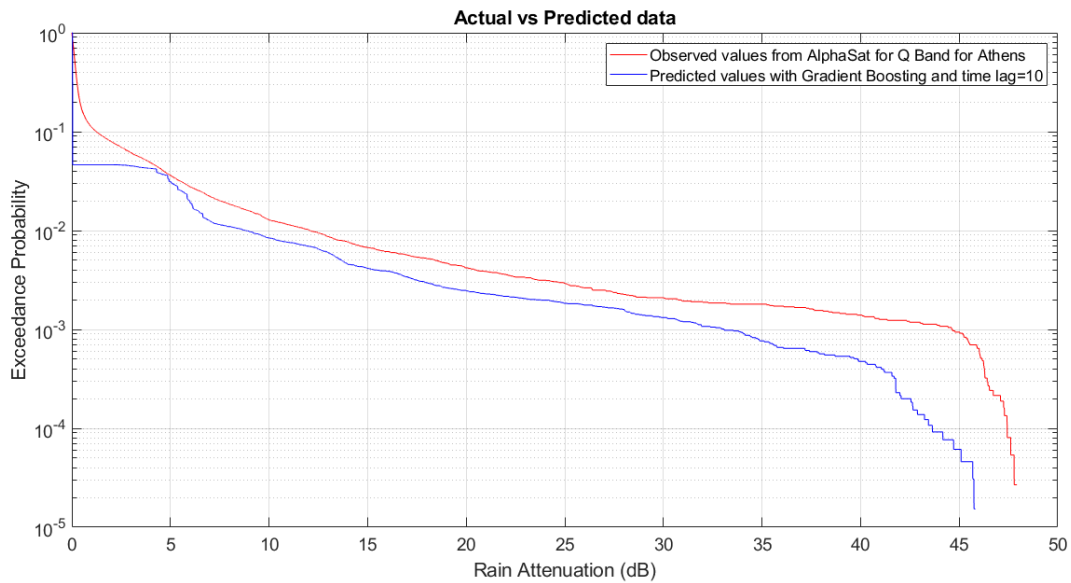
Στην εικόνα 5.149 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο Gradient Boosting. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Gradient Boosting προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Συγκεκριμένα για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο Gradient Boosting προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής περίπου 43 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.103.

Πίνακας 5.103 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.1578 dB
MAE	0.2280 dB
RMSE	0.7711 dB



Εικόνα 5.148 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.149 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με Gradient Boosting, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.11.2.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για Gradient Boosting

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται απόσβεση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.104.

Πίνακας 5.104 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο Gradient Boosting

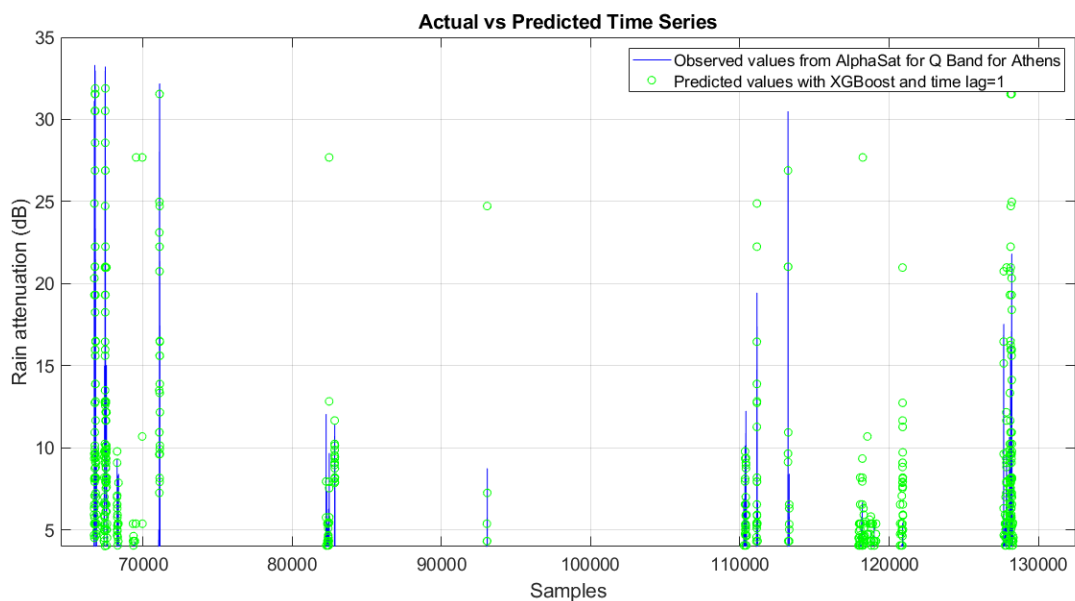
Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.8757 dB
5 λεπτά	0.7906 dB
10 λεπτά	0.7711 dB

5.11.3 XGBoost

Στην εικόνα 5.150 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 1 λεπτό. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου

προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και τις δύο 32 dB.

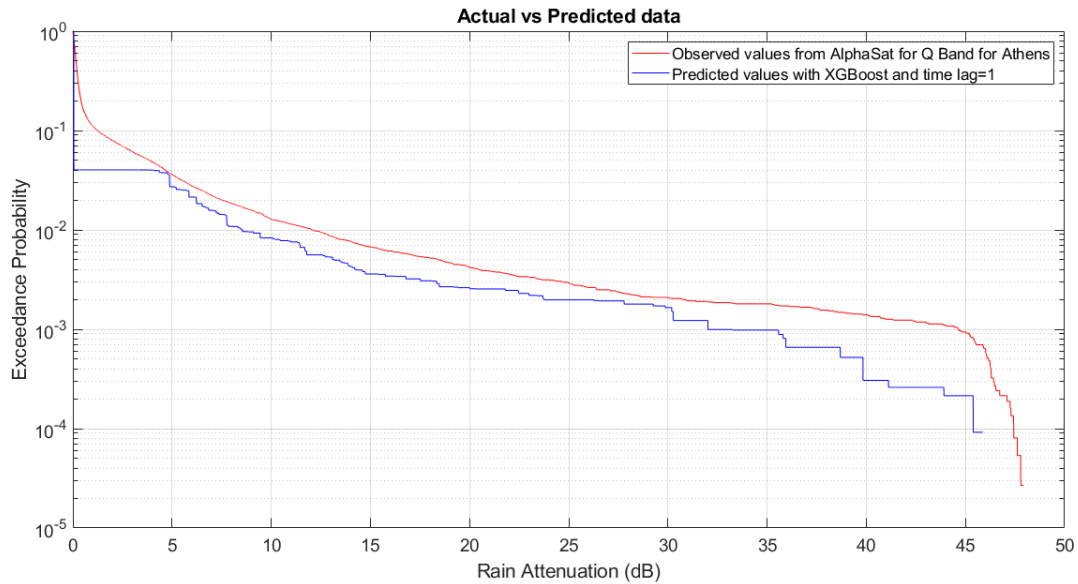
Στην εικόνα 5.151 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής και αυτός περίπου 45 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.105.



Εικόνα 5.150 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

Πίνακας 5.105 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost και time lag=1

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.3674 dB
MAE	0.2517 dB
RMSE	0.9329 dB



Εικόνα 5.151 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=1 και είσοδο Rain Rate

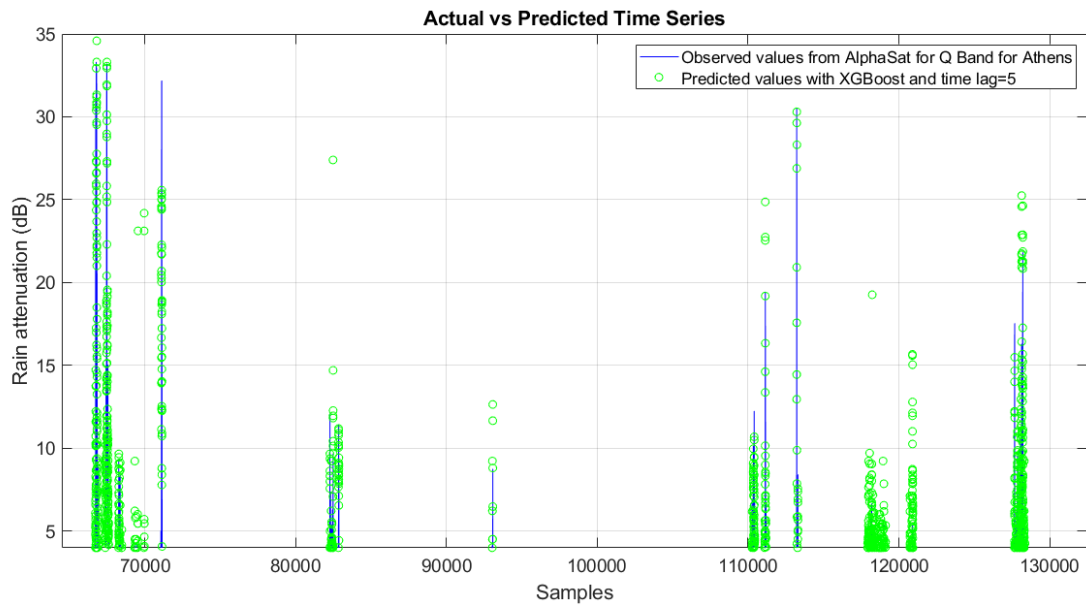
5.11.3.1 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 5 λεπτά

Στην εικόνα 5.152 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 5 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και 35 και 33 dB αντίστοιχα.

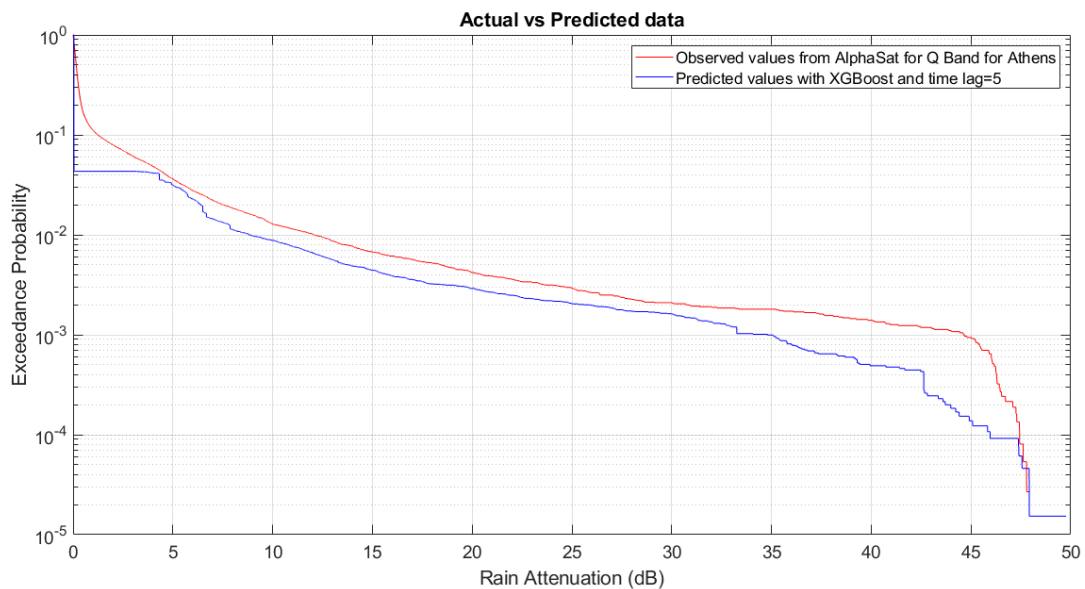
Στην εικόνα 5.153 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσει της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής και αυτός περίπου 46 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.106.

Πίνακας 5.106 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Aθήνα- Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=5

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.2363 dB
MAE	0.2367 dB
RMSE	0.8280 dB



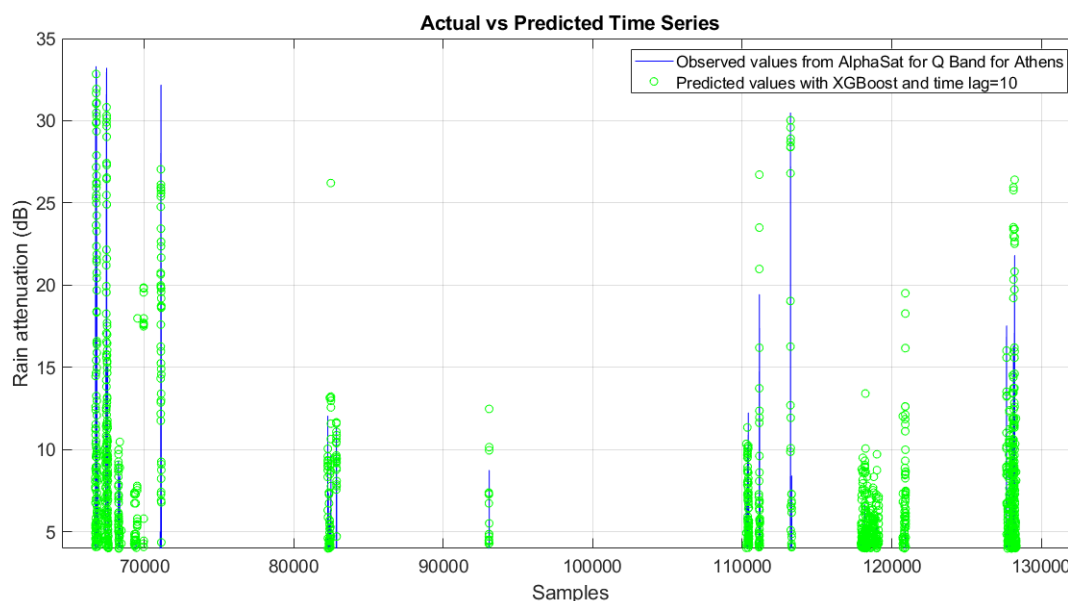
Εικόνα 5.152 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate



Εικόνα 5.153 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=5 και είσοδο Rain Rate

5.11.3.2 XGBoost με χρονική καθυστέρηση 10 λεπτά

Στην εικόνα 5.154 βλέπουμε την σύγκριση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων χρονοσειρών που εξήχθησαν με τον αλγόριθμο XGBoost και για χρονική καθυστέρηση ίση με 10 λεπτά. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος προσεγγίζει αρκετά τις πραγματικές τιμές ωστόσο υπάρχουν και χρονικές στιγμές όπου προβλέπεται μεγαλύτερη ή και μικρότερη απόσβεση από ότι είναι η πραγματική. Τις δύο μεγαλύτερες αποσβέσεις του συνόλου δεδομένων που είναι και οι δύο 33 dB ο αλγόριθμος τις προβλέπει και 33 και 31 dB αντίστοιχα.

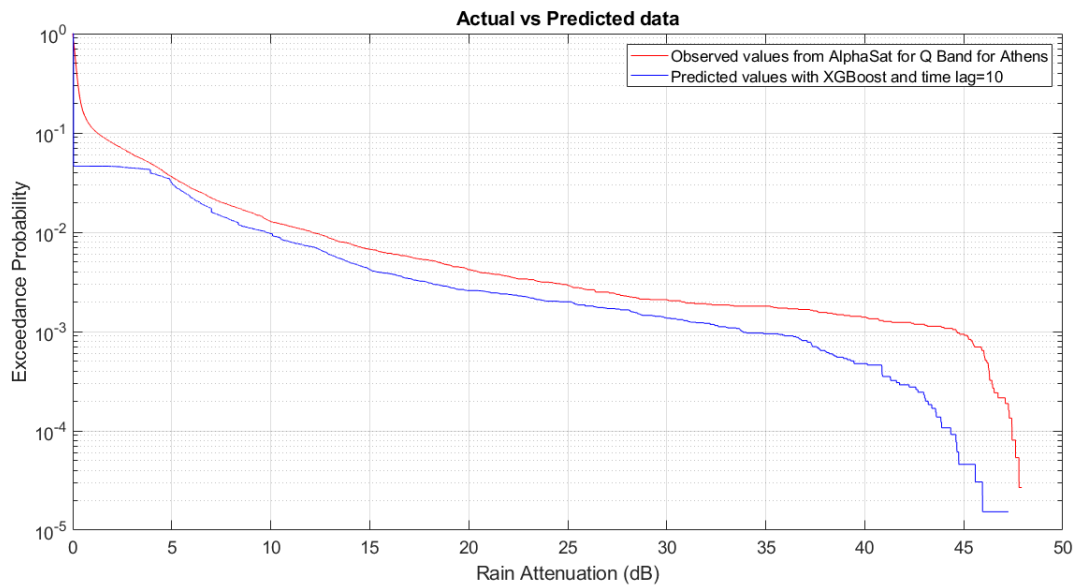


Εικόνα 5.154 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα – Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

Στην εικόνα 5.155 βλέπουμε ένα διάγραμμα της απόσβεσης λόγω βροχής συναρτήσεως της πιθανότητας αποκοπής της ζεύξης, όπου συγκρίνεται η καμπύλη των πραγματικών δεδομένων με αυτή των προβλεπόμενων με βάση τον αλγόριθμο XGBoost. Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος XGBoost προβλέπει ότι η απόσβεση λόγω βροχής είναι μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Ωστόσο για πιθανότητα αποκοπής 10^{-4} , που αντιστοιχεί στο 0.01% του συνολικού χρόνου έχουμε να αντιμετωπίσουμε στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων απόσβεση λόγω βροχής περίπου 47 dB, ενώ ο XGBoost προβλέπει απόσβεση λόγω βροχής και αυτός περίπου 44 dB. Οι μετρικές φαίνονται στον πίνακα 5.107.

Πίνακας 5.107 Μετρικές για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band), αλγόριθμο XGBoost και time lag=10

Μετρικές	Τιμές
MAPE	2.1572 dB
MAE	0.2365 dB
RMSE	0.8205 dB



Εικόνα 5.155 Σύγκριση στιγμιότυπων χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής μεταξύ πραγματικών (Αθήνα- Q Band) και προβλεπόμενων τιμών με XGBoost, time lag=10 και είσοδο Rain Rate

5.11.3.3 Σύγκριση των διαφορετικών χρονικών καθυστερήσεων για XGBoost

Παρατηρούμε ότι και στις 3 διαφορετικές περιπτώσεις οι προβλέψεις είναι αρκετά ακριβής όπως φαίνεται και στα διαγράμματα των χρονοσειρών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις όπου προβλέπεται εξασθένηση κυρίως μικρότερη από ότι στην πραγματικότητα. Παρατηρούμε ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυξάνεται όσο μεγαλώνει η χρονική καθυστέρηση. Αυτό αποτυπώνεται και στις μετρικές και συγκεκριμένα στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) όπως φαίνεται στον πίνακα 5.108.

Πίνακας 5.108 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band) , αλγόριθμο XGBoost

Χρονική καθυστέρηση	Τιμή RMSE
1 λεπτό	0.9329 dB
5 λεπτά	0.8280 dB
10 λεπτά	0.8205 dB

5.11.4 Συμπέρασμα για διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης

Το συμπέρασμα το οποίο βγάζουμε από τις διαφορετικές περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης είναι ότι όσο αυξάνεται αυτή τόσο αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης του εκάστοτε αλγορίθμου. Δηλαδή και για τους 3 αλγορίθμους έχουμε

την χειρότερη απόδοση για time lag=1 και την καλύτερη για time lag=10 όπως φαίνεται και στους Πίνακες 5.100, 5.104 και 5.108 αντίστοιχα. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό αναλύθηκε στην υποενότητα 5.8.4.

5.11.5 Σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών αλγορίθμων

Ο αλγόριθμος ο οποίος συνολικά την καλύτερη απόδοση για χρονική καθυστέρηση 1 λεπτού είναι ο Gradient Boosting. Ωστόσο για τις υπόλοιπες περιπτώσεις χρονικής καθυστέρησης αυτός είναι ο Random Forest. Αυτό φαίνεται και στον πίνακα 5.109. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό έχει αναλυθεί στην υποενότητα 5.8.5 .

Πίνακας 5.109 RMSE για διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις και διαφορετικούς αλγορίθμους για είσοδο Rain Rate(Αθήνα- Q Band)

Αλγόριθμος/ Καθυστέρηση	Random Forest	Gradient Boosting	XGBoost
1 λεπτό	0.9458 dB	0.8757 dB	0.9329 dB
5 λεπτά	0.7813 dB	0.7906 dB	0.8280 dB
10 λεπτά	0.7693 dB	0.7711 dB	0.8205 dB

Αναφορές

- [1] Papafragkakis, A. Z. (2021). Design and Implementation of Receivers and Measurement Equipment for Next-Generation Satellite Networks, NTUA PhD Thesis, March 2021
- [2] Kourogiorgas, C., Papafragkakis, A. Z., Panagopoulos, A. D., & Ventouras, S. (2018, April). Long-term and short-term atmospheric impairments forecasting for high throughput satellite communication systems. In 12th European conference on antennas and propagation (EuCAP 2018) (pp. 1-5). IET.

6 Κεφάλαιο: Μελλοντικές προοπτικές και ανοιχτά ερευνητικά θέματα για την πρόβλεψη απόσβεσης λόγω βροχής στις δορυφορικές επικοινωνίες

6.1 Εισαγωγή

Η τεράστια ζήτηση για υπηρεσίες που βασίζονται στο Διαδίκτυο και έχουν υψηλό ρυθμό μετάδοσης καθιστά εξαιρετικά σημαντική τη συνέργεια μεταξύ του 5G και των δικτύων δορυφορικών επικοινωνιών. Συγκεκριμένα, οι δορυφορικές επικοινωνίες μπορούν να προσφέρουν πολλαπλές υπηρεσίες, όπως χρησιμοποίηση τους ως δίκτυο οπισθόζευξης ή εκφόρτωση της κίνησης σε αστικά περιβάλλοντα και χρήση της κάλυψής τους για μη εξυπηρετούμενες ή υποεξυπηρετούμενες αγροτικές περιοχές. Για να γίνει αυτό, τα δορυφορικά συστήματα υψηλής απόδοσης (High Throughput Satellite - HTS), χρησιμοποιούν υψηλές ζώνες RF, όπως οι ζώνες Ka και Q/V, οι οποίες είναι ευάλωτες στις ατμοσφαιρικές επιδράσεις και κυρίως στη βροχή.

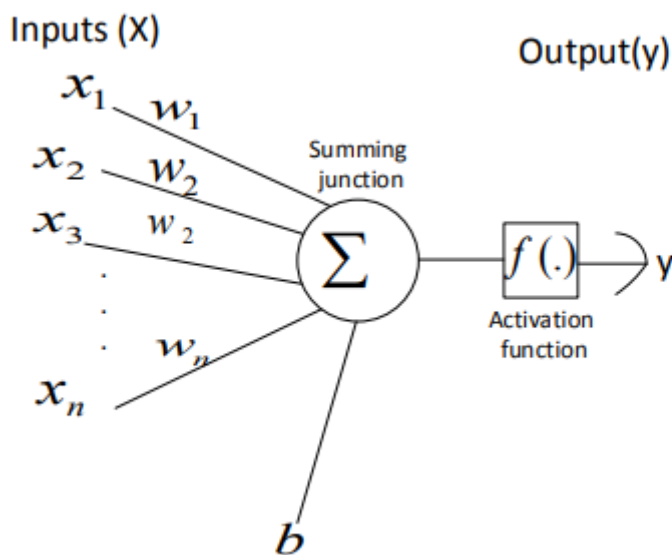
Η σοβαρή υποβάθμιση του σήματος για συχνότητες μεγαλύτερες από 10 GHz είναι επιβλαβής για τις συνδέσεις δορυφορικών επικοινωνιών και οδηγεί σε χρόνους διακοπής. Ως εκ τούτου, η ισχυρή ανίχνευση των τιμών απόσβεσης στο κοντινό μέλλον (κάποια επόμενα χρονικά βήματα), με βάση προηγούμενα χρονικά σημεία, όπως στην περίπτωση μας, θα ήταν χρήσιμο. Αυτή η ανίχνευση και πρόβλεψη μπορεί να βοηθήσει τις προσαρμοστικές τεχνικές μετριασμού της εξασθένησης (Προσαρμοστική Κωδικοποίηση και διαμόρφωση) και τη διαχείριση των πόρων, λαμβάνοντας υπόψη την εναλλαγή μεταξύ των πυλών σε περίπτωση πρόβλεψης επιδείνωσης του σήματος σε μία πύλη.

Επομένως είναι σημαντικό να γίνεται πρόβλεψη της απόσβεσης λόγω βροχής στις ζώνες Ka και Q/V. Εκτός από το μοντέλο ARIMA και τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που έχουν αναφερθεί στα προηγούμενα κεφάλαια, οι τεχνικές βαθιάς μάθησης (Deep Learning-DL) έχουν εφαρμοστεί για την πρόβλεψη της απόσβεσης του καναλιού. Συγκεκριμένα, στο [1] έχει προβλεφθεί η υπερβολική εξασθένηση του καναλιού για το επόμενο λεπτό στη ζώνη Q με την εφαρμογή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (Artificial Neural Network-ANN) για διαφορετικά διανύσματα χαρακτηριστικών. Οι συγγραφείς παρατηρούν ότι οι προβλέψεις που περιλαμβάνουν την υπερβολική εξασθένηση του τελευταίου λεπτού έχουν πολύ καλύτερη απόδοση. Επιπλέον, στο [2] ANN και μοντέλα μακράς βραχείας μνήμης (Long-short Memory-LSTM), μελετώνται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ελάχιστης απόλυτης συρρίκνωσης και επιλογής (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator- LASSO), για την επιλογή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών από ένα μεγαλύτερο σύνολο χαρακτηριστικών, προκειμένου να παραχθεί ένα μοντέλο καναλιού ζώνης Q[3].

6.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι υπολογιστικά και χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη χρονοσειρών απόσβεσης λόγω βροχής. Οι χρήσεις του τεχνητού νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνουν την αναγνώριση προτύπων, την εξόρυξη δεδομένων κ.λπ.[4].

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι εργαλεία με βάση τα δεδομένα και αυτοπροσαρμοζόμενα εργαλεία που χρησιμοποιούνται στην επίλυση γραμμικών και μη γραμμικών πολύπλοκων προβλημάτων στην επιστήμη και την τεχνολογία. Εμπνέονται από τη δομή του αλγόριθμου του ανθρώπινου εγκεφάλου για μάθηση. Το σύστημα χρησιμοποιεί το δίκτυο νευρώνων που περιγράφονται από τα δικά τους επίπεδα ενεργοποίησης για να ταιριάζει έξυπνα την σύνδεσης μεταξύ των δεδομένων εισόδου που του δίνονται με τα αντίστοιχα δεδομένα-στόχους. Το αρχιτεκτονικό τους μοντέλο είναι απλούστερο και πιο ακριβές στη διαδικασία πρόβλεψης. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα και επίπεδα εξόδου. Ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων εξαρτάται από την πολυπλοκότητα ενός δικτύου. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας μάθησης, το δίκτυο λαμβάνει δεδομένα εισόδου στο στρώμα εισόδου, τα δεδομένα επεξεργάζονται μέσω συνάρτησης ενεργοποίησης και προωθούνται ως είσοδος στο κρυφό στρώμα. Στη συνέχεια, η έξοδος λαμβάνεται στο στρώμα εξόδου με βάση τα δεδομένα εισόδου. Τα βάρη αποτελούν τη σύνδεση μεταξύ των εισόδων και της συνάρτησης ενεργοποίησης. Ο νευρώνας υπολογίζει το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων και τα περνάει μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης ή το κατώφλι για τον προσδιορισμό των αποτελεσμάτων. Στην εικόνα 6.1 παρουσιάζεται ένα απλό σχηματικό διάγραμμα του νευρώνα.



Εικόνα 6.1 Σχηματική Παρουσίαση του Νευρώνα[5].

Η μαθηματική έκφραση ενός νευρώνα ορίζεται ως εξής:

$$s = x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3 + \dots + x_n w_n + b \quad (6.1)$$

$$\begin{aligned} y = 1, s &\geq f(.) \\ y = 0, s &< f(.) \end{aligned} \quad (6.2)$$

όπου, s = σταθμισμένο άθροισμα εισόδων, x = εισροές, w =πίνακας βαρών , b =προκατάληψη , $f(.)$ = κατώφλι και y = έξοδος.

Η προσθήκη περισσότερων στρωμάτων μεταξύ των στρωμάτων εισόδου και εξόδου μετατρέπουν ένα δίκτυο σε πολυεπίπεδο νευρώνα αντίληπτρο (Multi-Layer Perceptron-MLP) και αυξάνει την ικανότητα μάθησης του δικτύου για την επίλυση

πολύπλοκων προβλημάτων. Αυτό το δίκτυο αναφέρεται επίσης ως νευρωνικό δίκτυο τροφοδότησης, επειδή τα δεδομένα ταξιδεύουν από το στρώμα εισόδου στο κρυφό στρώμα και από το κρυφό στρώμα στο στρώμα εξόδου. Στη συνέχεια αναλύονται οι διάφοροι τύποι εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

6.2.1 Αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης

Το νευρωνικό δίκτυο τροφοδότησης είναι ένας τύπος δικτύου όπου τα δεδομένα ταξιδεύουν μόνο προς τα εμπρός από το στρώμα εισόδου μέσω του μεσαίου στρώματος προς το στρώμα εξόδου. Η οπισθοδιάδοση είναι ένας από τους πιο αποδεκτούς αλγόριθμους μάθησης με επίβλεψη. Σε αυτόν τον αλγόριθμο, οι προβλεπόμενες τιμές αφαιρούνται από τις τιμές-στόχους για να προκύψουν οι τιμές σφάλματος. Τιμές σφάλματος διαδίδονται πίσω στο δίκτυο στο επίπεδο εισόδου για να ενημερώσουν τα βάρη για να αρχειοθετηθεί το ελάχιστο σφάλμα μέχρι να μην γίνονται περαιτέρω βελτιώσεις. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με επίβλεψη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μπορεί να παρασταθεί ως εξής:

$$w_{ab}^{new(l)} = w_{ab}^{old(l)} - \eta \frac{\partial e_k}{\partial w_{ab}^{(l)}} \quad (6.3)$$

$$E = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e_p \quad (6.4)$$

$$e_p = (T_k - Y_k)^2 \quad (6.5)$$

Όπου το w_{ab} αντιπροσωπεύει το βάρος από τον a th στον b th νευρώνα στο στρώμα l , η είναι ο ρυθμός μάθησης που είναι μια τιμή μεταξύ 0 και 1. Το E είναι η μέση συνάρτηση σφάλματος της εξόδου, n είναι ο αριθμός των ζευγών δεδομένων. T_k και Y_k είναι η έξοδος στόχος και η προσομοιωμένη έξοδος αντίστοιχα[5].

6.2.2 Αλγόριθμος Cascade forward backpropagation

Ο Αλγόριθμος Cascade forward backpropagation(CFBP) είναι ένα μη γραμμικό προσαρμοστικό δίκτυο που είναι παρόμοιο με τον με το δίκτυο οπισθοδιάδοσης με πρόωση υπό την έννοια ότι αποτελείται από εμπρόσθιο και οπίσθιο πέρασμα. Η έξοδος προσδιορίζεται με τη χρήση της μελλοντικής προσέγγισης. Το σφάλμα στο στρώμα εξόδου μεταδίδεται πίσω στο δίκτυο για να χρησιμοποιηθεί για την ενημέρωση των βαρών στο στρώμα εισόδου για τη βελτίωση της διαδικασίας μάθησης. Σε αυτό το δίκτυο, τα βάρη σχηματίζουν μια σύνδεση από το στρώμα εισόδου σε κάθε νευρώνα στα επόμενα κρυφά στρώματα και σε κάθε νευρώνα στο στρώμα εξόδου. Κάθε στρώμα σχετίζεται με κάθε επόμενο στρώμα. Η έξοδος σε ένα εμπρόσθιο πέρασμα μπορεί να παρουσιαστεί μαθηματικά ως εξής:

$$y(a) = f\left(\sum_{i=1}^k W_{i,j}^n X_{i,j}^n + b_i^n\right) \quad (6.6)$$

όπου X =είσοδοι στο δίκτυο, b =μεροληψία, m =αριθμός νευρώνων, $y(a)$ = έξοδος. Η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης περιγράφεται ως εξής:

$$f(.) = \frac{1}{1 + e^{-(x)}} \quad (6.7)$$

6.3 Μοντέλα μακράς βραχείας μνήμης

Το LSTM είναι ένας τύπος δικτύου αναδρομικής αρχιτεκτονικής, το οποίο ξεπερνά τα προβλήματα οπισθοδρόμησης σφαλμάτων. Ένα στρώμα LSTM μπορεί να υποστηρίξει δεδομένα ακολουθίας και χρονοσειρές σε ένα δίκτυο. Παρά το γεγονός ότι τα δεδομένα ακολουθίας εισόδου μπορεί να είναι είτε θορυβώδη είτε ασυμπίεστα, το δίκτυο LSTM μπορεί να μάθει να ενώνει χρονικά διαστήματα άνω των 1000 βημάτων χωρίς να χάνει τις βραχυχρόνιες ικανότητες. Κατά συνέπεια, αυτό είναι εφικτό με έναν αποτελεσματικό αλγόριθμο βασισμένο στην κλίση. Στην περίπτωση μας, υπάρχει ανάγκη πρόβλεψης των τιμών των μελλοντικών χρονικών βημάτων από τη χρονοσειρά εισόδου. Ως εκ τούτου, το προτεινόμενο δίκτυο LSTM εκπαιδεύει τις χρονοσειρές εισόδου με τη λειτουργία sequence-to-sequence, όπου τα δεδομένα εξόδου είναι ακολουθίες με τιμές μετατοπισμένες κατά ένα χρονικό βήμα. Με άλλα λόγια, το δίκτυο LSTM μαθαίνει να προβλέπει την τιμή του επόμενου χρονικού βήματος, $t+1$ για κάθε χρονικό βήμα, t , της ακολουθίας χρονοσειρών εισόδου.

Η εικόνα 6.2 περιγράφει λεπτομερώς το προτεινόμενο στρώμα LSTM, όπου κάθε σειρά δεδομένων εισόδου, $A_i' = (A_{t,i}^{(1)}, A_{t,i}^{(2)}, \dots, A_{t,i}^{(m)})$ για $i = 1, 2, \dots, N$ και

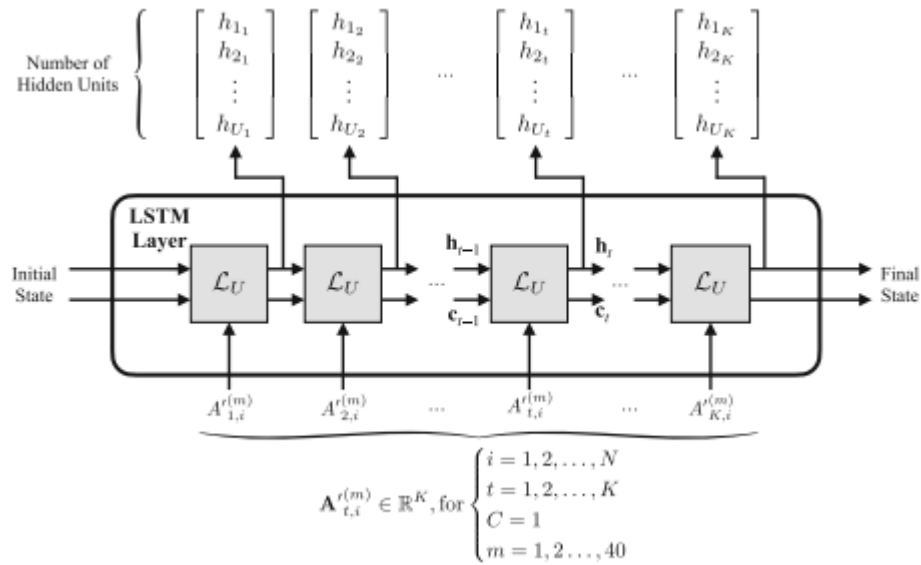
$t = 1, 2, \dots, K$, αποτελείται από m ακολουθίες ή παραδείγματα, $A_{t,i}^{(m)} \in R^k$.

Εδώ, κάθε χρονοσειρά βροχής-απόσβεσης πρέπει να κανονικοποιηθεί για να βελτιωθεί η σύγκλιση της φθίνουσας κλίσης. Για το λόγο αυτό, η A_i' υποδηλώνει την κανονικοποιημένη σειρά δεδομένων εισόδου της εξασθένησης της βροχής. Κάθε χρονοσειρά είναι μια μονομεταβλητή ακολουθία, δηλαδή είναι μια ενιαία σειρά παρατηρήσεων. Επιπλέον, κάθε χρονοσειρά έχει ένα μόνο χαρακτηριστικό, $C = 1$, και κάθε σύνολο δεδομένων έχει 40 παραδείγματα, δηλαδή, $m = \{1, 2, \dots, 40\}$. Επομένως, πρόκειται για μια διαμόρφωση ακολουθίας πολλών-προς-ένα με ένα μόνο χαρακτηριστικό. Με αυτό το κίνητρο, το δίκτυο LSTM προβλέπει την επόμενη τιμή στην ακολουθία, μαθαίνοντας από προηγούμενες παρατηρήσεις.

Το δίκτυο LSTM μπορεί να αποτελείται από ένα μόνο επίπεδο, L_U , δηλαδή $S = \{L_U\}$ με κρυφές μονάδες, U , ή από πολλαπλό στρώμα, $S = \{L_{U1}, L_{U2}, L_{U3}, \dots\}$ με διαφορετικό αριθμό κρυφών μονάδων, $U1, U2, U3, \dots$ σε κάθε επίπεδο. Για ένα ενιαίο στρώμα LSTM, οι κρυφές και οι καταστάσεις (έξοδοι) των κελιών, με m παραδείγματα και μονάδες LSTM U , δίνονται από τη σχέση:

$$(h_t, c_t) = L_U(h_{t-1}, c_{t-1}, A_t^{(m)}) \quad (6.8)$$

για $i = 1, 2, \dots, N$, $t = 1, 2, \dots, K$, $m = 1, 2, \dots, 40$



Εικόνα 6.2 Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου LSTM στρώματος[6].

Εν τω μεταξύ, η συνάρτηση εξόδου του πολυεπίπεδου δικτύου LSTM, S , συμβολίζεται ως εξής:

$$(H_t, C_t) = S(H_{t-1}, C_{t-1}, A_{t,i}^{(m)}) \quad (6.9)$$

για $i = 1, 2, \dots, N$, $t = 1, 2, \dots, K$, $m = 1, 2, \dots, 40$

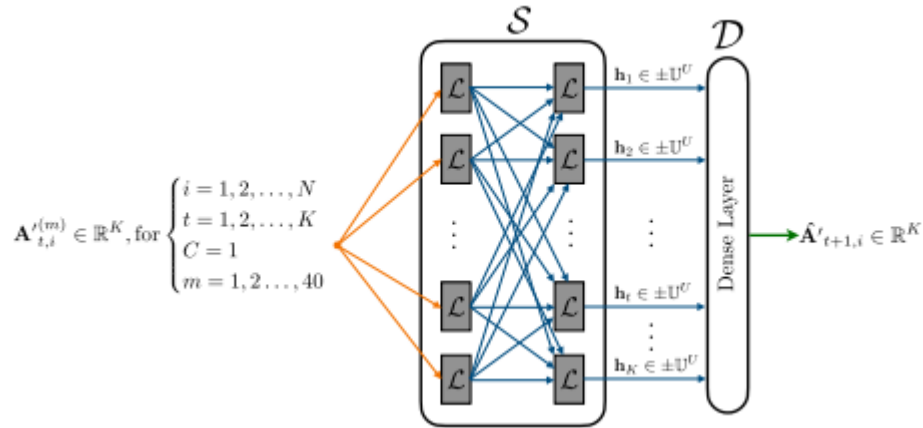
Για λόγους συντομίας και απλότητας, οι L_U και S είναι οι μαθηματικές συναρτήσεις των δικτύων LSTM τόσο για ένα όσο και για πολλά στρώματα, που περιλαμβάνονται από τις εξισώσεις (6.8) και (6.9), αντίστοιχα. Ως αποτέλεσμα, το δίκτυο LSTM παρουσιάζει K κρυφές καταστάσεις στην έξοδο $h_1, h_2, \dots, h_t, \dots, h_K \in \pm U^U$, αυξάνοντας την πολυπλοκότητα του δικτύου με τη στοίβαξη πολλών κρυφών εξόδων. Ωστόσο, είναι ουσιώδες να βρεθεί μια ενιαία ακολουθία στην έξοδο. Για το σκοπό αυτό, τα πυκνά στρώματα μπορούν να μειώσουν τις πολλαπλές εισόδους σε μία μόνο έξοδο μέσω μιας συνάρτησης ενεργοποίησης, είτε γραμμικής είτε μη γραμμικής. Η εικόνα 6.3 απεικονίζει το προτεινόμενο δίκτυο βαθιάς μάθησης, συνδέοντας το προτεινόμενο δίκτυο LSTM με το πυκνό στρώμα. Για την ακρίβεια, η λαμβανόμενη έξοδος, $\hat{A}_{t+1,i} \in \mathbb{R}^k$, είναι η προβλεπόμενη βροχής χρονοσειρά απόσβεσης λόγω βροχής στο χρονικό βήμα $t+1$.

Για λόγους αναγνωσιμότητας, η διαμόρφωση της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής LSTM αφορά ένα μόνο LSTM στρώμα, L_U , όπου κάθε έξοδος, επίσης γνωστή ως κρυφή κατάσταση στο χρονικό βήμα t , είναι ένα U -διάστατο διάνυσμα, $h_t \in \pm U^U$. Οι έξοδοι LSTM γίνονται οι εισοδοί του πυκνού στρώματος. Σε αυτό το πλαίσιο, το πυκνό στρώμα είναι ένα βαθιά συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο, όπου κάθε

σύνδεση μπορεί να θεωρηθεί τυπικά ένας νευρώνας πολλαπλών εισόδων. Η ενθυλάκωση της συνάρτησης του πυκνού στρώματος συμβολίζεται με την εξής σχέση:

$$\hat{A}'_{t+1,i} = D(h_t) \in \mathbb{R}^k \quad (6.10)$$

για $i = 1, 2, \dots, N$, $t = 1, 2, \dots, K$, όπου D είναι η συνάρτηση του πυκνού στρώματος και $h_t \in \pm U^U$, για $t = 1, 2, \dots, K$, είναι τα διανύσματα εισόδου του πυκνού στρώματος και το διάστημα $\pm U = [-1, 1]$. Ειδικότερα, το διάστημα εξόδου $[-1, 1]$ οφείλεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης \tanh που χρησιμοποιείται στο στρώμα LSTM. Εν τω μεταξύ, η χρησιμοποιούμενη



Εικόνα 6.3 Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου βαθιού νευρωνικού δικτύου[6].

συνάρτηση ενεργοποίησης στο πυκνό στρώμα είναι η κλιμακωτή-εκθετική-γραμμική-μονάδα (Scaled Exponential Linear Unit-SELU) που ορίζεται από τις σχέσεις

$$selu(z) = \lambda_{selu} z \quad \text{για } z \geq 0 \quad (6.11)$$

$$selu(z) = \lambda_{selu} \alpha_{selu} [\exp(z) - 1] \quad \text{για } z < 0 \quad (6.12)$$

όπου λ_{selu} και α_{selu} είναι προκαθορισμένες σταθερές ($\lambda_{selu} = 1.05070098$ και $\alpha_{selu} = 1.67326324$).

Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, οι παράμετροι βάρους τόσο των στρωμάτων LSTM όσο και των πυκνών στρωμάτων μαθαίνουν και ενημερώνονται σε κάθε εποχή. Για λόγους απλότητας, στο δίκτυο LSTM, η παράμετρος Θ_L συνθέτει τις μήτρες βαρών εισόδου, τις αναδρομικές μήτρες βαρών και τα διανύσματα προκατάληψης. Επιπλέον, το σύμβολο Θ_D συνδυάζει τον πίνακα βαρών εισόδου και το διάνυσμα προκατάληψης του πυκνού στρώματος. Τέλος, ο πίνακας $\hat{A}' \in \mathbb{R}^{K \times N}$ περιέχει τις προβλεπόμενες τιμές της απόσβεσης της βροχής για κάθε ανερχόμενη ζεύξη τροφοδοσίας που λαμβάνεται από το προτεινόμενο δίκτυο βαθιάς μάθησης. Συγκεκριμένα, οι τιμές αυτές θα μπορούσαν να επιτρέψουν στο κέντρο ελέγχου δικτύου (Network Control Center-NCC) να γνωρίζει εκ των προτέρων την κατάσταση της ανερχόμενης ζεύξης τροφοδοτή, να διαχειρίζεται τους πόρους, π.χ. την εφεδρεία

των πυλών, ώστε να αποφεύγονται οι διακοπές συνδέσεων λόγω της έντονης βροχής[6].

Αναφορές

- [1] L. Bai et al., "Prediction of Channel Excess Attenuation for Satellite Communication Systems at Q-Band Using Artificial Neural Network," *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 18, no. 11, pp. 2235- 2239, Nov. 2019.
- [2] L. Bai et al., "An Atmospheric Data-Driven Q-Band Satellite Channel Model With Feature Selection," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 70, no. 6, pp. 4002-4013, June 2022.
- [3] A. J. Roumeliotis, M. Kaselimi, A. Z. Papafragkakis, A. D. Panagopoulos and N. Doulamis, "Excess Attenuation Detection in Satellite Communication Channel Measurements with Deep Learning Architectures," 2023 17th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), Florence, Italy, 2023, pp. 1-4, doi: 10.23919/EuCAP57121.2023.10133621.
- [4] Ayo, A. O., Owolawi, P. A., Ojo, J. S., & Mpoporo, L.. (2020). Rain Impairment Model for Satellite Communication Link Design in South Africa using Neural Network. 2020 2nd International Multidisciplinary Information Technology and Engineering Conference (IMITEC).
- [5] Mpoporo, L. J., & Owolawi, P. A. (2019). Earth-Space Rain Attenuation Prediction Using Optimum Algorithm of Artificial Neural Networks. 2019 International Multidisciplinary Information Technology and Engineering Conference (IMITEC).
- [6] Cornejo, A., Landeros-Ayala, S., Matias, J.M. et al. Method of Rain Attenuation Prediction Based on Long–Short Term Memory Network. *Neural Process Lett* 54, 2959–2995 (2022).