



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής
Δ.Π.Μ.Σ Επιστήμη Δεδομένων και Μηχανική Μάθηση

Κατανομή πόρων σε ασύρματα δίκτυα ομόσπονδης μάθησης με ασύρματη μετάδοση ενέργειας

Μεταπτυχιακή Εργασία

του

ΣΤΕΦΑΝΟΥ Χ. ΒΟΪΚΟΥ

Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Απρίλιος 2025



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής

Δ.Π.Μ.Σ Επιστήμη Δεδομένων και Μηχανική Μάθηση

Κατανομή πόρων σε ασύρματα δίκτυα ομόσπονδης μάθησης με ασύρματη μετάδοση ενέργειας

Μεταπτυχιακή Εργασία

ΤΟΥ

ΣΤΕΦΑΝΟΥ Χ. ΒΟΪΚΟΥ

Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 11η Απριλίου 2025.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Γεώργιος Ματσόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Ελένη Στάη
Επίκουρη Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

Αθήνα, Απρίλιος 2025



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής

Δ.Π.Μ.Σ Επιστήμη Δεδομένων και Μηχανική Μάθηση

Copyright © – All rights reserved. Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Στέφανος Βόικος, 2025.

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, με την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα.

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

ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ενυπογράφως ότι είμαι αποκλειστικός συγγραφέας της παρούσας Μεταπτυχιακής Εργασίας, για την ολοκλήρωση της οποίας κάθε βοήθεια είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται λεπτομερώς στην εργασία αυτή. Έχω αναφέρει πλήρως και με σαφείς αναφορές, όλες τις πηγές χρήσης δεδομένων, απόψεων, θέσεων και προτάσεων, ιδεών και λεκτικών αναφορών, είτε κατά κυριολεξία είτε βάσει επιστημονικής παράφρασης. Αναλαμβάνω την προσωπική και ατομική ευθύνη ότι σε περίπτωση αποτυχίας στην υλοποίηση των ανωτέρω δηλωθέντων στοιχείων, είμαι υπόλογος έναντι λογοκλοπής, γεγονός που σημαίνει αποτυχία στην Μεταπτυχιακή μου Εργασία και κατά συνέπεια αποτυχία απόκτησης του Τίτλου Σπουδών, πέραν των λοιπών συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων. Δηλώνω, συνεπώς, ότι αυτή η Μεταπτυχιακή Εργασία προετοιμάστηκε και ολοκληρώθηκε από εμένα προσωπικά και αποκλειστικά και ότι, αναλαμβάνω πλήρως όλες τις συνέπειες του νόμου στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής άλλης πνευματικής ιδιοκτησίας.

Ο Κάτοχος Μεταπτυχιακού Προγράμματος "Επιστήμη Δεδομένων και Μηχανική Μάθηση"
της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Ε.Μ.Π
Στέφανος Βόικος

.....

Σ. Βόικος

Αθήνα, Απρίλιος 2025

Περίληψη

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία επικεντρώνεται στη βελτιστοποίηση ενός συστήματος Ομόσπονδης Μάθησης (Federated Learning), το οποίο λειτουργεί σε ένα ασύρματο δίκτυο. Το δίκτυο υποστηρίζει ασύρματη μετάδοση ενέργειας στη ζεύξη καθόδου με στόχο την ενεργειακή υποβοήθηση των κατανεμημένων συσκευών, ενώ παράλληλα είναι εξοπλισμένο με Ευφυείς Επιφάνειες με δυνατότητα Επαναδιαμόρφωσης (Reconfigurable Intelligent Surfaces), επιτρέποντας την ενίσχυση του σήματος στη ζεύξη ανόδου. Εκμεταλλευόμενοι των δυνατοτήτων του υποκείμενου δικτύου, απώτερος στόχος είναι η μείωση της καταναλισκόμενης ενέργειας από άκρο σε άκρο, καθώς και η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου εκτέλεσης της διαδικασίας ομόσπονδης μάθησης. Στο πλαίσιο αυτό, σχεδιάζεται και προτείνεται ένα ολοκληρωμένο σύστημα διαχείρισης και από κοινού κατανομής των υπολογιστικών πόρων των κατανεμημένων συσκευών και των πόρων του ασύρματου δικτύου (π.χ. ισχείς μετάδοσης, μετατόπιση φάσης του RIS, χρονικό διάστημα συλλογής ενέργειας/harvesting). Με την εφαρμογή τεχνικών κλασικής βελτιστοποίησης, το αρχικά διατυπωμένο από κοινού πρόβλημα βελτιστοποίησης διασπάται ισοδύναμα σε μικρότερα, ανεξάρτητα υποπροβλήματα, τα οποία επιλύονται επαναληπτικά μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση. Εκτενής πειραματική ανάλυση, μέσω κατάλληλης μοντελοποίησης και προσομοίωσης του ασύρματου δικτύου και της προτεινόμενης λύσης, επιβεβαιώνει την αποδοτικότητα της προσέγγισης βελτιστοποίησης σε σύγκριση με άλλες βασικές στρατηγικές κατανομής πόρων.

Λέξεις Κλειδιά

Μηχανική Μάθηση (MM), Ομοσπονδιακή Μάθηση (OM), Πελάτες, Σταθμός βάσης, ενέργεια, καθυστέρηση, Ευφυείς Επιφάνειες με δυνατότητα Επαναδιαμόρφωσης (RIS), συγκομιδή, SWIPT

Abstract

This thesis focuses on optimizing a Federated Learning (FL) system within a wireless network environment. The network utilizes wireless energy transfer in the downlink to supply energy to distributed devices, while Reconfigurable Intelligent Surfaces (RIS) are deployed to enhance signal strength in the uplink. Leveraging the capabilities of the underlying network, the ultimate goal is to minimize the end-to-end energy consumption and overall execution time of the (FL) process. In this context, a holistic management and resource allocation framework is designed and proposed, considering both the computational resources of the distributed devices and the resources of the wireless network (e.g., transmission power, RIS phase shifts, energy harvesting duration). By applying conventional optimization techniques, the initially formulated joint optimization problem is equivalently decomposed into smaller, independent sub-problems, which are solved iteratively until convergence is achieved. Extensive experimental analysis, through proper modeling and simulation of the wireless network and the proposed solution, demonstrates the effectiveness of the optimization approach compared to other baseline resource allocation strategies.

Keywords

Machine Learning (ML), Federated Learning (FL), Clients, Base Station, energy, latency, Reconfigurable Intelligent Surfaces (RIS), harvesting, SWIPT

στους γονείς μου

Ευχαριστίες

Θα ήθελα καταρχήν να ευχαριστήσω την καθηγήτή κ. Συμεών Παπαβασιλείου για την επίβλεψη αυτής της μεταπτυχιακής εργασίας και για την ευκαιρία που μου έδωσε να την εκπονήσω στο Εργαστήριο Διαχείρισης Δικτύων και Βέλτιστου Σχεδιασμού (NET-MODE). Επίσης ευχαριστώ ιδιαίτερα την Δρ. Μαρία Διαμαντή για την καθοδήγησή της και την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τον αδερφό μου Γιώργο, τους γονείς μου Χρήστο και Βασιλική, τους φίλους και τους συγγενείς, για την καθοδήγηση και την ηθική συμπαράσταση που μου προσέφεραν όλα αυτά τα χρόνια.

Αθήνα, Απρίλιος 2025

Στέφανος Βόικος

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	7
Πρόλογος	15
1 Εισαγωγή	17
1.1 Ανάγκη Διερεύνησης και σκοπός της μεταπτυχιακής εργασίας	18
1.2 Συμβολή της μεταπτυχιακής εργασίας στην επιστημονική κοινότητα . . .	19
1.3 Οργάνωση κεφαλαίων	20
I Θεωρητικό Μέρος	23
2 Θεωρητικό υπόβαθρο της Μηχανικής Μάθησης	25
2.1 Μηχανική Μάθηση	25
2.2 Εισαγωγή στη μηχανική μάθηση: Ορισμός και Ιστορία	26
2.3 Εξέλιξη της μηχανικής μάθησης	27
2.4 Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning)	29
2.5 Μη-επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning)	31
2.6 Ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised Learning)	33
2.7 Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning)	34
3 Ομοσπονδιακή Μάθηση	37
3.1 Ορισμός Ομοσπονδιακής Μάθησης	37
3.2 AirComp τεχνική	38
3.3 SWIPT	39
3.4 Σχετικές εργασίες	40
II Πειραματικό Μέρος	43
4 Σχεδίαση συστήματος και ανάλυση	45
4.1 Μοντέλο του Συστήματος	45
4.2 Σχέσεις και μεγέθη	46

4.2.1	Μετάδοση από το BS στους πελάτες	46
4.2.2	Μετάδοση από τους πελάτες στο BS	49
4.3	Ορισμός προβλήματος	56
5	Υλοποίηση και Επίλυση του Προβλήματος	59
5.1	Βελτιστοποίηση μετατόπισης φάσης RIS	60
5.2	Πρόβλημα βελτιστοποίησης πόρων	61
5.3	Αλγόριθμος επίλυσης	63
6	Αριθμητικά Αποτελέσματα και Γραφικές Παραστάσεις	65
6.1	Επίδοση μοντέλου FL	68
6.2	Επίδραση του πλήθους πελατών στην ενέργεια και τον χρόνο	71
6.3	Επίδραση των RIS στην ισχύ μετάδοσης, την ενέργεια και τον χρόνο	75
6.4	Επίδραση της ισχύος του BS, στην ενέργεια και τον χρόνο	78
6.5	Επίδραση του SWIPT	80
6.6	Σύγκριση της προσέγγισής μας με άλλους Solvers	81
III	Επίλογος	87
7	Επίλογος	89
7.1	Συμπεράσματα	89
7.2	Μελλοντικές Επεκτάσεις	90
	Παραρτήματα	93
A'	Απόδειξη Σχέσης 4.2.2	95
B'	Απόδειξη έκφρασης 4.2.2	97
	Βιβλιογραφία	103
	Συντομογραφίες - Αρκτικόλεξα - Ακρωνύμια	105
	Απόδοση ξενόγλωσσων όρων	107

Κατάλογος σχημάτων

2.1	Οπτικοποίηση της λογικής λειτουργίας των αλγορίθμων στην επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση. [1]	30
4.1	Οπτικοποίηση του μοντέλου.	46
4.2	Στάδια εντός μίας εποχής επανάληψης.	47
6.1	Τοπολογία των πελατών	65
6.2	Ακρίβεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID MNIST	70
6.3	Ακρίβεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID CIFAR10	70
6.4	Ακρίβεια Εκπαίδευσης στα MNIST και CIFAR-10 σε Non-IID Δεδομένα	70
6.5	Απώλεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID MNIST	70
6.6	Απώλεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID CIFAR10	70
6.7	Απώλεια Εκπαίδευσης στα MNIST και CIFAR-10 σε Non-IID Δεδομένα	70
6.8	Κατανάλωση ενέργειας (α) συνολική (BS + πελάτες), (β) ενέργεια σταθμού βάσης, (γ) ενέργεια μετάδοσης πελάτη και (δ) υπολογιστική ενέργεια πελάτη.	72
6.9	Επιμέρους ανάλυση της επίδραση του πλήθους των RIS Elements στον καταναλισκόμενο χρόνο πελατών και BS για τα διάφορα σενάρια βαρύτητας	74
6.10	Μέση ισχύς μετάδοσης για διαφορετικά πλήθη RIS στοιχείων	75
6.11	Επιμέρους ανάλυση της επίδραση του πλήθους των RIS Elements στον καταναλισκόμενο χρόνο πελατών και BS για τα διάφορα σενάρια βαρύτητας	76
6.12	Μέση καταναλισκόμενη ενέργεια για τα τρία σενάρια των RIS στοιχείων	77
6.13	Μέσος απαιτούμενος χρόνος για τα τρία σενάρια των RIS στοιχείων	77
6.14	Επιμέρους ανάλυση της επίδραση του πλήθους των RIS Elements στον καταναλισκόμενο χρόνο πελατών και BS για τα διάφορα σενάρια βαρύτητας	78
6.15	Χρόνος SWIPT για διαφορετικό αριθμό υποθέσεων πελατών	80
6.16	Χρόνος SWIPT για διαφορετικό αριθμό περιπτώσεων RIS Elements	80
6.17	Χρόνος SWIPT για διαφορετικές θήκες ισχύος BS	80
6.18	Χρόνος SWIPT	80
6.19	Χρόνος εκτέλεσης για διάφορα πλήθη πελατών	82
6.20	Χρόνος εκτέλεσης για διάφορα πλήθη RIS στοιχείων	82
6.21	Χρόνοι Εκτέλεσης	82

6.22	Αντικειμενική συνάρτηση για διάφορους αριθμούς πελατών, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης	83
6.23	Καταναλισκόμενη ενέργεια για διάφορους αριθμούς πελατών, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης	83
6.24	Αντικειμενική συνάρτηση για διάφορα πλήθη RIS στοχείων, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης	83
6.25	Καταναλισκόμενη ενέργεια, για διάφορα πλήθη RIS στοχείων, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης	83

Κατάλογος πινάκων

4.1	Βασικές σημειώσεις μοντέλων συστήματος.	58
6.1	Μεταβλητές Συστήματος Μοντέλου	67

Πρόλογος

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, υλοποιήθηκε στα πλαίσια του μαθήματος "Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων", μάθημα του Χειμερινού Εξαμήνου του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών (Σ.Η.Μ.Μ.Υ) "Δ.Π.Μ.Σ. Επιστήμη Δεδομένων και Μηχανική Μάθηση", στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο (Ε.Μ.Π). Ο τόπος διεξαγωγής της μεταπτυχιακής εργασίας, αποτελεί η Ζωγράφου, Αθήνα, Αττικής, 15773 ,ενώ το Εργαστήριο στο οποίο εκπονήθηκε η Μεταπτυχιακή Εργασία, αποτελεί το εργαστήριο NETMODE στη Σ.Η.Μ.Μ.Υ ,όπου είχα απευθείας και άμεση συνεργασία τόσο με τον κ.Συμεών Παπαβασιλείου όσο και με την Δρ. Μαρία Διαμαντή.

Το ενδιαφέρον μου για το μάθημα "Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων" ξεκίνησε κατά τη διάρκεια του χειμερινού εξαμήνου του ακαδημαϊκού έτους 2023-2024, που πυροδότησε μια βαθύτερη περιέργεια αναφορικά με τον συνδυασμό και τις προοπτικές που έχει η χρήση Μηχανικής Μάθησης, σε εφαρμογές Κοινωνικών Δικτύων και κατανεμμένων συστημάτων. Συνεπώς, και μία τέτοια λογική διασύνδεση, που συνοψίζεται στο αντικείμενο της αναδυόμενης κατά τα τελευταία χρόνια Ομοσπονδιακής Μάθησης, που θα αναλυθεί κατά το Θεωρητικό Μέρος της εργασίας έτει περαιτέρω, αποτελεί φυσική συνέχεια και εξέλιξη του αντικειμένου και περιεχομένου του προαναφερθέντος μαθήματος, στα πλαίσια του οποίου έγινε και η τρέχουσα Μεταπτυχιακή Εργασία.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω και πάλι τις ειλικρινείς μου ευχαριστίες τόσο στον κ.Συμεών Παπαβασιλείου όσο και στην Δρ. Μαρία Διαμαντή, για την ανεκτίμητη καθοδήγηση και την υποστήριξή τους καθ' όλη τη διάρκεια αυτής της έρευνας. Θέλω επίσης να ευχαριστήσω όλους τους συναδέλφους, μέντορες και το Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, για τη βοήθεια και ενθάρρυνσή τους.

Εισαγωγή

Ανέκαθεν οι άνθρωποι, είχαν την ανάγκη να προοδεύουν, να εφευρίσκουν και να πραγματοποιούν όλο και νέες ανακαλύψεις, με απότερο στόχο την βελτίωση των όρων ζωής τους σε κάθε τους πτυχή. Εκ γενετής, είναι προικισμένοι με την επιθυμία να κατορθώνουν την ατομική πρόοδο και ως κοινωνικά όντα, τη συλλογική ευημερία και πρόοδο. Στο διάβα του χρόνου, ανέπτυξε πολιτισμό, γράμματα, επιστήμες. Πνευματικοί και γνωστικοί ταγοί κάθε εποχής, με τις παρατηρήσεις και γνώσεις τους, απέδιδαν στην ανθρωπότητα και μία νέα παρατήρηση, ένα νέο θεώρημα, θέτοντας τους απαραίτητους λίθους για την ανάπτυξη νέων επιστημονικών κλάδων.

Κατά τον 20ο αιώνα, γεννήθηκε ένας σύγχρονος τομέας της επιστήμης των Υπολογιστών, και έφερε ριζικές αλλαγές σε όλες τις εκφάνσεις εφαρμογών και της καθημερινότητας, και αποτελεί η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence). Από αυτή την παρατήρηση της συμπεριφοράς του ανθρώπου κατά τη διαδικασία της «μάθησης», και της αυτοματοποιημένης διαδικασίας, όπου ένας πράκτορας, μέσα από μία σειρά εμπειριών και ενεργειών, μαθαίνει και διαπιστώνει το πόσο "καλά" έχει μάθει από το περιβάλλον και τις εμπειρίες του, αργότερα προέκυψε ο υποκλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης, που συνιστά η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning).

Σήμερα, στην εποχή της 4ης Βιομηχανικής Επανάστασης, στην εποχή που παρατηρείται "έκρηξη γνώσης", την ραγδαία χρήση και επέκταση του διαδικτύου σε όλο τον κόσμο, των τηλεπικοινωνιών, και την τεράστια πρόοδο που η Μηχανική Μάθηση έχει σημειώσει τα τελευταία χρόνια, είμαστε σε θέση να μπορούμε να αναπτύξουμε νέες τεχνικές, νέες προσεγγίσεις και αρχιτεκτονικές, που να κάνουν την επίλυση των πρακτικών προβλημάτων της καθημερινότητας, ακόμα πιο αποδοτική.

Προς την κατεύθυνση της εύρεσης και ανάπτυξης γρήγορων, ασφαλών, μοντέλων Μηχανικής Μάθησης, γεννήθηκε η ιδέα και η ανάγκη εφεύρεσης της Ομοσπονδιακής Μάθησης (Federated Learning). "Μια προσέγγιση που ονομάζεται ομοσπονδιακή μάθηση (Konečný et al., 2016) δεν έχει κεντρική βάση δεδομένων. Αντίθετα, οι χρήστες διατηρούν τις δικές τους τοπικές βάσεις δεδομένων που διατηρούν τα δεδομένα τους ιδιωτικά. Ωστόσο, αυτοί μπορούν να μοιράζονται παραμέτρους ενός μοντέλου μηχανικής εκμάθησης που ενισχύεται με τα δεδομένα τους, χωρίς τον κίνδυνο αποκάλυψης οποιουδήποτε από τα προσωπικά δεδομένα." [2] Και συνεπώς, αντί να πραγματοποιείται μία τοπική διαμόρφωση μοντέλου, με πολύ μεγάλη βάση δεδομένων, που υπολο-

γιστικά είναι βαριά μία τέτοια προσέγγιση, ακολουθείται κατά αυτόν τον τρόπο, μία κατανεμημένη διαδικασία, με χρήστες να κάνουν εκεί τοπικά τα δικά τους μοντέλα βάσει των τοπικών τους μοντέλων και με αποστολή παραμέτρων στον server, να γίνεται η διαμόρφωση του ολικού/παγκόσμιου μοντέλου. Τέτοιες τεχνικές, μπορούν πέραν από τα κατανεμημένα δίκτυα μηχανικής μάθησης, να εφαρμοστούν και σε άλλους τομείς εκτός από τη μηχανική μάθηση. Για παράδειγμα, τέτοιες τεχνικές κατανεμημένης επεξεργασίας και εκπαίδευσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ιατρικές εφαρμογές για την ανάλυση δεδομένων από διάφορες ιατρικές συσκευές ή σε έρευνες σε μεγάλη κλίμακα για την ανάλυση δεδομένων από διαφορετικές πηγές παγκοσμίως.

Επίσης, μπορούν να εφαρμοστούν σε τομείς όπου η ιδιωτικότητα και η ασφάλεια δεδομένων είναι κρίσιμες, όπως η κρυπτογραφία και η ασφάλεια των δικτύων. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει στα δεδομένα να παραμένουν στον τόπο όπου δημιουργούνται ή στηρίζονται, μειώνοντας τον κίνδυνο διαρροής ή κακόβουλης χρήσης.

Συνολικά, η κατανεμημένη επεξεργασία και εκπαίδευση μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλούς τομείς για τη βελτίωση της αποδοτικότητας, της ασφάλειας και της ιδιωτικότητας στην ανάλυση και τη χρήση δεδομένων.

Τα μεγέθη που εξετάζουμε και μας ενδιαφέρουν στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, η οποία εδράζεται σε αρχιτεκτονική Ομοσπονδιακής Μάθησης, αποτελούν ο καταναλισκόμενος χρόνος (latency) και η καταναλισκόμενη ενέργεια (energy) που πραγματοποιείται, σε κάθε εποχή εκπαίδευσης των μοντέλων. Τόσο ο χρόνος όσο και η ενέργεια, αποτελούν αντικείμενα ενασχόλησης όχι μόνο της μηχανικής μάθησης, αλλά ευρύτερα όλων των θετικών επιστημών και δει της Χημείας και της Φυσικής. Το ενδιαφέρον και η ενασχόληση με τα δύο προαναφερθέντα μεγέθη, είναι μεγάλο, καθώς στοχεύουμε στην οικολογική αλλά και γρήγορη διαμόρφωση της Ομοσπονδιακής Μάθησης. Για αυτό και στην μεταπτυχιακή εργασία, εμβαθύνουμε στην εύρεση βέλτιστης ισορροπίας μεταξύ του καταναλισκόμενου χρόνου (latency) και της καταναλισκόμενης ενέργειας (energy).

1.1 Ανάγκη Διερεύνησης και σκοπός της μεταπτυχιακής εργασίας

Με τις τεχνολογικές εξελίξεις, τις ολοένα αυξανόμενες και πιο απαιτητικές σύγχρονες ανάγκες, οι οποίες εφάπτονται και πάνω στις εφαρμογές της μηχανικής μάθησης, είναι πιθανόν αρκετές φορές, να εμφανιστούν δυσχέρειες, προκλήσεις και δυσκολίες οι οποίες κάθε φορά, θα πρέπει να επιλύονται με τον κατάλληλο τρόπο κάθε φορά. Παρατηρώντας ωστόσο τις αδυναμίες που το κεντριοποιημένο σύστημα Μηχανικής Μάθησης, παρουσιάζει σε τομείς, όπως είναι η Διατήρηση απορρήτου, η ανάγκη για μειωμένο κόστος μεταφοράς δεδομένων, η αξία της ασφάλειας, ανάγκες κλιμακοσημότητας και επεκτασιμότητας του παραγόμενου μοντέλου και η βελτιωμένη εξατομίκευση, οδήγησαν στην αναγκαιότητα κατεύθυνσης και στροφής ενδιαφέροντός μας, προς την Ομοσπονδιακή Μάθηση. Παράλληλα, σε μία κρίσιμη για την ανθρωπότητα περίοδο, από τη μία μεριά με την κλιματική αλλαγή η οποία κρούει κώδωνα, να τονίζε-

ται η ανάγκη προσοχής, των εφαρμογών μας, από ενεργειακής άποψης, από την άλλη μεριά, οι σύγχρονες ανάγκες και επιταγές, να τονίζουν την ανάγκη προσοχής και έμφασης στην ταχύτητα εκτέλεσης και στον καταναλισκόμενο χρόνο. Μια ενδιαφέρουσα Ανάγκη Διερεύνησης για την Ομοσπονδιακή Μάθηση θα μπορούσε να είναι η αναζήτηση ισορροπίας μεταξύ του χρόνου και της ενέργειας κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης των μοντέλων. Αυτή η ισορροπία είναι κρίσιμη για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του συστήματος και τη μείωση του αντίκτυπου στο περιβάλλον.

Συγκεκριμένα, η έρευνα θα μπορούσε να εξετάσει πώς οι παράμετροι της Ομοσπονδιακής Μάθησης επηρεάζουν την κατανάλωση ενέργειας και τον χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση των μοντέλων. Μπορεί να εξεταστεί πώς διάφοροι παράγοντες όπως η συχνότητα επικοινωνίας μεταξύ των συσκευών, η πολυπλοκότητα του μοντέλου και η διαχείριση της μνήμης επηρεάζουν τον συνολικό κόστος χρόνου και ενέργειας.

Επιπλέον, η έρευνα θα μπορούσε να εξετάσει την ανάγκη για νέες τεχνικές βελτιστοποίησης ή την ανάπτυξη νέων αλγορίθμων που να επιτυγχάνουν καλύτερη ισορροπία μεταξύ αυτών των δύο παραμέτρων. Τέτοιες αναλύσεις είναι κρίσιμες για την εφαρμογή της Ομοσπονδιακής Μάθησης σε πραγματικές εφαρμογές όπου η ενεργειακή απόδοση και ο χρόνος αποτελούν κρίσιμους παράγοντες.

Από τις παραπάνω αναλύσεις, γίνεται διακριτή και κατανοητή η ανάγκη έρευνας, η οποία τόσο θα συνδράμει στο έργο των επιστημόνων και μηχανικών δεδομένων, όσο και θα εμπλουτίσει περαιτέρω τον αναδυόμενο τομέα του Federated Learning και της δημιουργίας επιπλέον επιστημονικού υλικού, για μεγαλύτερη ανάλυση και εφαρμογή, πάνω σε αυτόν τον τομέα.

Το Federated Learning (FL) έχει αναδειχθεί ως μια καινοτόμος προσέγγιση στη μηχανική μάθηση, προσφέροντας σημαντικά πλεονεκτήματα όσον αφορά την ιδιωτικότητα και την αποκέντρωση των δεδομένων. Ωστόσο, είναι εξίσου σημαντικό να εστιάσουμε στις ενεργειακές και χρονικές απαιτήσεις που σχετίζονται με αυτήν την τεχνολογία, καθώς αποτελούν κρίσιμους παράγοντες για την πρακτική εφαρμογή και υιοθέτησή της.

1.2 Συμβολή της μεταπτυχιακής εργασίας στην επιστημονική κοινότητα

Προς την κατεύθυνση της κάλυψης της ανάγκης, όπως αυτή αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία έρχεται να συμβάλλει σημαντικά στην επιστημονική κοινότητα, μέσω της βελτιστοποίησης της ενεργειακής κατανάλωσης και του απαιτούμενου χρόνου εκτέλεσης στο περιβάλλον του Federated Learning με χρήση Reconfigurable Intelligent Surfaces (RIS). Η εργασία προτείνει μια νέα προσέγγιση για τη μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης στις συσκευές που συμμετέχουν στο Federated Learning. Η χρήση RIS επιτρέπει την αποτελεσματικότερη διαμόρφωση του περιβάλλοντος διάδοσης των ραδιοκυμάτων, επιτρέποντας τη βελτιστοποίηση των μεταδόσεων και συνεπώς την εξοικονόμηση ενέργειας. Επιπλέον, μέσω της βελτιστοποίησης των παραμέτρων των RIS και της διαχείρισης των πόρων, η εργασία επιδιώκει να μειώσει τον απαιτούμενο χρόνο για την εκτέλεση των διαδικασιών

εκπαίδευσης των μοντέλων Federated Learning. Με τον τρόπο αυτό, η μεταπτυχιακή εργασία συμβάλλει στην αποτελεσματικότερη και βιώσιμη λειτουργία των αποκεντρωμένων συστημάτων μηχανικής μάθησης, προσφέροντας λύσεις που ενισχύουν τη βιωσιμότητα και τη λειτουργική αποδοτικότητα των σύγχρονων ασύρματων δικτύων.

Με αυτές τις λειτουργίες, συνάμα, η εργασία προάγει την κατανόηση της συνδυαστικής χρήσης του Federated Learning και των RIS, αναδεικνύοντας τα πλεονεκτήματα και τις προκλήσεις που προκύπτουν από την ενσωμάτωσή τους. Με τη χρήση προσομοιώσεων και αναλυτικών μοντέλων, παρέχει συγκεκριμένες κατευθύνσεις για την επίτευξη βέλτιστων λύσεων που εξισορροπούν την ενεργειακή αποδοτικότητα και την απόδοση σε πραγματικό χρόνο. Αυτή η συνεισφορά μπορεί να αποτελέσει βάση για περαιτέρω έρευνες και εφαρμογές σε διάφορα πεδία, όπως τα δίκτυα 5G και τα μελλοντικά δίκτυα 6G, όπου η αποδοτική διαχείριση των πόρων και η ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας είναι κρίσιμες.

1.3 Οργάνωση κεφαλαίων

Η συγκεκριμένη μεταπτυχιακή εργασία, είναι οργανωμένη σε 7 κεφάλαια. Στο Κεφάλαιο 1, πραγματοποιήθηκε η απαραίτητη εισαγωγή, τόσο για την εισαγωγή του θέματος, όσο και της συμβολής που θα έχει στην επιστημονική κοινότητα. Τα κεφάλαια 2, και 3 συνιστούν το "Θεωρητικό μέρος" της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, στο οποίο γίνεται η παράθεση του απαραίτητου θεωρητικού υπόβαθρου, σε όλη τη βάση του, που είναι απαραίτητη να γνωρίζει ο αναγνώστης προκειμένου να κατανοήσει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο, το "Πειραματικό Μέρος" που ακολουθεί εν συνεχεία. Και οι κύριοι κορμοί θεωρητικής βάσης, συνιστούν η Ομοσπονδιακή Μάθηση και ευρύτερα η Μηχανική Μάθηση.

Στο Κεφάλαιο 2, παρέχεται το θεωρητικό υπόβαθρο, που είναι απαραίτητο και αφορά την "Μηχανική μάθηση". Αναλυτικά, στις πρώτες δύο ενότητες, γίνεται ανάλυση της έννοιας της Μηχανικής Μάθησης, του πώς προέκυψε ιστορικά και πώς εξελίχθηκε η Μηχανική Μάθηση, καθώς και το πως σχετίζεται τόσο με την Τεχνητή Νοημοσύνη, όσο και με τη Βαθιά Μάθηση. Στο Κεφάλαιο 2.3, πραγματοποιείται μία ολιστική περιγραφή του ποια ήταν η εξέλιξη της Μηχανικής Μάθησης, στο διάβα του χρόνου και πως έφτασε, στη μορφή και τα χαρακτηριστικά της, όπως την γνωρίζουμε στο σήμερα. Ενώ στις ενότητες 2.4 έως 2.7, γίνεται σε κάθε μία από αυτές τις ενότητες, ανάλυση των τεχνικών μηχανικής μάθησης, που αποτελούν η Επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση (Ενότητα 2.4), η Μη-Επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση (Ενότητα 2.5), η Ημι-Επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση (Ενότητα 2.6) και η Ενισχυτική Μάθηση (Ενότητα 2.7), του τρόπου λειτουργίας και εκπαίδευσης των μοντέλων, τους τομείς που εφαρμόζονται οι τεχνικές αυτές καθώς και παραδείγματα αλγορίθμων.

Στο Κεφάλαιο 3, δίνεται έμφαση στο βασικό κομμάτι της Αρχιτεκτονικής του συστήματος εργασίας μας, που συνιστά η Ομοσπονδιακή Μάθηση (ΟΜ). Πιο αναλυτικά, το εν λόγω κεφάλαιο ξεκινά με το να ορίσει το τι είναι η Ομοσπονδιακή Μάθηση και από ποια χαρακτηριστικά γνωρίσματα αποτελείται, στο Κεφάλαιο 3.1. Εν συνεχεία, στην

ενότητα 3.2, αναλύεται η τεχνική AirComp, που συνιστά και αρχιτεκτονική επικοινωνίας και μεταφοράς των υπερπαραμέτρων των μοντέλων, από τους πελάτες στο BS. Στην ενότητα 3.3, περιγράφεται η ιδιότητα SWIPT (Simultaneous Wireless Information and Power Transfer), από την οποία χαρακτηρίζεται το μοντέλο του συστήματος. Παρατίθεται ο ορισμός, τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα, τα πλεονεκτήματα και τα στοιχεία που χρειάζεται να λαμβάνονται υπόψη σε κάθε ανάλυσή πάνω σε SWIPT. Στο τέλος του Κεφαλαίου 3, στο Κεφάλαιο 3.4, περιγράφονται σχετικές εργασίες, οι οποίες δραστηριοποιούνται στο FL, στο RIS και στο SWIPT, σε εργασίες που είναι σχετικές με το αντικείμενο ενασχόλησης της τρέχουσας μεταπτυχιακής εργασίας.

Τα κεφάλαια 4 έως 6, συνιστούν το “Πειραματικό Μέρος” της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, στην οποία γίνεται ο ορισμός του περιβάλλοντος και συστήματος εργασίας, οι προσομοιώσεις, τα τεχνικά κομμάτια της μεταπτυχιακής εργασίας και τα απορρέοντα αποτελέσματα που προέκυψαν κατά την έρευνα.

Πιο συγκεκριμένα, το Κεφάλαιο 4 ασχολείται με τη σχεδίαση του συστήματος και την ανάλυσή του, περιγράφοντας αρχικά το μαθηματικό μοντέλο που το διέπει. Παρουσιάζονται οι βασικές σχέσεις και τα κρίσιμα μεγέθη που το χαρακτηρίζουν, εστιάζοντας στη μετάδοση δεδομένων τόσο από τον σταθμό βάσης (BS) προς τους πελάτες όσο και αντίστροφα. Στη συνέχεια, διατυπώνεται με σαφήνεια το προς επίλυση πρόβλημα, το οποίο αποτελεί τη βάση για την ανάλυση και βελτιστοποίηση που ακολουθεί. Ορίζεται σε αυτό το σημείο η αντικειμενική συνάρτηση, οι μεταβλητές και οι περιορισμοί, από τους οποίους χαρακτηρίζεται το καλώς ορισμένο πρόβλημα ελαχιστοποίησης της αντικειμενικής συνάρτησης. το Κεφάλαιο 5 έρχεται να λύσει το πρόβλημα και να παραθέσει τον αλγόριθμο που ορίστηκε, για την επίλυσή του. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται αντιληπτό πως οι μεταβλητές είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους και συνεπώς γίνεται μεμονωμένη επίλυση του προβλήματος, όπου για κάθε μεταβλητή, σταθεροποιούνται οι υπόλοιπες μεταβλητές και τίθενται ως σταθερές. Οπότε και βήμα βήμα, γίνεται η εύρεση των βέλτιστων εκφράσεων και ορισμών για κάθε μία από τις μεταβλητές, λύνοντας το πρόβλημα βελτιστοποίησης. Τέλος, παρουσιάζεται ο αλγόριθμος επίλυσης που εφαρμόζεται και που επιτρέπει την αποδοτική αντιμετώπιση του προβλήματος, διασφαλίζοντας την αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου συστήματος. Στο Κεφάλαιο 6, πραγματοποιείται η αποτύπωση τόσο των αριθμητικών αποτελεσμάτων που προέκυψαν από το Κεφάλαιο 5 και τις προσομοιώσεις που έγιναν, όσο και των γραφικών παραστάσεων, για διαφορετικά σενάρια υλοποιήσεων και συγκρίσεων. Πιο συγκεκριμένα, στην αρχή, παραθέτουμε τις επιδόσεις του παγκοσμίου μοντέλου FL στο BS, για διαφορετικά σενάρια βασικής γραμμής, για διαφορετικά σενάρια ισχύος μετάδοσης των πελατών και διαφορετικών γωνιών και φάσης στα RIS. Επιπλέον, εκτελέστηκαν σενάρια για διαφορετικά πλήθη χρηστών στο μοντέλο συστήματος, διαφορετικό πλήθος των RIS στοιχείων, καθώς και για διαφορετικές τιμές ισχύος που εφαρμόζει το BS. Στη συνέχεια, παραθέτουμε με γραφικές παραστάσεις, την επίδραση που τα παραπάνω μεταβαλλόμενα μεγέθη που προαναφέρθηκαν, είχαν στη διάρκεια της διαδικασίας του SWIPT. Τέλος, συγκρίνουμε τον αλγόριθμο μας, με άλλους προϋπάρχοντες αλγορίθμους και επιλυτές (solvers), που υπάρχουν σε προγραμματιστικά εργαλεία της Python3 και όχι μόνο.

Τέλος, το τελευταίο Κεφάλαιο αποτελεί το Κεφάλαιο 7, που συνιστά και τον Επίλογο της αναφοράς της μεταπτυχιακής εργασίας. Υπογραμμίζονται τα προκύπτοντα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση, καθώς και δίνονται προτάσεις, κατευθυντήριες κινήσεις, για μελλοντικές επεκτάσεις της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας.

Μέρος **I**

Θεωρητικό Μέρος

Θεωρητικό υπόβαθρο της Μηχανικής Μάθησης

Στο κεφάλαιο αυτό, ξεδιπλώνονται και παραθέτονται, όλα τα θεμελιώδη στοιχεία και χαρακτηριστικά, που έχουν να κάνουν με την Μηχανική Μάθηση αλλά και την κατανεμμένη εκδοχή αυτής, που αναπτύσσεται και εξελίσσεται τα τελευταία χρόνια, της Ομοσπονδιακής Μάθησης (ΟΜ). Η αποτύπωση των θεμελιακών στοιχείων της Μηχανικής Μάθησης είναι απαραίτητη, τόσο για την πληρέστερη κατανόηση της φύσης του αντικειμένου και των θεμελιωδών συστατικών, που είναι απαραίτητα για την δόμηση και οργάνωση, του μοντέλου συστήματος Μηχανικής Μάθησης, που περιγράφεται εν αρχή του "Πειραματικού Μέρους" της παρούσας εργασίας.

2.1 Μηχανική Μάθηση

Ο άνθρωπος είναι από τη φύση του μιμητικό ον, που αλληλεπιδρά με άλλους ανθρώπους στο πλαίσιο των κοινωνιών και συχνά υιοθετεί πράξεις και συμπεριφορές. Μέσα από τις δράσεις του, αποκτά εμπειρίες, εμπλουτίζει τις γνώσεις του και αντιλαμβάνεται τι είναι σωστό ή λάθος, πού μπορεί να υπάρχει σφάλμα ή παράλειψη. Οπότε και ο άνθρωπος, «μαθαίνει» καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής του. Στη διαδικασία της διαβίου μάθησης, που είναι ατελείωτη και συνδέεται με την εξέλιξη και την προσαρμογή του, λαμβάνει συνεχώς νέα ερεθίσματα και αλληλεπιδρά με το περιβάλλον του. Μέσα από αυτή τη διαρκή ενεργητική του στάση και σκέψη, ανταποκρίνεται στα ερεθίσματα, αξιοποιώντας τόσο τις προηγούμενες εμπειρίες του όσο και την τρέχουσα συγκυρία.

Από την παρατήρηση της ανθρώπινης διαδικασίας μάθησης προήλθε ένας σύγχρονος τομέας της επιστήμης των Υπολογιστών, που έχει επιφέρει ριζικές αλλαγές σε πολλές πτυχές της τεχνολογίας και της καθημερινής ζωής: η Τεχνητή Νοημοσύνη (ΤΝ). Ιστορικά, οι ερευνητές έχουν εξετάσει διάφορες προσεγγίσεις της Τεχνητής Νοημοσύνης. Κάποιοι την ορίζουν με βάση την ικανότητα να μιμείται την ανθρώπινη νοημοσύνη, ενώ άλλοι υιοθετούν έναν πιο αφηρημένο και επίσημο ορισμό της νοημοσύνης, που αναφέρεται στην ορθολογικότητα (rationality), δηλαδή στην ικανότητα να λαμβάνονται σωστές αποφάσεις και ενέργειες. Το ίδιο θέμα ποικίλλει, αφού κάποιοι θεωρούν ότι η νοημοσύνη είναι χαρακτηριστικό των εσωτερικών διεργασιών σκέψης και συλλογιστικής,

ενώ άλλοι εστιάζουν στην ευφυή συμπεριφορά – ένας εξωτερικός χαρακτηρισμός. [3].

Δεν είναι λίγες οι φορές, που οι έννοιες «τεχνητή νοημοσύνη» και «μηχανική μάθηση» χρησιμοποιούνται ταυτοτικά. Ωστόσο, υπάρχουν ειδοποιός διαφορές, που διακρίνουν νοηματικά τους δύο αυτούς επιστημονικούς χώρους. Καθότι από τη μία μεριά, η μηχανική μάθηση είναι ένα επιμέρους πεδίο της ΤΝ που μελετά τη δυνατότητα βελτίωσης της απόδοσης με βάση την εμπειρία, ενώ η ΤΝ συνιστά ευρύτερος τομέας που περιλαμβάνει και επιπλέον πτυχές, όπως είναι λ.χ η Μαθηματική Λογική. Ορισμένα συστήματα ΤΝ, χρησιμοποιούν μεθόδους μηχανικής μάθησης για να επιτύχουν επαρκή απόδοση, ενώ άλλα δεν το κάνουν [3]. Και ευρύτερα, η Τεχνητή Νοημοσύνη, συνιστά ευρύτερος επιστημονικός τομέας, που βέβαια έχει την ίδια αφετηρία με τη Μηχανική Μάθηση, με τις δύο έννοιες ιστορικά να διαφοροποιούνται στη δεκαετία του 1990, γεγονός που περιγράφεται αναλυτικά στο ιστορικό μέρος του παρόντος κεφαλαίου. Επιπλέον, ιστορικά αργότερα, εμφανίστηκε επιπλέον η έννοια της Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning), επιστημονικό πεδίο που αναδύεται τα τελευταία χρόνια και που συνιστά επιμέρους στοιχείο της Μηχανικής Μάθησης. Δηλαδή, ισχύει ότι Βαθιά Μάθηση $\in$ Μηχανική Μάθηση. Όπως γίνεται κατανοητό, λοιπόν, η μηχανική μάθηση δεν είναι τομέας που είναι ξεχωριστός από την τεχνητή νοημοσύνη. Αλλά είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης, άρρηκτα συνδεδεμένος με αυτήν και συνεπώς, πριν εισέλθουμε στην μηχανική μάθηση, υπήρχε αναγκαιότητα ορισμού, επεξήγησης και ανάλυσης, της βάσης της μηχανικής μάθησης, δηλαδή της Τεχνητής Νοημοσύνης. Οπότε και έχοντας διαμορφώσει τα θεμέλια, δύναται να κάνουμε ομαλή εισαγωγή στη Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) ή *ML*.

2.2 Εισαγωγή στη μηχανική μάθηση: Ορισμός και Ιστορία

Η μηχανική μάθηση αφορά την εξαγωγή γνώσης από δεδομένα. Είναι ένα πεδίο έρευνας στη διασταύρωση στατιστικών, τεχνητής νοημοσύνης και επιστήμης υπολογιστών και είναι επίσης γνωστή ως προγνωστική ανάλυση ή στατιστική μάθηση. Οι εφαρμογές των μεθόδων μηχανικής μάθησης τα τελευταία χρόνια έχουν γίνει πανταχού παρούσες στην καθημερινή ζωή. Από αυτόματο-συστάσεις για το ποιες ταινίες να παρακολουθήσετε, τι φαγητό να παραγγείλετε ή ποιες προϊόντα για αγορά, σε εξατομικευμένο διαδικτυακό ραδιόφωνο και αναγνώριση των φίλων σας στο δικό σας φωτογραφίες, πολλοί σύγχρονοι ιστότοποι και συσκευές διαθέτουν αλγόριθμους πυρήνα μηχανικής εκμάθησης. [4] Οι εφαρμογές αυτές στην μηχανική μάθηση είναι πολλές και μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλές πτυχές της καθημερινής ζωής των ανθρώπων. Μπορεί πολλές από αυτές να προκύπτουν είτε από τη φύση και τα φυσικά φαινόμενα, είτε να είναι προϊόν ανθρώπινο ή να προέρχεται από ήδη υπάρχοντες αλγορίθμους.

Ιστορικά, η μηχανική μάθηση αποτελεί ένας πρόσφατος, νέος τομέας, ο οποίος αναπτύχθηκε τα τελευταία 50 χρόνια εντατικά, αλλά οι απαρχές της μηχανικής μάθησης ξεκίνησαν νωρίτερα. Προσπαθώντας να καταλάβει πώς ο βιολογικός εγκέφαλος λειτουργεί, προκειμένου να σχεδιάσει την τεχνητή νοημοσύνη (AI), οι Warren McCulloch και Walter Pitts δημοσίευσαν την πρώτη ιδέα ενός απλοποιημένου εγκεφαλικού κυττά-

ρου, ο λεγόμενος νευρώνας McCulloch-Pitts (MCP), το 1943 [5]. Σύμφωνα με τη δημοσίευση αυτή, οι βιολογικοί νευρώνες είναι διασυνδεδεμένα νευρικά κύτταρα στον εγκέφαλο που εμπλέκονται στην επεξεργασία και μετάδοση χημικών και ηλεκτρικά σήματα, το οποίο φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:

Οι McCulloch και Pitts περιέγραψαν ένα τέτοιο νευρικό κύτταρο ως μια απλή λογική πύλη με δυαδικό εξόδους: πολλαπλά σήματα φτάνουν στους δενδρίτες και στη συνέχεια ενσωματώνονται στο κύτταρο σώμα, και, εάν το συσσωρευμένο σήμα υπερβαίνει ένα ορισμένο όριο, είναι ένα σήμα εξόδου δημιουργείται που θα μεταδοθεί από τον άξονα.

Μόλις λίγα χρόνια αργότερα, ο Frank Rosenblatt δημοσίευσε την πρώτη ιδέα του perceptron κανόνας μάθησης που βασίζεται στο μοντέλο νευρώνων MCP (The Perceptron: A Perceiving και Recognizing Automaton, F. Rosenblatt, Cornell Aeronautical Laboratory, 1957). Με το δικό του κανόνα perceptron, ο Rosenblatt πρότεινε έναν αλγόριθμο που θα μάθαινε αυτόματα τους βέλτιστους συντελεστές βάρους που στη συνέχεια θα πολλαπλασιάζονταν με τα χαρακτηριστικά εισόδου προκειμένου να ληφθεί η απόφαση εάν ένας νευρώνας εκπέμπει (μεταδίδει σήμα) ή όχι. Σε το πλαίσιο της εποπτευόμενης μάθησης και ταξινόμησης, ένας τέτοιος αλγόριθμος θα μπορούσε τότε να είναι χρησιμοποιείται για να προβλέψει εάν ένα νέο σημείο δεδομένων ανήκει στη μία ή στην άλλη κλάση. [3] [4]

Αυτή η νέα ανακάλυψη, του perceptron, έμελλε να δημιουργήσει το νέο αυτό επιστημονικό πεδίο και να διαμορφώσει τις συνθήκες, για την εύρεση νέων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, καθώς και για την περεταίρω επέκταση και ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης, με νέες εφαρμογές και χρήσης αυτής. Από τότε, η μηχανική μάθηση έχει επεκταθεί, με πολλές ανακαλύψεις, εφευρέσεις, μαθηματικά θεωρήματα, εφαρμογές και επιστημονικά άρθρα. Πλέον, η μάθηση, ανάλογα με τον τρόπο προσέγγισης, δόμησης και επεξεργασίας των δεδομένων, μπορεί να είναι εποπτευόμενη, ημι-εποπτευόμενη, χωρίς επίβλεψη και ενίσχυση.

Αυτά τα είδη της μηχανικής μάθησης χρήζουν περισσότερης και εξειδικευμένης ανάλυσης, προκειμένου να καταστεί κατανοητό το περιεχόμενό τους και να επεξηγηθεί η χρήση που θα χρειαστεί να πραγματοποιηθεί, σε επίπεδο ανάλυσης και υλοποίησης, κατά το πειραματικό μέρος της μεταπτυχιακής ανάλυσης. Και αυτή την ανάλυση, πραγματοποιούμε στις επόμενες 4 ενότητες, όσες είναι και τα είδη της μηχανικής μάθησης. Και σε κάθε μία από τις ενότητες αυτές, αναλύουν περισσότερο το κάθε είδος μηχανικής μάθησης.

2.3 Εξέλιξη της μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση συνιστά επιστημονικό εγχείρημα, που αναπτύχθηκε από την διαρκή έρευνα και αναζήτηση για την τεχνητή νοημοσύνη. Και μάλιστα, φαίνεται να μην υπάρχει ένας κλάδος στην επιστήμη και τη μηχανική που δεν έχει προσπάθησε να εφαρμόσει αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για την επίλυση ορισμένων των ανοιχτών προβλημάτων του [6]. Από τις πρώτες φάσεις της έρευνας στον τομέα της τεχνητής

νοημοσύνης στο πανεπιστημιακό επίπεδο, η κατασκευή μηχανών που θα μπορούσαν να μάθουν από δεδομένα ήταν ένα ζήτημα που απασχολούσε τους ερευνητές. Προσπάθησαν να προσεγγίσουν το πρόβλημα με διάφορες συμβολικές μεθόδους, καθώς και με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Αρχικά, χρησιμοποιήθηκαν κυρίως perceptrons και μοντέλα, τα οποία αργότερα ανακαλύφθηκαν ότι ήταν επανεφευρέσεις των γενικευμένων γραμμικών μοντέλων της στατιστικής. Ωστόσο, στη συνέχεια, δημιουργήθηκαν επιπλέον ανάγκες, που δεν μπορούσαν να καλυφθούν με απλοποιήσεις και χρήση γραμμικών μοντέλων στατιστικής. Έτσι, άρχισαν στη συνέχεια να εμφανίζονται νέες ανάγκες, σε τομείς όπως η ιατρική διάγνωση, εφαρμογές της οποίας καλύφθηκαν σε έναν βαθμό από τη χρήση της πιθανοθεωρητικής λογικής, που χρησιμοποιείται στην Τεχνητή Νοημοσύνη και στη Μηχανική Μάθηση. Επίσης, ο Μπεϋζιανός πιθανολογικός συλλογισμός έχει χρησιμοποιηθεί στην τεχνητή νοημοσύνη από τη δεκαετία του 1960, ειδικά στην ιατρική διάγνωση. Χρησιμοποιήθηκε όχι μόνο για τη διάγνωση από τα διαθέσιμα στοιχεία, αλλά και για την επιλογή περαιτέρω ερωτήσεων και δοκιμών χρησιμοποιώντας τη θεωρία της αξίας της πληροφορίας, όταν τα διαθέσιμα στοιχεία ήταν ασαφή. [7]

Εν αρχή, η Μηχανική Μάθηση και η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελούσαν ταυτόσημες και πολύ στενά συνδεδεμένες έννοιες. Ωστόσο, η ολοένα και μεγαλύτερη έμφαση σε προσεγγίσεις που στηρίζονταν στην λογική γνώση, προκάλεσε τον διαχωρισμό μεταξύ Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης. Τα πιθανοθεωρητικά συστήματα μαρτυρούνταν από θεωρητικά και πρακτικά προβλήματα απόκτησης δεδομένων και αναπαράστασής τους. [7] Ο λόγος αυτού του φαινομένου, αποτελεί η ραγδαία αύξηση της επιστήμης της Βάσης Δεδομένων, που ξεκίνησε κατά τη δεκαετία του 1970, καθώς και από τις εξελίξεις που υπήρξαν σε νέες τεχνολογικές εφευρέσεις, όσο και στις οικονομικές και πολιτικές εξελίξεις εκείνης της περιόδου. Από τη δεκαετία του 1980, έμπειρα συστήματα επικράτησαν στο πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης, και ο ρόλος της στατιστικής υποχώρησε [8] Οπότε, και οι εφαρμογές της μάθησης, χρησιμοποιώντας μαθηματική λογική και συμβολική εκμάθηση, συνεχίστηκαν εντός της Τεχνητής Νοημοσύνης, αλλά κατευθυντήριες γραμμές της στατιστικής, όπως η αναγνώριση προτύπων και η ανάκτηση πληροφορίας, βρέθηκαν τώρα εκτός του χώρου της Τεχνητής Νοημοσύνης. Επομένως, με τον «σπάσιμο» αυτό, πλέον έχουμε ξεχωριστούς τομείς και επιστημονικά πεδία, που χαρακτηρίζονται από κοινή αφετηρία και βάση. Για αυτό τον λόγο και μία εύστοχη αναπαράσταση του χώρου ενασχόλησης της Μηχανικής Μάθησης και της Τεχνητής Νοημοσύνης, αναπαρίσταται στην Εικόνα 7 της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας.

Η Μηχανική Μάθηση αναδιοργανώθηκε πλέον ως ένας ξεχωριστός τομέας και άρχισε να ακμάζει κατά τη δεκαετία του 1990 και έπειτα. Η προσοχή και η έμφαση της Μηχανικής Μάθησης, μετατοπίστηκε από τις συμβολικές προσεγγίσεις που κληρονόμησε από την Τεχνητή Νοημοσύνη, που στόχο είχαν την αντιμετώπιση επιλύσιμων προβλημάτων πρακτικής φύσης, και δόθηκε έμφαση σε μεθόδους και μοντέλα της στατιστικής και της θεωρίας πιθανοτήτων. [8] Ενώ αξιόλογη, είναι η επισήμανση, πως η Μηχανική Μάθηση, επωφελήθηκε σημαντικά από την διαθεσιμότητα ψηφιοποιημένων πληροφοριών και της δυνατότητας να διανεμηθούν μέσω του Διαδικτύου, μίας νέας εφεύρεσης που εμφανίστηκε επίσης τη δεκαετία του 1990 και που έμελλε να αλλάξει ριζικά την

επικοινωνία των ανθρώπων, την αποθήκευση δεδομένων, την οργάνωση τραπεζικών συστημάτων και πολλών δραστηριοτήτων της καθημερινότητας των ανθρώπων, σε ολόκληρη την υφήλιο.

Η Μηχανική Μάθηση συνήθως χωρίζεται σε δύο είδη κατηγοριών. Στην προγνωστική ή εποπτευόμενη μαθησιακή προσέγγιση, ο στόχος είναι να μάθουμε μια αντιστοίχιση από τις εισόδους x στις εξόδους y , με μια ετικέτα σύνολο ζευγών εισόδου-εξόδου $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$. Εδώ το D ονομάζεται σύνολο εκπαίδευσης, και το αποτελεί το πλήθος των παραδειγμάτων εκπαίδευσης. [9] Καθώς και στην Μη εποπτευόμενη μαθησιακή προσέγγιση, η οποία έχει ως στόχο την ομαδοποίηση εισόδων x στις εξόδους-ομάδες y , με βάση την εγγύτητα των χαρακτηριστικών που έχουν μεταξύ τους. Υπάρχει ένας τρίτος τύπος μηχανικής μάθησης, γνωστός ως ενισχυτική μάθηση, που χρησιμοποιείται κάπως λιγότερο συχνά. Αυτό είναι χρήσιμο για να μάθετε πώς να ενεργείτε ή να συμπεριφέρεστε όταν δίνεται περιστασιακά σήματα ανταμοιβής ή τιμωρίας. (Για παράδειγμα, σκεφτείτε πώς μαθαίνει ένα μωρό να περπατά.) [9]

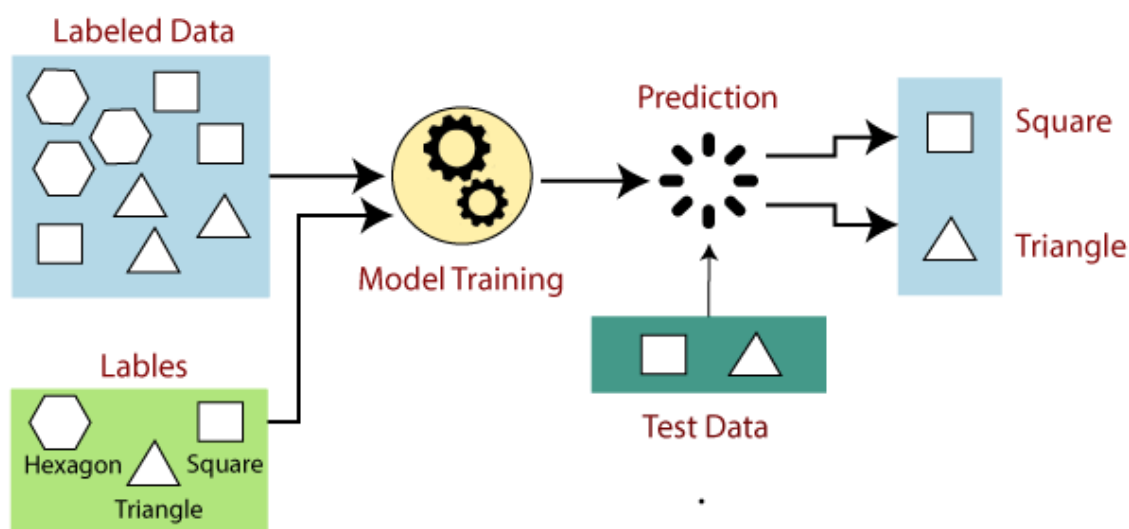
Τα είδη αυτά και περισσότερα, θα αναλυθούν περισσότερο στις επόμενες ενότητες που ακολουθούν.

2.4 Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning)

Ένα από τα πιο γνωστά και ευρέως χρησιμοποιούμενα είδη της μηχανικής μάθησης, αποτελεί η Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning). Στην Επιβλεπόμενη μάθηση, τα στοιχεία και δεδομένα, τα οποία καλείται να μάθει, και πάνω σε αυτά να εκπαιδευτεί, το μοντέλο της μηχανικής μάθησης, χαρακτηρίζεται από τουλάχιστον ένα διακριτικό χαρακτηριστικό, που ξεχωρίζει ένα σύνολο δεδομένων από τα υπόλοιπα είδη. Το χαρακτηριστικό αυτό αποτελεί την "ετικέτα" (label) και ο προσδιορισμός γίνεται με βάση το υπόλοιπο σύνολο χαρακτηριστικών, από τα οποία διακρίνεται κάθε δεδομένα, και αποτελούν τα "χαρακτηριστικά" (features). Πιο αναλυτικά, στην επιβλεπόμενη μάθηση, η βάση δεδομένων αποτελεί μία συλλογή παραδειγμάτων δειγμάτων με ετικέτες $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$. Κάθε στοιχείο x_i μεταξύ N ονομάζεται διάνυσμα χαρακτηριστικών. Ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών είναι ένα διάνυσμα στο οποίο κάθε διάσταση $j = 1, \dots, D$ περιέχει μια τιμή που περιγράφει το παράδειγμα με κάποιο τρόπο. Αυτή η τιμή ονομάζεται χαρακτηριστικό και συμβολίζεται ως $x(j)$. Για παράδειγμα, αν κάθε παράδειγμα x στη δική μας συλλογή αντιπροσωπεύει ένα άτομο, τότε το πρώτο χαρακτηριστικό, $x(1)$, θα μπορούσε να περιέχει ύψος σε cm , το δεύτερο χαρακτηριστικό, το $x(2)$, θα μπορούσε να περιέχει βάρος σε kg , το $x(3)$ θα μπορούσε να περιέχει το φύλο και ούτω καθεξής. [10] Τα χαρακτηριστικά, αποτελούν πραγματικές ή ακέραιες τιμές και χαρακτηρίζουν το κάθε παράδειγμα ως σύνολο, με μοναδικό τρόπο. Από την άλλη μεριά, εκτός από τα χαρακτηριστικά, υπάρχει και η ετικέτα. Η ετικέτα y_i μπορεί να είναι είτε ένα στοιχείο που ανήκει σε ένα πεπερασμένο σύνολο κλάσεων $1, 2, \dots, C$, είτε ένας πραγματικός αριθμός, είτε μία πιο πολύπλοκη δομή, όπως ένα διάνυσμα, ένας πίνακας, ένα δέντρο ή ένα γράφημα. Εκτός αν αναφέρεται διαφορετικά, σε αυτό το βιβλίο το y_i είναι είτε μία από ένα πεπερασμένο σύνολο κλάσεων είτε ένας πραγματι-

κός αριθμός. [10] Και αυτή η αντιστοίχιση, πραγματοποιείται, μέσω μίας συνάρτησης f , προϊόν του μοντέλου της επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης. Έχοντας ως δεδομένο το παράδειγμα x , τότε το αποτέλεσμα θα είναι το $f(x)$, το οποίο θα αποτελεί η προβλεπόμενη ετικέτα. Στόχος είναι το $f(x)$, να είναι ταυτόσημο με την πραγματική ετικέτα του παραδείγματος, με την y . Και άρα, να ισχύει ως $y = f(x)$

Ας υποθέσουμε ότι κάποια μεταβλητή ορίζεται ως στόχος για πρόβλεψη, εξήγηση ή συμπέρασμα και ότι οι τιμές του X στο σύνολο δεδομένων αποτελούν τις αξίες της «βασικής αλήθειας» για μάθηση. Δηλαδή, εποπτευόμενοι αλγόριθμοι μάθησης χρησιμοποιήστε τις γνωστές τιμές του X για να προσδιορίσετε τι πρέπει να μάθετε. Το περισσότερο Ο κοινός τύπος αλγόριθμου εποπτευόμενης μάθησης στοχεύει στην ανάπτυξη μιας ταξινόμησης ή μοντέλο κατηγοριοποίησης: Δίνονται πληροφορίες για διάφορα άτομα και τις κατηγορίες στις οποίες ανήκουν, ο αλγόριθμος παράγει ένα μαθημένο μοντέλο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της ιδιότητας μέλους κατηγορίας νέων ατόμων. Μία καλή εικόνα της λογικής, προς οπτικοποίηση και κατανόηση, αναπαρίσταται στην εικόνα που παρατίθεται.



Σχήμα 2.1: Οπτικοποίηση της λογικής λειτουργίας των αλγορίθμων στην επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση. [1]

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα 2.1, μπορούμε να κατασκευάσουμε ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης για να διακρίνει διαφορετικά σχήματα, όπως εξάγωνα, τρίγωνα και τετράγωνα. Για να το πετύχουμε αυτό, χρησιμοποιούμε ένα σύνολο δεδομένων με χαρακτηριστικά των σχημάτων, που είναι γνωστά ως "Labeled Data" Αυτά τα δεδομένα περιλαμβάνουν τις πληροφορίες που χαρακτηρίζουν κάθε σχήμα, μαζί με τις αντίστοιχες ετικέτες κατηγορίας τους. Το μοντέλο χρησιμοποιεί αυτά τα δεδομένα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, ώστε να μάθει τα χαρακτηριστικά κάθε κατηγορίας και πώς να τα αναγνωρίζει.

Μετά την εκπαίδευση, το μοντέλο εισέρχεται στη διαδικασία πρόβλεψης. Σε αυτό το στάδιο, ένα νέο σύνολο δεδομένων χωρίς γνωστές ετικέτες δίνεται στο μοντέλο, το οποίο καλείται να προβλέψει σωστά την κατηγορία κάθε δείγματος (σχήμα) και να

αντιστοιχίσει την κατάλληλη ετικέτα.

Υπό τις κατάλληλες συνθήκες, αλγόριθμοι ταξινόμησης μπορούν να εκπαιδεύσουν μοντέλα που είναι σε θέση να κάνουν νέες, αιτιολογημένες γενικεύσεις. Αυτές οι γενικεύσεις βασίζονται στις σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών των δεδομένων και επιτρέπουν στο μοντέλο να προβλέπει με ακρίβεια και σε νέα, άγνωστα δείγματα. Αλγόριθμοι ταξινόμησης μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για αναγνώριση ή ταυτοποίηση ταξινομώντας σε "κατηγορία" με ένα ακριβώς μέλος. Παραδείγματα αλγορίθμων εποπτευόμενης μάθησης περιλαμβάνουν αλγόριθμους εκμάθησης για τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δέντρα αποφάσεων και μηχανές φορέα υποστήριξης, και σε πολλές μορφές παλινδρόμησης και τις περισσότερες ενισχύσεις μεθόδους μάθησης. [11]

2.5 Μη-επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning)

Εκτός από τις εφαρμογές και τις περιπτώσεις, κατά τις οποίες είναι απαραίτητη η χρήση επιβλεπόμενης μάθησης (Supervised Learning), υπάρχει ένα άλλο, εξίσου μεγάλο σύνολο εφαρμογών και πεδίων, που είναι απαραίτητο να μελετηθούν με μεθόδους Μη-επιβλεπόμενης μάθησης (Unsupervised Learning). Η μάθηση χωρίς επίβλεψη προσπαθεί να βρει εγγενείς δομές στα δεδομένα [12]. Ο στόχος σε τέτοια χωρίς επίβλεψη μαθησιακά προβλήματα μπορεί να είναι η ανακάλυψη ομάδων παρόμοιων παραδειγμάτων μέσα στα δεδομένα, όπου ονομάζεται ομαδοποίηση ή για τον προσδιορισμό της κατανομής των δεδομένων εντός της εισόδου χώρο, γνωστή ως εκτίμηση πυκνότητας, ή για την προβολή των δεδομένων από ένα υψηλών διαστάσεων χώρο σε δύο ή τρεις διαστάσεις για σκοπούς οπτικοποίησης [13]. Σε τέτοιου είδους προβλήματα, είτε δεν είναι γνωστές οι ετικέτες των δεδομένων, και συνεπώς συγκρίνοντας τα χαρακτηριστικά, προσπαθούμε να ομαδοποιήσουμε τα δεδομένα σε ομάδα, είτε επιδιώκουμε απλώς να ομαδοποιήσουμε δεδομένα, για περιπτώσεις ανίχνευσης τυχόν ανωμαλιών, καθώς και για να βοηθήσει στη μηχανική χαρακτηριστικών ομαδοποιώντας παρόμοια σημεία δεδομένων μαζί, επιτρέποντας τη δημιουργία νέων χαρακτηριστικών ή αναπαραστάσεων. Μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί ως προκαταρκτικό βήμα για τη μείωση των διαστάσεων, όπου οι συστάδες μπορούν να συνοψιστούν ή να αντιπροσωπευτούν από μικρότερο αριθμό μεταβλητών.

Στην μάθηση χωρίς επίβλεψη, το σύνολο δεδομένων είναι μια συλλογή παραδειγμάτων χωρίς ετικέτα $(x_i)_{i=1}^N$. Και πάλι, το x είναι ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών και ο στόχος ενός αλγορίθμου μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι για να δημιουργήσει ένα μοντέλο που λαμβάνει ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών x ως είσοδο και είτε το μετατρέπει σε άλλο διάνυσμα ή σε μια τιμή που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση ενός πρακτικού προβλήματος. Για παράδειγμα, στην ομαδοποίηση, το μοντέλο επιστρέφει το αναγνωριστικό του συμπλέγματος για κάθε διάνυσμα χαρακτηριστικών στο σύνολο δεδομένων. Στη μείωση διαστάσεων, η έξοδος του μοντέλου είναι ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών που έχει λιγότερα χαρακτηριστικά από την είσοδο x : στην ανίχνευση ακραίων τιμών, η έξοδος είναι ένας πραγματικός αριθμός που δείχνει πώς το x διαφέρει από ένα «τυπικό» παράδειγμα στο σύνολο δεδομένων. [10]

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση, χρησιμοποιείται σε μία μεγάλη σειρά εφαρμογών και επιστημονικών πεδίων. Μία από αυτές, αποτελεί η ομαδοποίηση, στα αγγλικά Clustering. Η ομαδοποίηση είναι ένα πρόβλημα εκμάθησης της ανάθεσης μιας ετικέτας σε παραδείγματα αξιοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων χωρίς ετικέτα. Επειδή το σύνολο δεδομένων είναι εντελώς χωρίς ετικέτα, η απόφαση για το αν το μαθημένο μοντέλο είναι το βέλτιστο, είναι πολύ πιο περίπλοκο από ό,τι στην εποπτευόμενη μάθηση [12]. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη χρησιμοποιείται ευρέως για ομαδοποίηση, όπου ο στόχος είναι να ομαδοποιηθούν παρόμοια σημεία δεδομένων μαζί με βάση τα εγγενή χαρακτηριστικά ή τα μοτίβα τους. Οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης όπως το k-means, η ιεραρχική ομαδοποίηση και το DBSCAN χρησιμοποιούνται συνήθως για εργασίες όπως η τμηματοποίηση πελατών, η τμηματοποίηση εικόνας, ο εντοπισμός ανωμαλιών και η ομαδοποίηση εγγράφων. Άλλη χρήση της μη επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, αποτελεί η μείωση διαστάσεων. Τεχνικές εκμάθησης χωρίς επίβλεψη μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μείωση της διάστασης δεδομένων υψηλών διαστάσεων διατηρώντας παράλληλα σημαντικές πληροφορίες. Μέθοδοι μείωσης διαστάσεων, όπως το Principal Component Analysis (PCA) και το t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) βοηθούν στην οπτικοποίηση και συμπίεση δεδομένων, στην επιλογή χαρακτηριστικών και στην εξαγωγή ουσιαστικών αναπαραστάσεων. Ένα επιπλέον πεδίο της Μηχανικής Μάθησης, στο οποίο και γίνεται η χρήση του Unsupervised Learning, αποτελεί η ανίχνευση ανωμαλιών. Οι αλγόριθμοι μάθησης χωρίς επίβλεψη μπορούν να εντοπίσουν ανωμαλίες ή ακραίες τιμές στα σύνολα δεδομένων μαθαίνοντας τα υποκείμενα κανονικά μοτίβα. Αυτό είναι χρήσιμο σε διάφορους τομείς όπως η ανίχνευση απάτης, η ανίχνευση εισβολής στο δίκτυο και η πρόβλεψη αστοχίας εξοπλισμού. Άλλη εφαρμογή της μη-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, συνιστά η εξόρυξη κανόνων συσχέτισης. Οι αλγόριθμοι μάθησης χωρίς επίβλεψη μπορούν να ανακαλύψουν ενδιαφέρουσες συσχετίσεις και σχέσεις μεταξύ στοιχείων ή χαρακτηριστικών σε ένα σύνολο δεδομένων. Οι αλγόριθμοι εξόρυξης κανόνων συσχέτισης, όπως οι Apriori και FP-Growth, χρησιμοποιούνται στην ανάλυση καλαθιού αγοράς, σε συστήματα συστάσεων και σε στρατηγικές ομαδοποίησης προϊόντων. Παραγωγική μοντελοποίηση: Η μη εποπτευόμενη μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη γενετική μοντελοποίηση, όπου ο στόχος είναι να μοντελοποιηθεί η υποκείμενη κατανομή πιθανοτήτων των δεδομένων. Τεχνικές όπως τα Generative Adversarial Networks (GAN) και οι Variational Autoencoders (VAEs) χρησιμοποιούνται για εργασίες όπως η παραγωγή εικόνων, η σύνθεση δεδομένων και η δημιουργία ανωμαλιών για την εκπαίδευση ισχυρών μοντέλων. Τέλος, ένα άλλο πεδίο εφαρμογών, συνιστά η περίπτωση της τμηματοποίησης αγοράς. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό διακριτών τμημάτων της αγοράς με βάση τη συμπεριφορά των καταναλωτών, τις προτιμήσεις ή τα δημογραφικά χαρακτηριστικά. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για στοχευμένες στρατηγικές μάρκετινγκ, προφίλ πελατών και εξατομίκευση.

Παραδείγματα αλγορίθμων μη επιβλεπόμενης μάθησης, περιλαμβάνουν αλγόριθμους εκμάθησης K-means, ο Ιεραρχικός αλγόριθμος ομαδοποίησης (Hierarchical Clustering), ο αλγόριθμος DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), ο Gaussian Mixture Models (GMM), ο Principal Component Analysis (PCA), ο αλ-

γόριθμος t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding), ο αλγόριθμος Association Rule Learning, οι Autoencoders, που συνιστούν νευρωνικά δίκτυα, ο αλγόριθμος Self-Organizing Maps (SOM) και ο Latent Dirichlet Allocation (LDA), που συνιστά πιθανοτικό μοντέλο που χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση θεμάτων. Αξίζει να ξεχωρίσει από τους αλγορίθμους αυτούς ο K-means, καθώς χαρακτηρίζεται από απλότητα, αποδοτικότητα, ευελιξία και διαθεσιμότητα. Από απλότητα, καθώς είναι σχετικά απλό στην εφαρμογή και την ερμηνεία. Ακολουθεί μια απλή επαναληπτική διαδικασία που συγκλίνει σε ένα τοπικό βέλτιστο, καθιστώντας το προσβάσιμο σε ένα ευρύ φάσμα πελατών. Από αποδοτικότητα, αφού η υπολογιστική πολυπλοκότητα των K-means είναι σχετικά χαμηλή σε σύγκριση με ορισμένους άλλους αλγόριθμους ομαδοποίησης. Κλιμακώνεται καλά με μεγάλα σύνολα δεδομένων και είναι αποτελεσματικό όσον αφορά τις απαιτήσεις χρόνου και μνήμης. Από ευελιξία, μιας και το K-means μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τύπους δεδομένων και δεν περιορίζεται σε συγκεκριμένους τομείς ή υποθέσεις διανομής δεδομένων. Λειτουργεί καλά σε αριθμητικά δεδομένα και μπορεί να επεκταθεί για να χειριστεί κατηγορηματικά χαρακτηριστικά. Και τέλος, το K-means χαρακτηρίζεται από διαθεσιμότητα, επειδή είναι ένας θεμελιώδης αλγόριθμος που εφαρμόζεται στις περισσότερες βιβλιοθήκες μηχανικής εκμάθησης και πακέτα λογισμικού. Η ευρεία διαθεσιμότητά του το καθιστά εύκολα προσβάσιμο σε επαγγελματίες και ερευνητές. Στην συνοδευόμενη εικόνα, εικονίζεται στο αριστερό μέρος της εικόνας το τι λαμβάνει ως είσοδο ο αλγόριθμος K-means και στο δεξιό μέρος, αποτυπώνει το αποτέλεσμα που προκύπτει, από την εφαρμογή του εν λόγω αλγορίθμου.

2.6 Ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised Learning)

Εκτός από τα δύο άκρα φιλοσοφίας στην επίβλεψη των δεδομένων, δηλαδή ανάμεσα στην επιβλεπόμενη και στη μη επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση, δημιουργήθηκε επιπλέον και η ανάγκη, για αντιμετώπιση προβλημάτων και περιπτώσεων, στις οποίες τα δεδομένα με ετικέτα είναι σπάνια ή δαπανηρά να αποκτηθούν, αλλά τα δεδομένα χωρίς ετικέτα είναι άφθονα. Προς αυτή την κατεύθυνση, ήρθε να καλυφθεί το κενό αυτό, με την ανάδυση της ημι-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.

Στην ημι-εποπτευόμενη μάθηση, το σύνολο δεδομένων περιέχει παραδείγματα με επισήμανση και χωρίς ετικέτα. Συνήθως, η ποσότητα των μη επισημασμένων παραδειγμάτων είναι πολύ μεγαλύτερη από τον αριθμό των σημασμένων παραδειγμάτων. Ο στόχος ενός ημι-εποπτευόμενου αλγορίθμου μάθησης είναι ο ίδιος με τον στόχο του τον αλγόριθμο εποπτευόμενης μάθησης. Η ελπίδα εδώ είναι ότι η χρήση πολλών παραδειγμάτων χωρίς ετικέτα μπορεί βοηθήσει τον αλγόριθμο μάθησης να βρει (μπορούμε να πούμε «παραγωγή» ή «υπολογισμός») ένα καλύτερο μοντέλο. [10]

Εφαρμογές της ημι-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, αποτελούν ποικίλες. Μία από αυτές, αποτελεί η μεταδοτική μάθηση. Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να εφαρμοστεί σε μεταγωγικές ρυθμίσεις, όπου γίνονται προβλέψεις ειδικά για τις μη επισημασμένες περιπτώσεις στο δεδομένο σύνολο δεδομένων. Το μοντέλο μαθαίνει τόσο από δεδομένα με ετικέτα όσο και από δεδομένα χωρίς ετικέτα για να κάνει προβλέ-

ψεις για τις περιπτώσεις χωρίς ετικέτα. Άλλη εφαρμογή της, συνιστά η προσαρμογή τομέα. Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση είναι χρήσιμη όταν αντιμετωπίζουμε προβλήματα προσαρμογής τομέα, όπου η κατανομή των δεδομένων με ετικέτα διαφέρει από εκείνη των δεδομένων χωρίς ετικέτα. Με την εκπαίδευση σε δεδομένα τόσο με ετικέτα όσο και χωρίς ετικέτα από διαφορετικούς τομείς, το μοντέλο μπορεί να μάθει να γενικεύει καλύτερα μεταξύ των τομέων. Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση επίσης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με τεχνικές ενεργητικής μάθησης. Η ενεργός μάθηση περιλαμβάνει την επαναληπτική επιλογή των πιο ενημερωτικών περιπτώσεων από δεδομένα χωρίς ετικέτα και την αναζήτηση των ετικετών τους. Συνδυάζοντας την ενεργή μάθηση με την ημι-εποπτευόμενη μάθηση, το μοντέλο μπορεί να αξιοποιήσει τις επιλεγμένες εμφανίσεις με ετικέτα και τα υπόλοιπα δεδομένα χωρίς ετικέτα για να βελτιώσει την απόδοση. Η Διάδοση ετικετών, συνιστά ένα επιπλέον πεδίο εφαρμογής της ημι-επιβλεπόμενης μάθησης. Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για εργασίες διάδοσης ετικετών. Μπορεί να διαδώσει ετικέτες από ένα μικρό σύνολο εμφανίσεων με ετικέτα στις παρουσίες χωρίς ετικέτα με βάση τις ομοιότητες ή την εγγύτητά τους στον χώρο χαρακτηριστικών. Αυτό μπορεί να είναι ευεργετικό όταν το κόστος του σχολιασμού μεγάλου αριθμού περιπτώσεων είναι απαγορευτικό.

2.7 Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning)

Τέλος, εκτός από τις περιπτώσεις κατά τις οποίες πραγματοποιείται τεχνική επίβλεψης των δεδομένων, υπάρχει και ένα μεγάλο μέρος περιπτώσεων, που για την εκπαίδευση του μοντέλου, επέρχεται η ανάγκη της έννοιας επιβράβευσης και ζημίας, δηλαδή μέσα από διαδοχικές ενέργειες που εκτελεί το μοντέλο, όταν πραγματοποιεί μία ενέργεια και λαμβάνει για αυτή μία επιβράβευση, να "μαθαίνει" το μοντέλο πως είναι απαραίτητο να συμπεριφέρεται αντίστοιχα και προς αυτή την κατεύθυνση. Αντίθετα, εάν το μοντέλο εκτελεί μία ενέργεια, για την οποία λαμβάνει ζημιά, τότε να "μαθαίνει" το μοντέλο πως είναι βασικό να αποφεύγει τέτοιου είδους ενέργειες. Πεδία εφαρμογών με τέτοια λογική, αποτελούν ο χώρος των παιχνιδιών, η ρομποτική, τα αυτόνομα οχήματα, ο χρηματιστηριακός τομέας και το εμπόριο, ο τομέας της υγειονομικής περίθαλψης και τα συστήματα ελέγχου. Είναι πεδία, στα οποία είναι απαραίτητο ο πελάτης να κάνει μία λήψη απόφασης με βάση τις συνθήκες του περιβάλλοντος και τα εκάστοτε παρόντα δεδομένα. Προς αυτή την κατεύθυνση και για την κάλυψη αυτών των αναγκών, δημιουργήθηκε η ανάγκη για την εμφάνιση και θεμελίωση της "ενισχυτικής μάθησης" (Reinforcement Learning, πιο σύντομα RL).

Η ενισχυτική μάθηση είναι ένα υποπεδίο της μηχανικής μάθησης όπου η μηχανή «ζει» σε ένα περιβάλλον και είναι σε θέση να αντιληφθεί την κατάσταση αυτού του περιβάλλοντος ως διάνυσμα του χαρακτηριστικά. Το μηχάνημα μπορεί να εκτελέσει ενέργειες σε κάθε κατάσταση. Οι διαφορετικές ενέργειες φέρνουν διαφορετικές ανταμείβει και θα μπορούσε επίσης να μετακινήσει το μηχάνημα σε άλλη κατάσταση του περιβάλλοντος. Ο στόχος ενός αλγορίθμου ενισχυτικής μάθησης είναι η εκμάθηση μιας πολιτικής. Μια πολιτική είναι μια συνάρτηση f (παρόμοια στο μοντέλο στην εποπτευό-

μενη μάθηση) που παίρνει το διάνυσμα χαρακτηριστικών μιας κατάστασης ως είσοδο και εξάγει μια βέλτιστη ενέργεια για εκτέλεση σε αυτήν την κατάσταση. Η δράση είναι βέλτιστη εάν μεγιστοποιεί το αναμενόμενο μέση ανταμοιβή. [10] Η ενισχυτική μάθηση είναι εξαιρετικά γενική και βρίσκεται στην καρδιά της τεχνητής νοημοσύνης και αντιστοιχεί στην ικανότητα λήψης αποφάσεων και κινητικού ελέγχου. Ο πυρήνας. Η ιδέα στη βαθιά μάθηση είναι ότι με τη μείωση της μάθησης σε βελτιστοποίηση, είναι δυνατή η μάθηση προσεγγίσεις συναρτήσεων που εκτελούν υπολογισμούς. [14]

Σε επίπεδο εφαρμογών, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η ενισχυτική μάθηση εμφανίζεται σε μία μεγάλη και πληθώρα σειρά εφαρμογών, γενικότερα σε εφαρμογές που έχουν ως σκοπό την λήψη αποφάσεων και το να μάθει το μοντέλο, να προσαρμόζεται και να «κατευθύνεται», με βάση μία σειρά διαδοχικών ανταμοιβών (reward) και ζημιών (penalty). Μεταξύ άλλων, η ενισχυτική μάθηση εμφανίζεται στον τομέα της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP). Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εργασίες NLP όπως συστήματα διαλόγου, μηχανική μετάφραση, δημιουργία κειμένου και ανάλυση συναισθημάτων. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν να δημιουργούν συνεκτικές και κατάλληλες με βάση τα συμφραζόμενα απαντήσεις ή να μεταφράζουν κείμενο βελτιστοποιώντας τις πολιτικές τους για τη δημιουργία γλώσσας. Άλλος αξιόλογος τομέας, στον οποίο συμμετέχει η ενισχυτική μάθηση, συνιστά η Κυβερνοασφάλεια (Cybersecurity). Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη προσαρμοστικών και προληπτικών αμυντικών συστημάτων έναντι απειλών στον κυβερνοχώρο. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν να εντοπίζουν ανωμαλίες, να αναγνωρίζουν και να ανταποκρίνονται σε επιθέσεις και να βελτιώνουν την ασφάλεια του συστήματος βελτιστοποιώντας τις αμυντικές τους στρατηγικές. Προηγουμένως, αναφέρθηκε γενικά ο χώρος της υγείας, ως πεδίο εφαρμογής. Μία πιο εξειδικευμένη περιοχή εφαρμογής της ενισχυτικής μάθησης και που εξελίσσεται ραγδαία τα τελευταία χρόνια, συνιστά η Ρομποτική υγειονομική περίθαλψη. Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να εφαρμοστεί στη ρομποτική υγειονομικής περίθαλψης για εργασίες όπως χειρουργική επέμβαση με τη βοήθεια ρομπότ, αποκατάσταση και φροντίδα ηλικιωμένων. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν πολιτικές για να εκτελούν λεπτές και ακριβείς κινήσεις, να προσαρμόζονται στις συνθήκες του ασθενούς και να παρέχουν εξατομικευμένη βοήθεια. Στον κλάδο των μεταφορών και της οικονομίας, αξίζει να γίνει επισημάνση στον τομέα της διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας και στα Logistics. Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να βελτιστοποιήσει τη λήψη αποφάσεων στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, συμπεριλαμβανομένης της διαχείρισης αποθεμάτων, των Logistics και της πρόβλεψης ζήτησης. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν να λαμβάνουν αποφάσεις που ελαχιστοποιούν το κόστος, βελτιώνουν την αποτελεσματικότητα και ανταποκρίνονται στη μεταβαλλόμενη δυναμική της αγοράς. Ο τομέας των ενεργειακών συστημάτων, αποτελεί τομέας που συνδυάζει τη Μηχανική Μάθηση με την Ενέργεια και την κατανάλωση από επιχειρήσεις και νοικοκυριά. Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να βελτιστοποιήσει τα ενεργειακά συστήματα, συμπεριλαμβανομένης της διαχείρισης του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας, του προγραμματισμού ενέργειας και της ανταπόκρισης στη ζήτηση. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν να βελτιστοποιούν την παραγωγή, τη διανομή και την κατανάλωση ενέργειας για να βελτιώσουν την απόδοση, να μειώσουν το κόστος και να εξισορροπή-

σουν την προσφορά και τη ζήτηση. Επίσης, η γεωργία χρίζει επισήμανσης, καθώς και ο πρωτογενής τομέας, ακολουθεί τις εξελίξεις της τεχνολογίας. Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη γεωργία ακριβείας για εργασίες όπως η διαχείριση των καλλιεργειών, ο προγραμματισμός άρδευσης και ο έλεγχος παρασίτων. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με τη βέλτιστη φύτευση, συγκομιδή και κατανομή πόρων για τη μεγιστοποίηση της απόδοσης των καλλιεργειών και την ελαχιστοποίηση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων. Τέλος, άλλος ένας ευρύτερος τομέας στον οποίο η ενισχυτική μάθηση συμμετέχει, αποτελεί ευρύτερα ο τομέας της εκπαίδευσης, σε όλες τις βαθμίδες της. Και σε αυτόν τον τομέα εξάλλου, εντάσσεται και η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, συνδυάζοντας τον ρόλο του εκπαιδευτικού με τη Μηχανική Μάθηση. Η ενισχυτική μάθηση μπορεί να ενισχύσει τις εξατομικευμένες μαθησιακές εμπειρίες προσαρμόζοντας το εκπαιδευτικό περιεχόμενο και τις στρατηγικές σε μεμονωμένους μαθητές. Οι πράκτορες μπορούν να μάθουν να παρέχουν εξατομικευμένες συστάσεις, να προσαρμόζουν τα επίπεδα δυσκολίας και να παρέχουν ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο για τη βελτίωση των μαθησιακών αποτελεσμάτων.

Παραδείγματα αλγορίθμων μη επιβλεπόμενης μάθησης, αποτελούν οι αλγόριθμοι Q-Learning, ο Deep Q-Networks (DQN), ο Proximal Policy Optimization (PPO), οι μέθοδοι Actor-Critic Methods, ο αλγόριθμος Trust Region Policy Optimization (TRPO), Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG), Monte Carlo Tree Search (MCTS) και ο Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient (TD3), που είναι ένας αλγόριθμος εκτός πολιτικής που αντιμετωπίζει προβλήματα μεροληψίας υπερεκτίμησης και αστάθειας στο DDPG

Στην υλοποίηση που ακολουθεί στο πειραματικό μέρος της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, από τα τέσσερα παραπάνω είδη μηχανικής μάθησης, επιλέχθηκε η Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning). Και αυτό, καθώς στην εφαρμογή του, που γίνεται πάνω σε εικόνες από την βάση δεδομένων Modified National Institute of Standards and Technology (MNIST), όλες οι εικόνες, με βάση τις χρωματικές αποχρώσεις των pixels των εικόνων, χαρακτηρίζονται από ταμπέλα ανάλογα με ένα από τα δέκα ψηφία που αντιστοιχεί, που συνιστά και την ταμπέλα του εν λόγω δείγματος. Ενώ παράλληλα, για την εκπαίδευση των μοντέλων, χρησιμοποιείται πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο, στο οποίο κάθε φορά γίνεται η ενημέρωση των weights των διασυνδέσεων των νευρώνων, βάσει του διαθέσιμου κάθε φορά training set.

Ομοσπονδιακή Μάθηση

Στο κεφάλαιο αυτό αρχικά γίνεται παράθεση του ορισμού και των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, από τα οποία και χαρακτηρίζεται η Ομοσπονδιακή Μάθηση. Εν συνεχεία, αναλύεται η AirComp τεχνική που χρησιμοποιώ στο μοντέλο του συστήματος και αναλύεται η ιδιότητα SWIPT, η οποία είναι μια πολλά υποσχόμενη λύση, που θα συμβάλει σε ενεργειακή αυτονομία και σε πιο φιλικές προς το περιβάλλον τεχνολογικές προτάσεις, στο εγγύς μέλλον. Στο τέλος του τρέχοντος κεφαλαίου, παραθέτονται οι σχετικές με το αντικείμενο ενασχόλησής μας εργασίες.

3.1 Ορισμός Ομοσπονδιακής Μάθησης

Στα μεγάλα καταναμημένα συστήματα, όπως είναι ο Παγκόσμιος Ιστός, γίνονται εμφανή τα προβλήματα του παραδοσιακού μοντέλου πελάτη/εξυπηρετητή, λόγω της μεγάλης κλιμακωσιμότητας και του γεγονότος ότι κάθε δευτερόλεπτο, νέοι χρήστες, νέα site, νέες ανάγκες, πρέπει να ενταχθούν μέσα στην πηγή πληροφορίας και τον Ιστό. Επίσης, οι πηγές πληροφορίας βρίσκονται μαζεμένες σε λίγους κόμβους (εξυπηρετητές) στους οποίους συνδέονται πάρα πολλοί πελάτες. Για τους λόγους αυτούς, ήταν απαραίτητη η εύρεση μίας νέας αρχιτεκτονικής, ενός νέου, διαφορετικού τρόπου προσέγγισης και υλοποίησης, ούτως ώστε να μπορέσουν να επιλυθούν τέτοιου είδους ζητήματα, και να ανοίξει ο δρόμος για ακόμα πιο βελτιωμένες και άμεσες χρονικά τεχνικές επικοινωνίας και διαδικτύου. Τα τελευταία χρόνια, γίνεται έντονος λόγος για την Ομοσπονδιακή μάθηση (OM). Η Ομοσπονδιακή μάθηση είναι μια ρύθμιση μηχανικής εκμάθησης, όπου ο στόχος είναι η εκπαίδευση ενός κεντρικού μοντέλου υψηλής ποιότητας, ενώ τα δεδομένα εκπαίδευσης παραμένουν καταναμημένα σε μεγάλο αριθμό πελατών, ο καθένας με αναξιόπιστες και σχετικά αργές συνδέσεις δικτύου [15]. Και στην Ομοσπονδιακή μάθηση, ασύρματες συσκευές μπορούν να εκτελέσουν συνεργατικά μια εργασία εκμάθησης από μόνο ανέβασμα τοπικού μοντέλου εκμάθησης στο σταθμό βάσης (BS) αντί να μοιράζονται το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσής τους [16]

Η ομοσπονδιακή μάθηση (Federated Learning, FL) βασίζεται σε ένα σύνολο βασικών συστατικών για την επιτυχή λειτουργία και εφαρμογή της.

Από την μία μεριά, η Ομοσπονδιακή Μάθηση χαρακτηρίζεται από πελάτες (clients). Οι πελάτες είναι οι συσκευές ή οι κόμβοι που συμμετέχουν στη διαδικασία εκπαίδευσης.

Αυτές μπορεί να είναι κινητά τηλέφωνα, αισθητήρες Internet of Things (IoT) ή άλλες αποκεντρωμένες πηγές δεδομένων. Οι πελάτες διατηρούν τα δικά τους τοπικά δεδομένα και εκπαιδεύουν καθέναν από αυτούς, το δικό τους μοντέλο μηχανικής μάθησης τοπικά. Η διαδικασία κατά την οποία κάθε πελάτης εκπαιδεύει το μοντέλο χρησιμοποιώντας τα δικά του δεδομένα χαρακτηρίζεται ως τοπική εκπαίδευση, η οποία και σε κάθε εποχή εκπαίδευσης, είναι απαραίτητη.

Από την άλλη μεριά επίσης, υπάρχει ο κεντρικός συντονιστής, που είναι υπεύθυνος για το συντονισμό της διαδικασίας εκπαίδευσης. Συγκεντρώνει τα ενημερωμένα μοντέλα από τους πελάτες και τα συγχωνεύει. Ο συντονιστής, που για τις ανάγκες της εργασίας και του περιβάλλοντος εργασίας, σε εμάς αποτελεί ο Σταθμός Βάσης (Base Station, BS), δεν έχει πρόσβαση στα δεδομένα των πελατών, αλλά λαμβάνει τις ενημερωμένες παραμέτρους των μοντέλων. Οι ενημερωμένες παράμετροι του μοντέλου αποστέλλονται στον κεντρικό συντονιστή, στην περίπτωσή μας ο Σταθμός Βάσης.

Ο κεντρικός συντονιστής συλλέγει τις ενημερωμένες παραμέτρους από όλους τους πελάτες. Σε κάθε επανάληψη της Ομοσπονδιακής Μάθησης, που χαρακτηρίζεται ως εποχή (epoch), οι παράμετροι συγχωνεύονται για να δημιουργήσουν ένα συνολικό μοντέλο, με την πιο κοινή μέθοδο χρήσης, να είναι αυτή του μέσου όρου των παραμέτρων (Federated Averaging), που συνήθως αποτυπώνεται στα επιστημονικά άρθρα, ως FedAvg.

3.2 AirComp τεχνική

Στη διαδικασία του Federated Learning, κατά την οποία πραγματοποιείται η επικοινωνία και η αποστολή των παραμέτρων από τους πελάτες στο BS, δεν πραγματοποιείται πάντα υπό τις ιδανικές συνθήκες. Ενώ ιδανικά, τα μεταδιδόμενα σήματα, επιδιώκουμε να φτάνουν αυτούσια στον προορισμό τους, λόγω πολλαπλών παραγόντων, όπως είναι λ.χ ο Πρόσθετος Λευκός Σηματοθορυβικός Λόγος (AWGN), δεν φτάνουν πάντα ανέθικτα τα σήματα. Συνεπώς, και έχει δημιουργηθεί η ανάγκη, για ανάπτυξη νέων τεχνικών και προσεγγίσεων, που θα μπορέσουν λαμβάνοντας υπόψη τις περιβαλλοντικές συνθήκες που αλλοιώνουν τα ασύρματα σήματα, να προσφέρουν αποδοτικές λύσεις.

Μία τεχνική που έχει κερδίσει ευρεία αποδοχή τα τελευταία χρόνια είναι ο Υπολογισμός Over-the-Air (AirComp), όπως περιγράφεται και χρησιμοποιείται στα έγγραφα [17–21]. Όπως αναλύεται στα έγγραφα [22, 23], το AirComp προβάλλει ως μια πολλά υποσχόμενη λύση για την επεξεργασία συναρτήσεων δεδομένων από κατανεμημένους κόμβους μέσω ασύρματων συνδέσεων, εκμεταλλευόμενος την άμεση υπέρθεση σήματος στον αναλογικό τομέα. Σε αυτό το σενάριο, όλοι οι πελάτες μεταδίδουν τις τοπικές παραμέτρους τους, οι οποίες προτού φτάσουν στον κεντρικό συλλέκτη παραμέτρων, δηλαδή τον Σταθμό Βάσης (BS), αθροίζονται, με κάθε σήμα να επηρεάζεται από το κέρδος καναλιού, την ισχύ μετάδοσης σήματος του κάθε πελάτη και τις παρεμβολές θορύβου. Η ομοσπονδιακή μάθηση (FL) που βασίζεται στον Over-the-Air υπολογισμό (AirComp) είναι ικανή να επιτύχει γρήγορη συνάθροιση μοντέλων εκμεταλλευόμενη την ιδιότητα υπέρθεσης κυματομορφής καναλιών πολλαπλής πρόσβασης [24]

3.3 SWIPT

Οι σύγχρονες και επιτακτικές ανάγκες των κοινωνιών για. Οπότε, δεδομένου ότι τα ραδιοσήματα μπορούν να μεταφέρουν ενέργεια και πληροφορίες ταυτόχρονα, επιδιώκεται μια ενοποιημένη μελέτη για την ταυτόχρονη ασύρματη μεταφορά πληροφοριών και ισχύος (SWIPT). [25] Το SWIPT (Simultaneous Wireless Information and Power Transfer) είναι μια τεχνολογία που επιτρέπει τη μετάδοση ασύρματης πληροφορίας και ενέργειας ταυτόχρονα μέσω του ίδιου καναλιού. Ο κύριος στόχος αυτής της τεχνολογίας είναι να υποστηρίξει συσκευές χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας (όπως αποτελούν οι αισθητήρες IoT και τα UAV σμήνη) που μπορούν να συλλέγουν ενέργεια από το περιβάλλον και να λειτουργούν χωρίς την ανάγκη αντικατάστασης ή φόρτισης μπαταριών.

Η ιδέα πίσω από το SWIPT είναι να χρησιμοποιήσει τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα, τα οποία περιέχουν και πληροφορία και ενέργεια, και να τα μετατρέψει σε χρήσιμη μορφή. Ενώ τα ραδιοκύματα μπορούν να μεταφέρουν δεδομένα, μπορούν επίσης να μεταφέρουν ενέργεια που οι συσκευές μπορούν να εκμεταλλευτούν για τη λειτουργία τους. Το βασικό πλεονέκτημα του SWIPT έγκειται στο ότι επιτρέπει την ταυτόχρονη μετάδοση δεδομένων και ασύρματη μεταφορά ενέργειας, που κάνει απλήρης χρήση του καναλιού φάσματος και επομένως ταιριάζει ιδιαίτερα οι ευαίσθητες σε λανθάνουσα κατάσταση αλλά και ενεργοβόρες υπηρεσίες όπως η FL. [26]

Ωστόσο, μαζί με τα πλεονεκτήματα που η τεχνική αυτή έχει, η τεχνική αυτή συνοδεύεται από στοιχεία που απαιτούν περαιτέρω διερεύνηση και προσεκτική εξέταση κατά την ανάλυσή μας. Πιο συγκεκριμένα:

- **Ισορροπία μεταξύ πληροφορίας και ενέργειας:** Το κύριο ζήτημα με το SWIPT είναι ο συμβιβασμός μεταξύ της αποδοτικότητας της πληροφορίας και της ενέργειας. Η ίδια ραδιοσυχνότητα που χρησιμοποιείται για τη μετάδοση δεδομένων χρησιμοποιείται και για τη συλλογή ενέργειας, και υπάρχει περιορισμός στην ποσότητα ενέργειας που μπορεί να εξαχθεί χωρίς να επηρεαστεί η ποιότητα των δεδομένων.
- **Αρχιτεκτονικές διαχωρισμού:** Υπάρχουν διάφορες αρχιτεκτονικές που εξετάζουν τον τρόπο διαχωρισμού της πληροφορίας και της ενέργειας, όπως είναι η τεχνική Time-switching, που χωρίζει τον χρόνο λειτουργίας σε δύο φάσεις, μια για μεταφορά πληροφορίας και μια για μεταφορά ενέργειας. Επίσης, υφίσταται και η τεχνική Power-splitting, που με τη σειρά της, χωρίζει το λαμβανόμενο σήμα σε δύο μέρη, ένα για την εξαγωγή πληροφορίας και ένα για την εξαγωγή ενέργειας.
- **Αποδοτικότητα Ενέργειας:** Η αποδοτική μετατροπή της ενέργειας των ραδιοκυμάτων σε ηλεκτρική ενέργεια είναι μία ακόμα τεχνολογική πρόκληση. Οι διάφορες λύσεις περιλαμβάνουν τη βελτίωση των κυκλωμάτων συλλογής ενέργειας και την επιλογή κατάλληλων συχνοτήτων που προσφέρουν καλύτερη απόδοση.

Στην μοντελοποίηση του συστήματος, που παραθέτουμε στο "Πειραματικό Μέρος" της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, λαμβάνουμε υπόψη τα παραπάνω στοιχεία, καθώς αυτά, επηρεάζουν και την διαμόρφωση του προβλήματος και στην πιο ρεαλιστική

αποτύπωση της τελικής διαμορφωμένης αντικειμενικής συνάρτησης, συνεπώς και στην ελαχιστοποίηση αυτής. Στο τέλος της τρέχουσας ενότητας, παραθέτουμε τις σχετικές εργασίες.

3.4 Σχετικές εργασίες

Στη διαδικασία της Ομοσπονδιακής Μάθησης (FL), ένα βασικό ζήτημα είναι η επιλογή της μεθόδου μετάδοσης των παραμέτρων των τοπικών μοντέλων των πελατών. Υπάρχουν διάφορες προτεινόμενες τεχνικές, καθεμία με τη δική της προσέγγιση, όπως η διαίρεση χρόνου (TDMA), η διαίρεση συχνότητας (OFDMA, FDMA) και η διαίρεση κώδικα (CDMA). Ενώ τα τελευταία χρόνια, μία τεχνική η οποία έχει έρθει στο προσκήνιο και προαναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, συνιστά η βασίζεται στον υπερ-αέρα υπολογισμό (AirComp), η οποία λόγω των πλεονεκτημάτων της που προαναφέρθηκαν, επιλέχθηκε και ως αρχιτεκτονική για το δικό μας πρόβλημα. Σε κάθε περίπτωση και επιλογή προσέγγισης βέβαια, λόγω των διάφορων παρεμβολών κατά την ασύρματη μετάδοση, το λαμβανόμενο σήμα στο BS δεν αντιστοιχεί ακριβώς στις παραμέτρους που στάλθηκαν από τους πελάτες, φέρνοντας στο προσκήνιο έννοιες και μετρικές για τα σφάλματα, όπως είναι αυτή του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (MSE). Το MSE αποτελεί θεμελιώδη μέτρηση για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων εκτίμησης σε ασύρματα συστήματα επικοινωνίας και, με τα χρόνια, οι ερευνητές έχουν αναπτύξει προηγμένες τεχνικές εκτίμησης και αλγορίθμους βελτιστοποίησης για τη μείωση του MSE και τη βελτίωση της ακρίβειας των ασύρματων καναλιών [27, 28] και στο πειραματικό μέρος, στοχεύουμε και επιδιώκουμε τη μέγιστη δυνατή μείωση αυτού. Εκτός των άνωθεν, βέβαια, το ευμετάβλητο ασύρματο περιβάλλον επικοινωνίας, εισάγει παραμέτρους, όπως είναι ο Λευκός Σηματοθορυβικός Λόγος (AWGN), ο οποίος και αυτός, φέρεται να μεταβάλλει την φύση των μεταφερόμενων σημάτων και να πρέπει να λαμβάνεται υπόψη στις μετρήσεις μας.

Τα τελευταία χρόνια, οι Αναδιαμορφώσιμες Ευφυείς Επιφάνειες (RIS) έχουν προσελκύσει έντονο ενδιαφέρον στον τομέα των ασύρματων επικοινωνιών. Οι συνεχώς αυξανόμενες ανάγκες σε ποικίλες εφαρμογές και νέες τεχνολογίες ασύρματων επικοινωνιών έχουν οδηγήσει στην υιοθέτηση νέων μεθόδων και στοιχείων. Το RIS έχει κερδίσει σημαντική προσοχή λόγω της δυνατότητάς του να επαναστατικοποιήσει τα ασύρματα συστήματα. Έρευνες όπως η [29] έχουν αναλύσει τα RIS/IRS, εστιάζοντας σε τεχνικές επεξεργασίας σήματος για την επίλυση προβλημάτων εκτίμησης καναλιών, σχεδιασμού μετάδοσης και εντοπισμού ραδιοφώνου. Περαιτέρω έρευνες έχουν προτείνει εφαρμογές αυτής της τεχνολογίας σε διάφορα σενάρια επικοινωνίας, όπως τα κυψελωτά δίκτυα mmWave [30, 31] και οι εφαρμογές IoT [32]. Αξίζει να σημειωθεί ότι το RIS φαίνεται να έχει εκτεταμένες εφαρμογές στην Ομοσπονδιακή Μάθηση (FL), όπως παραδείγματος χάριν και στα επιστημονικά άρθρα [33–35].

Η ανάγκη του ανθρώπου για γρήγορη επίλυση προβλημάτων του, αλλά και η απαίτηση που επιτάσσει η σύγχρονη εποχή, για ενεργειακά αποδοτικές προτάσεις και οικολογικές συσκευές, σεβόμενες το περιβάλλον και την υγεία των ανθρώπων, έχει δημιουρ-

γήσει την απαίτηση για ανάλυση και εμβάθυνση των ερευνητικών κατευθύνσεων, που να ανταποκρίνεται σε αυτές τις συνδιαστικές απαιτήσεις. Ερευνητικές εργασίες, όπως είναι οι [36,37], ασχολούνται με την ισορροπία και με την προσοχή, που πρέπει να δίνεται τόσο στη συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια, όσο και στον συνολικό χρόνο που απαιτείται για την εκτέλεση της εκπαίδευσης, εντός μίας εποχής. Ωστόσο, υστερούν στο ότι δεν λαμβάνουν σημαντικές και πρόσφατες, τεχνολογικές επιταγές, όπως είναι τα RIS, που χρησιμοποιούνται στην πιο σύγχρονη βιβλιογραφία. Το έγγραφο [38], παραθέτει ένα σύστημα με σμήνος από UAV, στα οποία το BS, χαρακτηρίζεται από SWIPT-Enabled ιδιότητα, η οποία δίνει τη δυνατότητα κατά την διαδικασία αποστολής των παγκόσμιων παραμέτρων, από το BS προς όλους τους πελάτες, να γίνεται ταυτόχρονη μετάδοση τόσο σήματος όσο και ενέργειας για κάθε UAV, αλλά δεν αξιοποιεί τα RIS, όπως στην περίπτωση μας. Και κατά τα τελευταία χρόνια, όλο και περισσότερες εργασίες, αρχίζουν να υιοθετούν, την εν λόγω δυνατότητα. Στον αντίποδα, η εργασία [39], εμπεριέχει τα RIS, αλλά δεν δίνει εμβάθυνση στα σημαντικά κομμάτια, που είναι η διαχείριση και η μέγιστη δυνατή ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας και απαιτούμενου χρόνου ανά εποχή. Εργασίες όπως η [40], είναι με SWIPT-Enabled ιδιότητα, ωστόσο, δεν επεκτείνονται στη διαχείριση και βελτιστοποίηση της κατανομής των διαθέσιμων υπολογιστικών πόρων. Ενώ ως προς την αντικειμενική συνάρτηση, η εργασία [41], στοχεύει στην κατανομή πόρων για Ομοσπονδιακή μάθηση, με επίγνωση της καθυστέρησης και της ελαχιστοποίησης του καταναλισκούμενου χρόνου, ωστόσο δεν πραγματοποιεί διαχείριση της ενεργειακής κατανάλωσης. Ενώ η εργασία [42] στοχεύει στην ελαχιστοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης, αλλά όχι ταυτόχρονα και στην μείωση της καθυστέρησης, αλλά απλώς την λαμβάνει υπόψη ως περιορισμό και εγγύηση. Επομένως, παρατηρείται ότι έχει πραγματοποιηθεί μεγάλη προοδος ως προς όλα τα άνωθεν εξεταζόμενα μεγέθη, αλλά επίσης, υπάρχει χώρος εξέλιξης και ανάλυσης, την οποία και θα πραγματοποιήσουμε στα επόμενα κεφάλαια.

Έχοντας γίνει η σαφής αποτύπωση του συνόλου του απαραίτητου θεωρητικού υποβάθρου πάνω στη Μηχανική και Ομοσπονδιακή Μάθηση, που χρειάζεται να έχει ο αναγνώστης για να έχει γνώση και επίγνωση επί του μοντέλου συστήματος και τρόπος λειτουργίας αυτού, πλέον καθίσταται εφικτή η μετάβαση στο Πειραματικό Μέρος της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, που εκκινεί με το επόμενο Κεφάλαιο, και αποτελεί το Κεφάλαιο 4.

Μέρος **II**

Πειραματικό Μέρος

Σχεδίαση συστήματος και ανάλυση

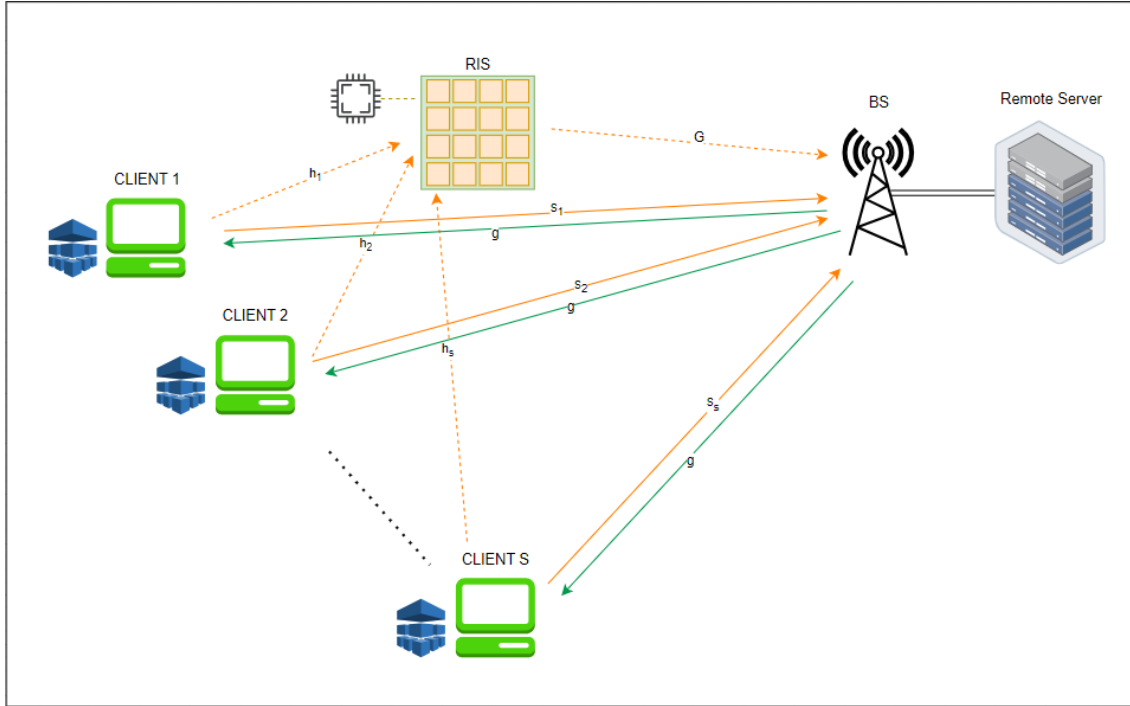
Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η μελέτη που έγινε για την υλοποίηση του συστήματος. Αρχικά περιγράφεται η αρχιτεκτονική του συστήματος και γίνεται ο διαχωρισμός του στα επιμέρους υποσυστήματα, ενώ στη συνέχεια περιγράφονται οι εφαρμογές του συστήματος.

4.1 Μοντέλο του Συστήματος

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται η ανάλυση του συστήματος και η παρουσίαση των συστατικών στοιχείων του μοντέλου συστήματος, καθώς και τα σύνολα, τα μεγέθη και οι τεχνικές επικοινωνίας που συμμετέχουν σε αυτό.

Πιο αναλυτικά, στο τρέχον Μοντέλο Συστήματος, εξετάζουμε ένα σύστημα που βασίζεται σε τεχνική μετάδοσης AirComp, υποβοηθούμενο από ένα σύστημα RIS, όπως φαίνεται στο Σχ. 4.1. Συγκεκριμένα, ένα σύνολο $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, S\}$ πελατών μιας κεραίας με τοπικά δεδομένα εκπαιδεύουν από κοινού ένα μοντέλο ML που συντονίζεται από έναν απομακρυσμένο διακομιστή. Ο διακομιστής είναι συντοποθετημένος σε ένα BS μίας κεραίας (single-antenna), και στον οποίο πραγματοποιείται η ανάπτυξη του παγκόσμιου μοντέλου μηχανικής μάθησης. Το RIS του συστήματος, αποτελείται από N παθητικά ανακλαστικά στοιχεία και αναπτύσσεται σε Line-of-Sight (LoS) με το BS, προκειμένου να διευκολύνεται η απρόσκοπτη επικοινωνία μεταξύ των πελατών και του BS. Από τη μεριά τους, οι πελάτες μεταδίδουν τις τοπικές ενημερώσεις μοντέλων τους ταυτόχρονα, έτσι ώστε το BS να εκτελεί γρήγορη συνάθροιση μοντέλων αξιοποιώντας την ιδιότητα υπέρθεσης του καναλιού πολλαπλής πρόσβασης και τις αρχές της τεχνικής AirComp. Το RIS προσαρμόζει δυναμικά τις μετατοπίσεις φάσης που προκαλούνται από τα ανακλαστικά στοιχεία για να ενισχύσει την ισχύ του σήματος και έτσι να μετριάσει το σφάλμα συνάθροισης και την κακή ευθυγράμμιση του AirComp γενικά.

Παράλληλα με τα άνωθεν, εισάγουμε την ιδιότητα το σύστημα, να χαρακτηρίζεται ως SWIPT-Enabled σύστημα, που σημαίνει πως κατά την μετάδοση των παραμέτρων του παγκόσμιου μοντέλου, με ραδιοφωνικό τρόπο (Broadcasting), από το BS προς τους πελάτες, πέραν του σήματος και της πληροφορίας (Information), γίνεται παράλληλα (Simultaneous), ασύρματα (Wireless), μετάδοση και ισχύος (Power) προς τους πελάτες, προκειμένου να έχουν κατά αυτόνομο τρόπο, διάρκεια ζωής και λειτουργία. Με αυτή



Σχήμα 4.1: Οπτικοποίηση του μοντέλου.

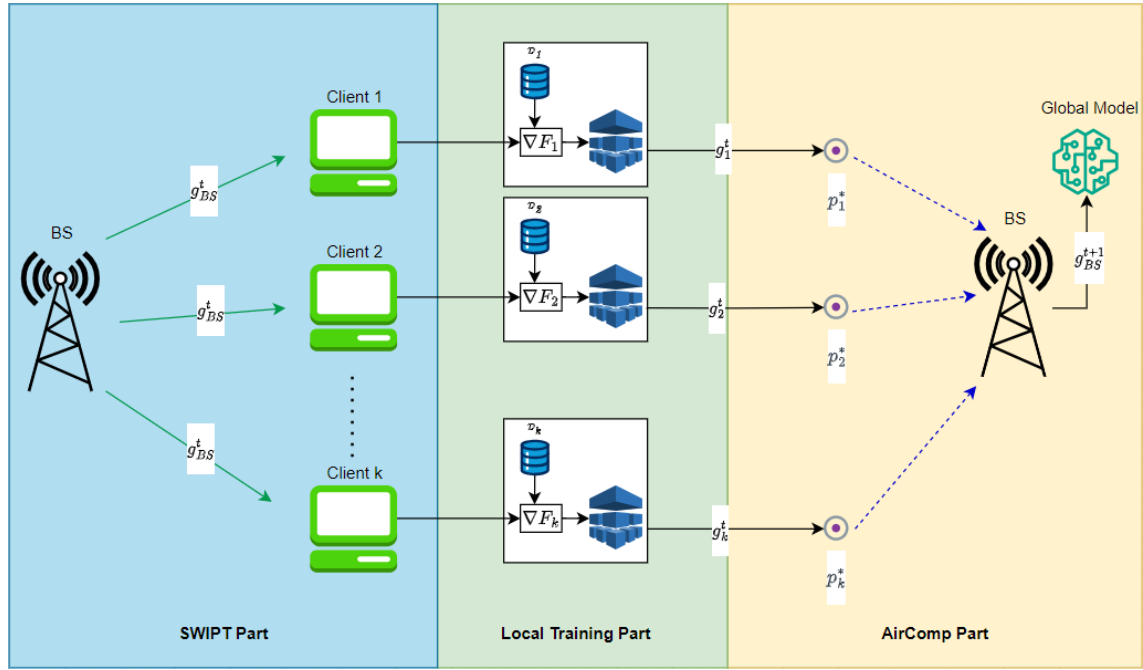
την ιδιότητα, επιτρέπονται οι πελάτες να λαμβάνουν την ενέργεια από το BS, και να τροφοδοτούνται από αυτό, οπότε και ευρύτερα από το ενεργειακό δίκτυο, αποτελώντας μία πολλά υποσχόμενη και πράσινη λύση, την οποία και υιοθετούμε για το σύστημά μας.

4.2 Σχέσεις και μεγέθη

Από την στιγμή που έχει γίνει σαφής ορισμός του μοντέλου του συστήματος, τώρα είμαστε σε θέση να πάμε να ορίσουμε τις εμπλεκόμενες σχέσεις και όλα μεγέθη που συμμετέχουν στο σύστημα και που εκφράζουν το περιβάλλον εργασίας. Μαθηματικώς ορισμένα, τα μεγέθη αποτυπώνονται συμβολικά και περιγραφικά στον πίνακα 4.1. Ενώ οι διαδικασίες που πραγματοποιούνται κατά σειρά, οπτικοποιούνται στην εικόνα 4.2. Ενώ σε κάθε εποχή t , επισυμβαίνουν με τη σειρά, τα εξής κάτωθι

4.2.1 Μετάδοση από το BS στους πελάτες

Στο πρώτο στάδιο του γύρου t , πραγματοποιείται μετάδοση τόσο σήματος όσο και ενέργειας από τον BS προς κάθε $k^{\text{στο}}$ πελάτη, με τον κάθε πελάτη $k \in \mathcal{S}$. Για τη μετάδοση του μοντέλου κατερχόμενη ζεύξης, το παγκόσμιο μοντέλο $\mathbf{g}_{BS}^t$ μεταδίδεται προς όλους τους πελάτες, αλλά λόγω της ασύρματης μετάδοσης, δεν μεταφέρεται αυτούσιο, αλλά υποφέρει και από επιπλέον παραμέτρους. Έτσι, σε αυτό το στάδιο, παράμετροι όπως είναι το κέρδος καναλιού $g_{Bk} \in \mathbb{C}$, και ο Λευκός Σηματοθορυβικός λόγος (AWGN), συνοδεύουν την μετάδοση που πραγματοποιείται από το BS προς όλους τους πελάτες.



Σχήμα 4.2: Στάδια εντός μίας εποχής επανάληψης.

Όπως αναφέρθηκε, το σύστημα αποτελεί SWIPT-Enabled, που σημαίνει ότι πραγματοποιείται ταυτόχρονη μετάδοση τόσο πληροφορίας όσο και ενέργειας. Αυτό που γεννάται αβίαστα ως απορία, είναι το πόσο μέρος του λαμβανόμενου σήματος στον $k^{\text{στο}}$ πελάτη, θα χρησιμεύει ως χρήσιμο για πληροφορίες μετά την αποκωδικοποίηση πληροφοριών (ID), ενώ το υπόλοιπο θα δεσμεύεται για τη συλλογή ενέργειας (energy harvesting). Όπως και στις εργασίες [26, 39, 40], έτσι και εδώ, ορίζω το μέγεθος α_k όπου $\alpha_k \in [0, 1]$, $\forall k \in \mathcal{S}$ και αποτελεί ο συντελεστής διάσπασης ισχύος.

Ο ορισμός αυτού του μεγέθους, είναι απολύτως απαραίτητος, καθώς θα συμβάλει στο να εκφράσει, το πιο μέρος της ενέργειας και ισχύος, αφιερώνεται για το κομμάτι της αποκωδικοποίησης πληροφοριών και ποιο μέρος για συλλογή ενέργειας κατά τη διαδικασία αυτή. Έτσι, θέτοντας ως P_{BS} , να υποδηλώνει την ισχύ εκπομπής του BS για τη διαδικασία του SWIPT, για τον $k^{\text{στο}}$ πελάτη, η $P_{BS}\alpha_k$ ισχύς χρησιμοποιείται για την αποκωδικοποίηση πληροφοριών και το υπόλοιπο $P_{BS}(1 - \alpha_k)$ για την συλλογή ενέργειας. [40]

Ένα άλλο βασικό μέγεθος, που είναι επίσης απαραίτητο και χρήσιμο να οριστεί, προκειμένου να οριστεί το πρόβλημα του συστήματος που θα λυθεί και εξασφαλίζει επιτυχία και ποιότητα επικοινωνίας, αποτελεί το R_k^{DL} , που είναι ο ρυθμός μετάδοσης σήματος και ενέργειας από τον BS προς τον $k^{\text{στο}}$ πελάτη που τα λαμβάνει και ισούται με

$$R_k^{DL} = B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k P_{BS} g_{Bk}}{B n_0} \right), \forall k \in \mathcal{S} \quad (4.1)$$

, όπου B είναι το εύρος ζώνης (Bandwidth) που προσφέρεται για την μετάδοση σήματος

και ενέργειας, μετρημένο σε Hz, το α_k αποτελεί ο διαχωριστικός παράγοντας ισχύος κάθε πελάτη, η παράμετρος P_{BS} υποδηλώνει την ισχύ μετάδοσης του BS, το μέγεθος g_{Bk} υποδηλώνει το κέρδος ισχύος του καναλιού από το BS στον $k^{\text{στο}}$ πελάτη σε έναν $t^{\text{στο}}$ γύρο της επανάληψης FL και το μέγεθος n_0 υποδηλώνει την πυκνότητα ισχύος του θορύβου υποβάθρου [26].

Αναφορικά με τον χρόνο κατά τη διαδικασία SWIPT, για τον χρόνο διάρκειας της μετάδοσης σήματος και ενέργειας μέσω του κοινού καναλιού προς τον $k^{\text{στο}}$ πελάτη, η εξασφάλιση ικανοποιητικής ποιότητας παροχής υπηρεσιών και επιτυχίας της μετάδοσης αυτής, πραγματοποιείται για:

$$t_k^{DL} \geq \frac{S_0}{R_k^{DL}} \quad (4.2)$$

, όπου S_0 συνιστά το μέγεθος του παγκόσμιου μοντέλου, των οποίων οι υπερπαραμέτροι μεταδίδονται προς όλους τους πελάτες του συστήματος αυτού. Ενώ επιπλέον, γίνεται αντιληπτό, πως για το πέρας της διαδικασίας και του Broadcasting των παραμέτρων του παγκόσμιου μοντέλου που γίνεται προς όλους τους πελάτες, για τον χρόνο t_{all}^{DL} πρέπει να ισχύει πως

$$t_{all}^{DL} \geq \max t_k^{DL}, \forall k \in \mathcal{S} \quad (4.3)$$

, που σημαίνει ότι η μεγαλύτερης διάρκειας μετάδοση σήματος και ενέργειας που εμφανίζεται μέσα στο σύστημα, είναι εκείνη η οποία καθορίζει το κάτω φράγμα για την διάρκεια της διαδικασίας SWIPT. Σε κάθε περίπτωση, η ενέργεια που μεταφέρεται από το BS προς τον κάθε $k^{\text{στο}}$ πελάτη, εκφράζεται με μεταφορά ισχύος όλης της P_{BS} . Ο χρόνος διάρκειας του SWIPT, αποτυπώνεται ως t_{all}^{DL} και γίνεται μαζί με κέρδος καναλιού g_{Bk} για κάθε έναν από τους πελάτες. Λαμβάνοντας υπόψη πως για τον $k^{\text{στο}}$ πελάτη, η $P_{BS}\alpha_k$ ισχύς χρησιμοποιείται για την αποκωδικοποίηση πληροφοριών και το υπόλοιπο $P_{BS}(1 - \alpha_k)$ για την συλλογή ενέργειας, εύκολα μπορεί να γίνει αντιληπτή και η ποσότητα ενέργειας, που προσφέρεται από το BS για κάθε μία από τις λειτουργίες του. Με τα υπόλοιπα μεγέθη, να είναι κοινά, γίνεται αντιληπτό πως για την αποκωδικοποίηση πληροφοριών (Information Decoding, ID), η ποσότητα ενέργειας που προσφέρεται ισούται με

$$E_k^{DL,ID} = \eta\alpha_k P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL}, \forall k \in \mathcal{S} \quad (4.4)$$

με την παράμετρο η να υποδηλώνει την αποδοτικότητα φόρτισης. Για την συλλογή ενέργειας (Energy Harvesting, EH), η ποσότητα ενέργειας που προσφέρεται στον $k^{\text{στο}}$ πελάτη, ισούται με

$$E_k^{DL,EH} = \eta(1 - \alpha_k)P_{BS}g_{Bk}t_{all}^{DL}, \forall k \in \mathcal{S} \quad (4.5)$$

Συνεπώς και η συνολική ενέργεια που μεταφέρεται και προσφέρεται στον $k^{\text{στο}}$ πελάτη αποτελεί ίση με:

$$E_k^{DL} = E_k^{DL,ID} + E_k^{DL,EH} = \eta P_{BS}g_{Bk}t_{all}^{DL}, \forall k \in \mathcal{S} \quad (4.6)$$

Επομένως, και η ενέργεια και ο χρόνος που χρειάζεται για την μετάδοση από το BS προς όλους τους πελάτες, ισούται με

$$e_{BS}^{DL} = \sum_{k \in \mathcal{S}} E_k^{DL} = \sum_{k \in \mathcal{S}} \eta P_{BS}g_{Bk}t_{all}^{DL} \quad (4.7)$$

,ενώ ο χρόνος διάρκειας για την μετάδοση από το BS προς όλους τους πελάτες, ισοδυναμεί με τον χρόνο διάρκειας του SWIPT, συνεπώς και:

$$t_{BS}^{DL} = t_{all}^{DL} \quad (4.8)$$

4.2.2 Μετάδοση από τους πελάτες στο BS

Κατόπιν του SWIPT και έχοντας γίνει η λήψη του παγκοσμίου μοντέλου $\mathbf{g}_{BS}^t$ την $t^{\text{στη}}$ εποχή, από όλους τους πελάτες, εκτελείται η δεύτερη φάση της επανάληψης, που έχει να κάνει με την εκπαίδευση των τοπικών μοντέλων των πελατών. Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.2, οι πελάτες έχουν λάβει το παγκόσμιο μοντέλο και με βάση τόσο τις υπερπαραμέτρους αυτών όσο και το τοπική βάση δεδομένων που έχει ο καθένας από αυτούς, διαμορφώνεται το έδαφος για την παραγωγή των ανανεωμένων τοπικών μοντέλων. Σε πρώτο βαθμό σαφώς, ο κάθε $k^{\text{στος}}$ πελάτης υπολογίζει το τοπικό του μοντέλο και στη συνέχεια, γίνεται η μεταφορά παραμέτρων τοπικού μοντέλου από τους πελάτες προς το BS, μέσω της τεχνικής AirComp. Οι διαδικασίες αυτές αναλύονται με τη σειρά, στις υποενότητες που ακολουθούν.

Υπολογισμός τοπικού μοντέλου

Ο υπολογισμός του τοπικού μοντέλου, πραγματοποιείται σε κάθε πελάτη $k \in \mathcal{S}$. Ένα από τα βασικά μεγέθη που εκφράζουν την ποιότητα του παραγόμενου τοπικού μοντέλου, συμβολίζεται ως $F_k(\mathcal{D}_k, \mathbf{g}_k^t)$ και είναι η συνάρτηση απώλειας που κάθε πελάτης,

την οποία και στοχεύει να ελαχιστοποιήσει, για την έκβαση των καλύτερων δυνατών αποτελεσμάτων. Η συνάρτηση απώλειας εκφράζεται ως [24, 42, 43]

$$F_k(\mathcal{D}_k, \mathbf{g}_k^t) = \frac{1}{|\mathcal{D}_k|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{D}_k|} f(\mathbf{x}_{k,j}, y_{k,j}, \mathbf{g}_k^t) \quad (4.9)$$

όπου $\mathcal{D}_k$ συνιστά το σύνολο, που περιέχει όλα τα δεδομένα της βάσης δεδομένων του $k^{\text{στου}}$ πελάτη, $|\mathcal{D}_k|$ είναι το μέγεθος του συνόλου αυτού, $f(\mathbf{x}_{k,j}, y_{k,j}, \mathbf{g}_k^t)$ είναι η δειγματοληπτική συνάρτηση απώλειας. Οι ενημερώσεις τοπικών μοντέλων που αναφέρονται, συμμετέχουν σε κάθε πελάτη $k^{\text{στο}}$, μέσω του κανόνα Gradient Descent (GD).

Αν υποδηλώσουμε την παράμετρο τοπικού μοντέλου του πελάτη k ως $\mathbf{g}_k^{t,l}$, τότε έχουμε στην $t^{\text{στη}}$ εποχή, στον $l^{\text{στο}}$ τοπικό γύρο, το μοντέλο να διαμορφώνεται σε σχέση με τον προηγούμενο τοπικό γύρο, ως εξής:

$$\mathbf{g}_k^{t,l} = \mathbf{g}_k^{t,l-1} - \gamma \nabla F_k(\mathcal{D}_k, \mathbf{g}_k^{t,l-1}) \quad (4.10)$$

με γ να είναι ο ρυθμός εκμάθησης, στον χρόνο επικοινωνίας [24].

Όσον αφορά τον αριθμό των απαιτούμενων τοπικών επαναλήψεων μοντέλων, μέγεθος που έχει οριστεί και σε άλλες εργασίες όπως είναι στην [37], για να διασφαλιστεί η μαθησιακή απόδοση και να φτάσει μια τοπική ακρίβεια ϵ , απαιτείται στον πελάτη k να γίνει μια σειρά τοπικών επαναλήψεων, που θα συμμετέχει στο $t^{\text{στο}}$ γύρος επικοινωνίας. Έτσι, ο πελάτης k , για να φτάσει την τοπική ακρίβεια ϵ , θα πρέπει να εκτελέσει ενημέρωση παραμέτρων μοντέλου σε $N(\epsilon)$ συνολικά επαναλήψεις, όπου

$$N(\epsilon) = \mu \log \left(\frac{1}{\epsilon} \right) \quad (4.11)$$

όπου μ είναι μια σταθερά και προέρχεται από τη φύση του προβλήματος. Επομένως, στον $t^{\text{στο}}$ κύκλο επικοινωνίας, το τοπικό μοντέλο του πελάτη k που θα μεταδοθεί στο BS είναι το $\mathbf{g}_k^{t,N(\epsilon)}$, αλλά για λόγους απλότητας, το τελικό τοπικό μοντέλο του πελάτη k , θα το συμβολίσουμε ως $\mathbf{g}_k^t$.

Η παραπάνω διαδικασία, δηλαδή η διαμόρφωση του τοπικού μοντέλου, απαιτεί χρόνο και ενέργεια, που είναι δύο πολύ βασικά μεγέθη που μας ενδιαφέρουν στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία. Έτσι, διαμορφώνουμε την καθυστέρηση και την κατανάλωση ενέργειας κάθε πελάτη στο στάδιο υπολογισμού τοπικού μοντέλου. Ο αριθμός των κύκλων Central Processing Unit (CPU) για τον $k^{\text{στο}}$ πελάτη, για την επεξεργασία ενός δείγματος δεδομένων, ορίζεται ως c_k . Έτσι, ο συνολικός αριθμός κύκλων CPU του $k^{\text{στου}}$ πελάτη για την εκτέλεση μιας τοπικής επανάληψης είναι $c_k |\mathcal{D}_k|$ σε αριθμό. Ως γνωστόν, η CPU λειτουργεί σε κάποια συχνότητα. Αυτή είναι η συχνότητα CPU του $k^{\text{στου}}$ πελάτη, που εκχωρείται για τον υπολογισμό του τοπικού μοντέλου και είναι αποκλεισμένη μεταξύ ενός άνω και ενός κατώτερου ορίου, συμβολίζεται ως f_k , με $f_{\min} \leq f_k \leq f_{\max}$. Έτσι, η καθυστέρηση και η κατανάλωση ενέργειας του $k^{\text{στο}}$ πελάτη, στο κομμάτι των τοπικών υπολογισμών που πραγματοποιούνται για την διαμόρφωση του

τελικού προς αποστολή $\mathbf{g}_k^t$ μοντέλου, μετά από επαναλήψεις $N(\epsilon)$ σε πλήθος, μπορούν να εκτιμηθούν ως [43–45]:

$$t_k^{cmp} = N(\epsilon) \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{f_k} \quad (4.12)$$

$$e_k^{cmp} = N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{2} \quad (4.13)$$

με $\delta_k \frac{f_k^2}{2}$ να είναι η υπολογιστική ισχύς κάτω από τη συχνότητα CPU f_k και το δ_k να αντιπροσωπεύει το υπολογιστικό σύνολο chipset συντελεστή ενεργού χωρητικότητας του k στού πελάτη.

Μεταφορά παραμέτρων τοπικού μοντέλου

Μετά τους τοπικούς υπολογισμούς και αφού όλοι οι πελάτες τους έχουν εκτελέσει τις παραμέτρους των τοπικών τους μοντέλων, αυτές είναι απαραίτητο να συλλεχθούν στο BS, προκειμένου να διαμορφωθεί το καθολικό μοντέλο. Έτσι, στο BS, όταν λαμβάνονται οι παράμετροι του μοντέλου από τους συσχετισμένους πελάτες $\mathcal{S}$, εκτελείται η ακόλουθη συγκέντρωση

$$\mathbf{g}_{BS}^{t+1} = \frac{1}{|\mathcal{D}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} |\mathcal{D}_k| \mathbf{g}_k^t \quad (4.14)$$

όπου $\mathcal{D} = \bigcup_{k \in \mathcal{S}} \mathcal{D}_k$, η οποία είναι η ένωση όλων των δειγμάτων που δεν είναι Independent and Identically Distributed (IID) και συμμετέχουν στη διαμόρφωση του παγκόσμιου μοντέλου.

Εκτός αυτών, θέτουμε $\varphi_k(\cdot)$ να υποδηλώνει τη συνάρτηση προεπεξεργασίας, η οποία εφαρμόζεται στον κάθε k στο πελάτη και το $\psi(\cdot)$, θέτουμε να υποδηλώνει τη συνάρτηση μετα-επεξεργασίας στον διακομιστή του BS. Με στόχο την ελαχιστοποίηση των ασύρματων επιπτώσεων των μεταδόσεων σήματος, αναμορφώνουμε το μεταδιδόμενο σήμα, εισάγοντας αυτές τις δύο λειτουργίες επεξεργασίας. Από την μεριά του κάθε k στού πελάτη, λαμβάνει χώρα η λειτουργία προεπεξεργασίας, που επαναδιατυπώνει το μεταδιδόμενο σήμα ως [46]

$$\mathbf{s}_k = \varphi_k(\mathbf{g}_k) = \frac{\mathbf{g}_k - \bar{\mathbf{g}}}{\iota} = \frac{\mathbf{g}_k - \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} \bar{\mathbf{g}}_k}{\frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} \iota_k}, \quad (4.15)$$

όπου $\bar{\mathbf{g}} = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} \bar{\mathbf{g}}_k$ και $\iota = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} \iota_k$. Από την πλευρά τους, $\bar{\mathbf{g}}_k = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r \mathbf{g}_{k,j}$ και $\iota_k^2 = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r (\bar{\mathbf{g}}_{k,j} - \mathbf{g}_{k,j})^2$ είναι ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση των r καταχωρήσεων του τοπικού μοντέλου $\mathbf{g}_k$

Κατά την διαδικασία αποστολής των παραμέτρων των τοπικών μοντέλων από τους πελάτες προς το BS, λόγω της ασύρματης μετάδοσης, το σήμα μεταδίδεται επηρεαζόμενο από υπαρκτό κέρδος καναλιού (channel gain). Το channel gain κάθε πελάτη, συνιστά το αποτέλεσμα άθροισης, τόσο απευθείας σήματος από τον κάθε πελάτη προς το BS όσο και σήματος, μεταδιδόμενου μέσω του ενδιάμεσου και εμπλεκόμενου RIS. Αυτό, φαίνεται και σε εργασίες, όπως είναι οι [24, 39, 44]. Όσον αφορά το κέρδος καναλιού, αυτό μπορεί να βελτιωθεί χρησιμοποιώντας ενισχυτές απολαβής καναλιού στο περιβάλλον. Με σκοπό να βελτιωθεί η ισχύς του σήματος και να ελαχιστοποιηθούν τα σφάλματα συνάθροισης μέσω του AirComp στην άνω ζεύξη, χρησιμοποιείται ένα παθητικό στοιχείο RIS N . Έστω $\Theta = \text{diag}(e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_n}, \dots, e^{j\theta_N}) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ είναι ο διαγώνιος πίνακας μετατόπισης φάσης με $\theta_n \in [0, 2\pi)$ που υποδηλώνει τη μετατόπιση φάσης του n -στου ανακλαστικού στοιχείου του RIS. Έτσι, με την εισαγωγή του RIS δημιουργούνται ενδιάμεσοι και πρόσθετοι σύνδεσμοι κερδών καναλιών. $h_k^{\text{dir}} \in \mathbb{C}$ και $\mathbf{h}_k^{\text{RIS}} \in \mathbb{C}^N$ υποδεικνύουν τα κανάλια του άμεσους και ανακλώμενους συνδέσμων μεταξύ του πελάτη k και του BS και υποδηλώνουν ως $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{1 \times N}$ τον πίνακα καναλιών μεταξύ του RIS και του BS. Επομένως, και το channel gain αυτό αποτελεί το :

$$h_k = h_k^{\text{dir}} + \mathbf{G}\Theta\mathbf{h}_k^{\text{RIS}} \in \mathbb{C} \quad (4.16)$$

Αναφορικά με το ληφθέν σήμα από την μεριά του BS, εκτός από το channel gain, ο κάθε χρήστης, επιλέγει να αποστείλει το $\mathbf{s}_k$ του, με μία ισχύ μετάδοσης, που συμβολίζεται ως p_k . Ενώ επιπλέον, λόγω της ασύρματης μετάδοσης, αστάθμητοι παράγοντες, όπως είναι ο πρόσθετος λευκός Gaussian Noise, αναπόφευκτα επηδρούν στη διαμόρφωση του τελικού ληφθέντος σήματος, προερχόμενο από όλους τους εμπλεκόμενους πελάτες. Και αυτό το σήμα, που συμβολίζεται ως y και αθροίζει τα σήματα των πελατών, συνιστά το

$$y = \sum_{k \in \mathcal{S}} h_k p_k \mathbf{s}_k + z \quad (4.17)$$

με το $z \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$ να συνιστά ο πρόσθετος λευκός Gaussian Noise (AWGN).

Από την μεριά του BS, το $\psi(\cdot)$ υποδηλώνει τη συνάρτηση μετα-επεξεργασίας, η οποία λαμβάνει χώρα εκεί και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως

$$\psi(\cdot) = \frac{1}{|\mathcal{S}|} (\iota \cdot + |\mathcal{S}| \bar{g}). \quad (4.18)$$

Θέλοντας να ορίσουμε καλά τα συνιστώμενα στοιχεία του μοντέλου, επαναπροσδιορίζουμε το λαμβανόμενο σήμα στο BS χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις πριν και

μετά την επεξεργασία. Μπορεί να εκφραστεί ως

$$\hat{g} = \psi(y) = \psi \left(\sum_{k \in \mathcal{S}} h_k p_k \mathbf{s}_k + z \right) \quad (4.19)$$

Το MSE ορίζεται ως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μετάδοσης, καθώς η προσδοκία $\mathbb{E}[\cdot]$ λαμβάνεται πάνω από τα σύμβολα μετάδοσης και μεταβλητές Λευκός Σηματοθορυβικός λόγος (AWGN). Έτσι, λαμβάνοντας υπόψη την ιδανική μετάδοση σήματος, αυτή είναι η περίπτωση όπου το BS λαμβάνει g με:

$$g = \sum_{k \in \mathcal{S}} \mathbf{s}_k \quad (4.20)$$

και το πραγματικό ληφθέν σήμα στο BS, η παράγωγος MSE, εκφράζεται ως

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \mathbb{E} \left[|\hat{g} - g|^2 \right] \\ &= \sum_{k \in \mathcal{S}} |h_k p_k - 1|^2 + \sigma_n^2 \end{aligned} \quad (4.21)$$

Απόδειξη. Ανατρέξτε στο Παράρτημα A'

□

Μία από τις στοχεύσεις και η οποία μπορεί να συμβάλλει σημαντικά, στην βελτιστοποίηση των παραγόμενων μοντέλων, τοπικών και κυρίως του παγκοσμίου μοντέλου στο BS, είναι να πραγματοποιηθεί διαχείριση και κατά το δυνατόν μεγαλύτερη δυνατή ελαχιστοποίηση του MSE. Παρατηρούμε ότι για να μπορέσουμε να ελαχιστοποιήσουμε το MSE περισσότερο, θα πρέπει να ορίσουμε μία ισχύ μετάδοσης σήματος κατά την up-link διαδικασία p_k του πομπού στην (29a), τέτοια που να αναγκάσουμε το αθροιστικό τμήμα του MSE να είναι ίσο με μηδέν. Η μετάδοση ισχύος p_k που το επιτυγχάνει, και την οποία ορίζουμε για κάθε πελάτη, είναι η p_k^* , που αποτελεί η

$$p_k^* = \frac{(h_k)^H}{|h_k|^2}, \quad \forall k \in \mathcal{S} \quad (4.22)$$

Απόδειξη. Ανατρέξτε στο Παράρτημα B'

□

Εφαρμόζοντας τη βέλτιστη λύση που βρέθηκε για μετάδοση ισχύος στην εξίσωση (4.2.2), το πρόβλημα MSE έχει βελτιωθεί και απλοποιηθεί σημαντικά, όπου η εν λόγω ποσότητα εκφράζεται τώρα ως

$$\text{MSE}_{\text{improved}} = \sigma_n^2 \quad (4.23)$$

ορίζοντας τη βελτιωμένη τώρα έκδοση του (4.2.2) ως $\text{MSE}_{\text{improved}}$. Όπως διαφαίνεται, πλέον το MSE έχει φτάσει στην ελάχιστη δυνατή του τιμή, και αυτό καθότι το $\text{MSE}_{\text{improved}}$, ισούται με μία σταθερή τιμή, με την διακύμανση του Λευκού Σηματοθορυβικού Λόγου (AWGN)

Αυτό που παρατηρούμε και έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον είναι το γεγονός ότι το γινόμενο της βέλτιστης μετάδοσης ισχύος με το εσωτερικό γινόμενο των διανυσμάτων διαμόρφωσης δέσμης και το κέρδος καναλιού h_k , δίνουν μοναδιαίο γινόμενο όπως φαίνεται και εδώ

$$\begin{aligned} |p_k^*|^2 &= \frac{|h_k^H|^2}{|h_k|^4}, \xrightarrow{|h_k|=|h_k^H|} \\ |p_k^*|^2 &= \frac{1}{|h_k|^2} \Rightarrow \\ |p_k^*|^2 |h_k|^2 &= 1 \end{aligned} \quad (4.24)$$

Όσον αφορά το πρόβλημα βελτιστοποίησης της αντικειμενικής συνάρτησης, όπως φαίνεται στο 5, μπορεί να απλοποιηθεί περαιτέρω, μετά την εφαρμογή των βελτιστοποιήσεων που βρήκαμε, για κάθε πελάτη $k \in \mathcal{S}$ ως

Με βάση τα παραπάνω, ο χρόνος που απαιτείται για τη μετάδοση των σημάτων πελάτη είναι [44, 45]

$$t_k^{UL} = \frac{\text{card}(g_k^t)}{B \log \left(1 + \frac{|h_k|^2 |p_k|^2}{\sigma_n^2} \right)} \xrightarrow{4.2.2} \frac{\text{card}(g_k^t)}{B \log \left(1 + \frac{1}{\sigma_n^2} \right)} \quad (4.25)$$

ενώ για κάθε μεταδιδόμενο $k^{\text{στο}}$ σήμα, η απαιτούμενη ενέργεια που προσφέρεται για κατανάλωση είναι το [44, 45]

$$e_k^{UL} = |p_k|^2 \frac{\text{card}(g_k^t)}{B \log \left(1 + \frac{|h_k|^2 |p_k|^2}{\sigma_n^2} \right)} \xrightarrow{4.2.2} \frac{1}{|h_k|^2} \frac{\text{card}(g_k^t)}{B \log \left(1 + \frac{1}{\sigma_n^2} \right)} \quad (4.26)$$

όπου $\text{card}(g_k^t)$ υποδηλώνει το μέγεθος των παραμέτρων του τοπικού μοντέλου και το B είναι το εύρος ζώνης που παρέχεται από το BS. Χωρίς απώλεια γενικότητας, υποθέτουμε ότι τα μοντέλα πελάτη είναι ίσου μεγέθους $\text{card}(g_k^t) = d, \forall k$.

Η απαιτούμενη ενέργεια για κάθε $k^{\text{στο}}$ πελάτη, απορρέει τόσο λόγω της ανάγκης του να πραγματοποιήσει τους υπολογισμούς για την διαμόρφωση των παραμέτρων του τοπικού μοντέλου, εντός μίας εποχής, όσο και της ανάγκης για αποστολή των τοπικών παραμέτρων, προς το BS. Επομένως, για το συνολικό σύστημα, η ενέργεια είναι απαιτούμενη κατά αθροιστικό τρόπο και ισούται με το άθροισμα των απαιτούμενων επιμέρους ενεργειών, όλων των πελατών πάνω στο υπολογιστικό κομμάτι, συν το το

άθροισμα των απαιτούμενων επιμέρους ενεργειών, όλων των πελατών πάνω στο μεταφορικό κομμάτι. Το συνολικό άθροισμα των πελατών, ισούται μαθηματικώς εκφρασμένα, ως:

$$E_{clients} = \sum_{k \in \mathcal{S}} e_k^{UL} + \sum_{k \in \mathcal{S}} e_k^{cmp} \quad (4.27)$$

ενώ σχετικά με τον χρόνο που χρειάζεται για τον χρόνο, τόσο σε επίπεδο υπολογισμού όσο και μεταφοράς των τοπικών παραμέτρων, ισούται με το άθροισμα των χρονικών όρων, που επιβάλλουν την καθυστέρησή τους σε κάθε ένα από αυτά. Για το συνολικό σύστημα, η χρονική απαίτηση απορρέει κατά αθροιστικό τρόπο και ισούται με το μέγιστο χρονικό όρο όλων των πελατών πάνω στο υπολογιστικό κομμάτι, συν το μέγιστο χρονικό όρο πάνω στο μεταφορικό κομμάτι. Το συνολικό άθροισμα των πελατών, ισούται μαθηματικώς εκφρασμένα, ως:

$$T_{clients} = \max_{k \in \mathcal{S}} t_k^{UL} + \max_{k \in \mathcal{S}} t_k^{cmp} \quad (4.28)$$

Με την συνολική ενέργεια και τον συνολικό χρόνο των πελατών να είναι καλώς ορισμένα, προχωράμε τώρα στην συνάθροιση των Cloud μοντέλων, που γίνεται στο BS.

Συνάθροιση Cloud μοντέλων στο BS

Σε αυτό το στάδιο εδώ, πραγματοποιείται η συνάθροιση των παραμέτρων όλων των μοντέλων, προκειμένου να γίνει η διαμόρφωση του καθολικού μοντέλου στην τρέχουσα εποχή (iteration). Αυτό το καθολικό μοντέλο, έρχεται ως απόρρα των τοπικών παραμέτρων, καθενός από τους k πελάτες, των οποίων το μοντέλο αποτελεί το $\mathbf{g}_k^{t+1}$.

Και επομένως, στον $(t + 1)^{\text{στο}}$ κύκλο επικοινωνίας, το παγκόσμιο μοντέλο του BS διαμορφώνεται και αποτελεί το $\mathbf{g}_{BS}^{t+1}$, που προαναφέρθηκε στο 4.2.2.

Σε αυτό το σημείο, έρχεται το πέρας της τρέχουσας εποχής και η διαμόρφωση του παγκοσμίου μοντέλου στο BS. Οπότε και ανοίγεται ο δρόμος για την έναρξη της επόμενης εποχής.

Συνολικά και συνοψίζοντας όλα τα παραπάνω μεγέθη αναφορικά με το BS, ο χρόνος που χρειάζεται για την ολοκλήρωση της διαδικασίας της επανάληψης, που προέρχεται από το BS, είναι ίσος με τον χρόνο για την εκτέλεση του SWIPT, και επομένως έχουμε πως:

$$T_{BS} = t_{BS}^{DL} = t_{all}^{DL} \quad (4.29)$$

Αναφορικά με το κομμάτι της ενέργειας, η ενέργεια που απαιτείται μέσα στην εποχή, και που προέρχεται από το BS, είναι ίση με:

$$E_{BS} = e_{BS}^{DL} = \sum_{k \in S} \eta P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL} \quad (4.30)$$

Συσσωρευτικά, τόσο για το BS όσο και για όλους τους πελάτες, επομένως, ο συνολικός χρόνος που απαιτείται για την ολοκλήρωση της διαδικασίας προέρχεται τόσο από τους πελάτες όσο και από το BS και εκφράζεται ως

$$T_{all} = T_{BS} + T_{clients} \quad (4.31)$$

ενώ η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια, εκφράζεται ως

$$E_{all} = E_{BS} + E_{clients} \quad (4.32)$$

Πλέον, όλα τα μεγέθη είναι σαφώς και καλώς ορισμένα, έχει πραγματοποιηθεί η αποτύπωση ενέργειας και απαιτούμενου χρόνου, για το BS, για όλους τους πελάτες και σε συνολικό επίπεδο συστήματος. Τώρα, είναι εφικτός ο ορισμός του προβλήματος και η διαμόρφωση της αντικειμενικής συνάρτησης, με όλους τους απαραίτητους και προβλεπόμενους περιορισμούς, και πραγματοποιείται στην ευθύς αμέσως επόμενη ενότητα.

4.3 Ορισμός προβλήματος

Δοθέντος πως μας ενδιαφέρει τόσο η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια όσο και ο συνολικός απαιτούμενος χρόνος που χρειάζεται σε κάθε επανάληψη εκπαίδευσης, κρίνεται απαραίτητο να εισάγουμε δύο παράγοντες βάρους, τους β_e, β_t , προκειμένου να πραγματοποιηθεί η στάθμιση της κατανάλωσης ενέργειας και της καθυστέρησης, με $0 \leq \beta_e, \beta_t \leq 1$. Για αυτούς τους δύο παράγοντες, πρέπει να ισχύει ότι $\beta_e + \beta_t = 1$, προκειμένου να διασφαλιστεί ότι το συνολικό βάρος στην αντιστάθμιση μεταξύ καθυστέρησης και κατανάλωσης ενέργειας χρησιμοποιείται πλήρως. Επιπλέον, από την στιγμή που τα μεγέθη χρόνος και ενέργεια, είναι εντελώς ανεξάρτητα μεταξύ τους και σε διαφορετικές τάξεις μεγεθών, για την πιο ισότιμη και αντικειμενική αξιολόγηση, ήταν απαραίτητη η κανονικοποίηση των δύο εμπλεκόμενων μεγεθών. Επομένως, και προχώρησα στην κανονικοποίηση του χρόνου, διαιρώντας τον ολικό απαιτούμενο χρόνο, με έναν χρόνο T_{max} , πάνω από τον οποίο ο χρόνος, βάσει συστήματος, δεν θα ξεπεράσει ποτέ αυτή την τιμή. Κατ'αντιστοιχεία με το χρόνο, προχώρησα στην κανονικοποίηση της ενέργειας, διαιρώντας την συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια, με μία ενέργεια E_{max} , πάνω από την οποία η ενέργεια, βάσει συστήματος, δεν θα ξεπεράσει ποτέ αυτή την

τιμή. Έχοντας πραγματοποιήσει όλα τα παραπάνω, το πρόβλημα βελτιστοποίησης FL που βασίζεται στο AirComp τώρα είναι εφικτό να διαμορφωθεί και έτσι, το πρόβλημα ορίζεται και διατυπώνεται ως εξής

$$\min_{f_k, \alpha_k, \Theta, t_{all}^{DL}} \beta_t \frac{T_{all}}{T_{max}} + \beta_e \frac{E_{all}}{E_{max}} \quad (4.33\alpha')$$

$$\text{s.t.} \quad e_k^{UL} + e_k^{cmp} \leq \eta(1 - \alpha_k) P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (4.33\beta')$$

$$0 \leq \alpha_k \leq 1, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (4.33\gamma')$$

$$f_{min} \leq f_k \leq f_{max}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (4.33\delta')$$

$$|\Theta_{n,n}| = 1, \quad \forall n \in \{1, \dots, N\}, \quad (4.33\epsilon')$$

$$t_{all}^{DL} \geq \max_{k \in \mathcal{S}} \left(\frac{S_0}{B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k P_{BS} g_{Bk}}{B n_0} \right)} \right) \quad (4.33\sigma')$$

όπου ο περιορισμός (4.33β) εκφράζει πως ο συνολικός διαθέσιμος ενεργειακός πόρος $e_k^{UL} + e_k^{cmp}$ του $k^{\text{στου}}$ πελάτη δεν πρέπει να υπερβαίνει την συνολική προσφερόμενη από το BS ποσότητα ενέργεια, που ισούται με το γινόμενο της αποδοτικότητας μετάδοσης η επί τον όρο $(1 - \alpha_k)$ επί την ισχύ του σταθμού βάσης P_{BS} επί την απολαβή καναλιού g_{Bk} επί τη διάρκεια μετάδοσης t_{all}^{DL} , για κάθε συσκευή k στο σύνολο $\mathcal{S}$. Επιπλέον, ο περιορισμός (4.33γ) εκφράζει πως ο συντελεστής διάσπασης ισχύος α_k , κάθε $k^{\text{στου}}$ πελάτη του συνόλου $\mathcal{S}$, ανήκει στο σύνολο τιμών $[0, 1]$, ο περιορισμός (4.33δ) εκφράζει πως η συχνότητα λειτουργίας f_k για κάθε συσκευή k στο σύνολο $\mathcal{S}$ πρέπει να είναι μεταξύ της ελάχιστης f_{min} και της μέγιστης f_{max} συχνότητας, ο περιορισμός (4.33ε) εκφράζει πως η απόλυτη τιμή του στοιχείου (n, n) της διαγώνιου του πίνακα Θ πρέπει να είναι ίση με 1, για κάθε n στο σύνολο των N διαγωνιακών στοιχείων ($\forall n \in \{1, \dots, N\}$), ο περιορισμός (4.33στ) εκφράζει πως ο χρόνος της διαδικασίας του SWIPT t_{all}^{DL} πρέπει να είναι μεγαλύτερος ή ίσος από τον μέγιστο απαιτούμενο χρόνο, που απαιτείται για να μεταδοθεί ένα μέγεθος δεδομένων S_0 , που ισούται με το μέγεθος του παγκόσμιου μοντέλου στο BS, πάνω σε ρυθμό μετάδοσης σήματος και ενέργειας από τον BS προς τον $k^{\text{στο}}$ πελάτη που πετυχαίνει την μεγιστοποίηση του πηλίκου στη σχέση (4.33στ). Το πηλίκο αυτό εξαρτάται από το εύρος ζώνης B , τον λόγο σήματος προς θόρυβο $\frac{\alpha_k P_{BS} g_{Bk}}{B n_0}$, και το λογαριθμικό νόμο της χωρητικότητας καναλιού.

Έχοντας στη φαρέτρα και οργανωμένα όλα τα παραπάνω, πλέον είμαστε σε θέση να ορίσουμε τον αλγόριθμο, τις προσεγγίσεις και τις διαδικασίες που ακολουθήσαμε, προκειμένου να επιλυθεί το παραπάνω, καλά ορισμένο πρόβλημα, του οποίου και η επίλυση παρατίθεται στο κεφάλαιο 5.

Πίνακας 4.1: Βασικές σημειώσεις μοντέλων συστήματος.

Σημείωση	Definition
Αρχιτεκτονικά στοιχεία του μοντέλου συστήματος	
$\mathcal{S}$	σύνολο (set) των πελατών
$ \mathcal{S} $	πλήθος των πελατών
$\mathcal{N}$	RIS Elements
N	αριθμός στοιχείων RIS
c_k	Number κύκλοι CPU για τον πελάτη $k^{\text{στου}}$, για την επεξεργασία ενός δείγματος δεδομένων
f_k	Συχνότητα ζήτησης CPU $k^{\text{στου}}$ πελάτη
δ_k	The chipset compute σύνολο συντελεστή ενεργού χωρητικότητας $k^{\text{στου}}$ πελάτη
$\mathcal{D}$	σύνολο συνόλου δεδομένων
$\mathcal{D}_k$	σύνολο δεδομένων $k^{\text{στου}}$ πελάτη
n_0	πυκνότητα ισχύος του φόντου Gaussian Noise
B	εύρος ζώνης διαθέσιμο για μετάδοση σήματος και ενέργειας
γ	ποσοστό εκμάθησης των τοπικών μοντέλων πελατών
z	Προσθετικό λευκό Gaussian Noise (AWGN)
σ_n	Διακύμανση προσθετικού λευκού Gaussian Noise (AWGN)
β_t	Σημαντικό βάρος καθυστέρησης (σε δευτερόλεπτα)
β_e	Σημαντικό βάρος ενέργειας (σε J)
Παράμετροι διαδικασίας Uplink	
ρ_k	μετάδοση ισχύος του $k^{\text{στου}}$ πελάτη
P_{max}	Μέγιστη μετάδοση ισχύος
μ	σταθερά που προέρχεται από τη φύση του προβλήματος
$\mathbf{G}$	πίνακας κέρδους καναλιού Uplink από το RIS στο BS
$\mathbf{h}_k^{\text{RIS}}$	Uplink μήτρα κέρδους καναλιού από $k^{\text{στου}}$ πελάτη στο RIS
$\mathbf{h}_k^{\text{dir}}$	μήτρα κέρδους καναλιού Uplink από $k^{\text{στου}}$ πελάτη στο BS
Θ	Πίνακας Μετατόπισης Φάσης Διαγώνιας
d	Μέγεθος τοπικού μοντέλου
$N(\epsilon)$	Συνολικές τοπικές επαναλήψεις για την επίτευξη ακρίβειας τουλάχιστον ϵ
Παράμετροι διαδικασίας Downlink	
P_{BS}	μετάδοση ισχύος του BS
α_k	παράγοντας διαχωρισμού για $k^{\text{στου}}$ πελάτη
R_k^{DL}	Ρυθμός μετάδοσης σήματος και ενέργειας από το BS στον $k^{\text{στου}}$ πελάτη
t_{all}^{DL}	SWIPT Time Duration
η	αποδοτικότητα φόρτισης
g_{Bk}	Κέρδος σήματος καναλιού Downlink από BS σε $k^{\text{στου}}$ πελάτη
S_0	είναι το μέγεθος του παγκόσμιου μοντέλου

Υλοποίηση και Επίλυση του Προβλήματος

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται περαιτέρω ανάλυση του προβλήματος, με βάση τη μελέτη που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, καθώς και προχωράμε στην επίλυση του, παραθέτοντας στο τέλος του κεφαλαίου, τον αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε και επιλύει το πρόβλημα ελαχιστοποίησης αντικειμενικής συνάρτησης. Το πρόβλημα του αρχικού συνόλου πρέπει να αναλυθεί περαιτέρω, έτσι ώστε να είναι ορατά τα διαφορετικά στοιχεία και να βελτιστοποιηθεί κάθε μεταβλητή. Για το σκοπό αυτό, η αντικειμενική συνάρτηση της 4.3 καταγράφεται και παρατίθεται πιο αναλυτική ως:

$$\begin{aligned}
 (4.33a) &= \beta_t \frac{(T_{BS} + T_{clients})}{T_{max}} + \beta_e \frac{(E_{BS} + E_{clients})}{E_{max}} \\
 &= \frac{\beta_t}{T_{max}} \left[t_{all}^{DL} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} + \max_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{f_k} \right] + \\
 &\quad \frac{\beta_e}{E_{max}} \left[\sum_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{2} + \sum_{k \in \mathcal{S}} \eta P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} \sum_{k \in \mathcal{S}} \frac{1}{|h_k|^2} \right] \quad (5.1)
 \end{aligned}$$

Και συνεπώς, πλέον το πρόβλημα ελαχιστοποίησης που καλούμαστε να λύσουμε, συνιστά το εξής κάτωθι:

$$\begin{aligned}
 \min_{f_k, \alpha_k, \Theta, t_{all}^{DL}} & \quad \frac{\beta_t}{T_{max}} \left[t_{all}^{DL} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} + \max_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{f_k} \right] \\
 & \quad \frac{\beta_e}{E_{max}} \left[\sum_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{2} + \sum_{k \in \mathcal{S}} \eta P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} \sum_{k \in \mathcal{S}} \frac{1}{|h_k|^2} \right] \quad (5.2a')
 \end{aligned}$$

$$\text{s.t.} \quad e_k^{UL} + e_k^{cmp} \leq \eta(1 - \alpha_k) P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.2\beta')$$

$$0 \leq \alpha_k \leq 1, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.2\gamma')$$

$$f_{min} \leq f_k \leq f_{max}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.2\delta')$$

$$|\Theta_{n,n}| = 1, \quad \forall n \in \{1, \dots, N\}, \quad (5.2\epsilon')$$

$$t_{all}^{DL} \geq \max_{k \in \mathcal{S}} \left(\frac{S_0}{B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k P_{BS} g_{Bk}}{B n_0} \right)} \right) \quad (5.2\sigma\tau')$$

5.1 Βελτιστοποίηση μετατόπισης φάσης RIS

Τα στοιχεία μετατόπισης φάσης RIS συμμετέχουν στο άθροισμα της μετάδοσης ισχύος όλων των πελατών, γεγονός που επηρεάζει τον ενεργειακό τομέα. Ελαχιστοποιώντας το άθροισμα της μετάδοσης ισχύος όλων των πελατών, βελτιώνουμε ακόμη περισσότερο την ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής λειτουργίας.

Λαμβάνοντας τον ορισμό του αθροίσματος της μετάδοσης ισχύος όλων των πελατών υπόψη, παρατηρούμε ότι μέσα σε αυτόν, εμφανίζεται το κέρδος καναλιού h_k για κάθε $k^{\text{στο}}$ πελάτη, και αυτό με τη σειρά του εμπεριέχει, όπως φαίνεται στο (4.2.2), το Θ . Έχοντας τον ορισμό του κέρδους καναλιού κατά τη μεταφορά από τους πελάτες προς το BS, να είναι ορισμένη σαφώς από την σχέση 5, τότε το πρόβλημα που καλούμαι να λύσω, συνιστά το

$$\min_{\Theta} \sum_{k \in \mathcal{S}} \frac{1}{|h_k^{\text{dir}} + \mathbf{G}\Theta\mathbf{h}_k^{\text{RIS}}|^2} \quad (5.3\alpha')$$

$$\text{s.t. } |\Theta_{n,n}| = 1, n \in \{1, \dots, N\} \quad (5.3\beta')$$

Για να βρούμε κάθε βέλτιστο στοιχείο, προχωράμε στην αποσύνθεση του προβλήματος, λύνοντας αρχικά το πρόβλημα βελτιστοποίησης διαμόρφωσης δέσμης και μετά το πρόβλημα βελτιστοποίησης μετατόπισης φάσης RIS.

Υποδηλώνει ως $\theta = [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_n}, \dots, e^{j\theta_N}]$, $\mathbf{a}_k^H = \mathbf{G} \text{diag}(\mathbf{h}_k^{\text{RIS}})$, and $b_k = h_k^{\text{dir}}$, εμείς χρησιμοποιήστε περαιτέρω $\tilde{\theta} = [\theta, x]^T$ εισάγοντας μια βοηθητική μεταβλητή x , την οποία ορίσαμε ως $x = 1$. Έτσι ο παρονομαστής, που θα χρειαστεί ως προϋπόθεση για τον καθορισμό των περιορισμών του ισοδύναμου προβλήματος, θα μετατραπεί ως

$$\left| (h_k^{\text{dir}} + \mathbf{G}\Theta\mathbf{h}_k^{\text{RIS}}) \right|^2 = \tilde{\theta}^H \mathbf{R}_k \tilde{\theta} + |b_k|^2, \text{ με } \mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H & b_k \mathbf{a}_k \\ b_k^* \mathbf{a}_k^H & 0 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Εφόσον $\tilde{\theta}^H \mathbf{R}_k \tilde{\theta} = \text{Tr}(\mathbf{R}_k \tilde{\theta} \tilde{\theta}^H)$, σηκώνουμε το $\tilde{\theta}$ ως θετικός ημιορισμένος (PSD) πίνακας $\mathbf{V} = \tilde{\theta} \tilde{\theta}^H$, με $\text{rank}(\mathbf{V}) = 1$.

Ως εκ τούτου, το πρόβλημα 5.1 μπορεί να αναδιατυπωθεί ισοδύναμα ως το ακόλουθο πρόβλημα βελτιστοποίησης μήτρας χαμηλής κατάταξης

$$\begin{aligned}
& \text{find } \mathbf{V} \\
& \text{s.t. } \text{Tr}(\mathbf{R}_k \mathbf{V}) + |b_k|^2 \geq 1, k \in \{1, \dots, |\mathcal{S}|\} \\
& \mathbf{V} \succeq \mathbf{0}, \mathbf{V}_{n,n} = 1, \forall n \in \{1, \dots, N\} \\
& \text{rank}(\mathbf{V}) = 1
\end{aligned} \tag{5.5}$$

Η παραπάνω, εναλλασσόμενη βελτιστοποίηση χαμηλής κατάταξης εξακολουθεί να είναι μη κυρτή λόγω των σταθερών περιορισμών με το rank να επιβάλλεται να είναι ίσο με 1, σύνολο που δεν είναι κυρτό. Αυτό το ζήτημα μη κυρτότητας μπορεί να αντιμετωπιστεί με απλή κατάργηση των περιορισμών κατάταξης μέσω της τεχνικής SDR, οδηγώντας σε τυπικά προβλήματα SDP [47].

Εάν η ληφθείσα λύση αποτύχει να καταταχθεί ως ένα, η μέθοδος τυχαιοποίησης Gauss μπορεί να υιοθετηθεί για να ληφθεί μια μη βέλτιστη λύση [47]. Και πάλι και όπως προηγουμένως, μια προσέγγιση που στοχεύει στη στόχευση και την απόκτηση μιας λύσης, η οποία είναι με $\text{rank}(\mathbf{V}) = 1$, είναι η χρήση ενός προγράμματος DC, όπως έχουν οι συντάκτες του [48] επίσης λαμβάνουν υπόψη. Μετά από αυτό, το ρυθμισμένο πρόβλημα που προκύπτει, σύμφωνα με τον αλγόριθμο DC, είναι:

$$\min_{\mathbf{V}} \text{Tr}(\mathbf{V}) - \langle \partial_{\mathbf{V}^{q-1}} \|\mathbf{V}\|_2, \mathbf{V} \rangle \tag{5.6α'}$$

$$\text{s.t. } \text{Tr}(\mathbf{R}_k \mathbf{V}) + |b_k|^2 \geq 1, k \in \{1, \dots, |\mathcal{S}|\}, \tag{5.6β'}$$

$$\mathbf{V} \succeq \mathbf{0}, \tag{5.6γ'}$$

$$\mathbf{V}_{n,n} = 1, \forall n \in \{1, \dots, N\} \tag{5.6δ'}$$

όπου το q-1 είναι η ο λαμβανόμενος γύρος του αποτελεσματικού DC αλγορίθμου, κατά τη διαδικασία της διαδοχικής γραμμικοποίησης του κοίλου τμήματος του προγράμματος του. Μπορεί να επαληθευτεί ότι το παραπάνω υποπρόβλημα είναι κυρτό με τη σειρά του και επομένως μπορεί να λυθεί αποτελεσματικά χρησιμοποιώντας το CVX [49]. Επιπλέον, έχει φανεί στο [50] ότι η διαδικασία επίλυσης με τον αλγόριθμο DC συγκλίνει πάντα στα κρίσιμα σημεία των προγραμμάτων DC από οποιαδήποτε εφικτά αρχικά σημεία.

5.2 Πρόβλημα βελτιστοποίησης πόρων

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης πόρων τώρα, κατόπιν επίλυσης των προηγούμενων υποπροβλημάτων βελτιστοποίησης και την βελτιστοποίηση των αντίστοιχων μεταβλητών αυτών, διαμορφώνεται τώρα ως εξής κάτωθι

$$\min_{f_k, \alpha_k, t_{all}^{DL}} \frac{\beta_t}{T_{max}} \left[t_{all}^{DL} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} + \max_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \frac{c_k |\mathcal{D}_k|}{f_k} \right] +$$

$$\frac{\beta_e}{E_{max}} \left[\sum_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |D_k|}{2} + \sum_{k \in \mathcal{S}} \eta P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} \sum_{k \in \mathcal{S}} \frac{1}{|h_k^*|^2} \right] \quad (5.7\alpha')$$

$$\text{s.t.} \quad N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |D_k|}{2} + \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2}) |h_k^*|^2} \leq \eta(1 - \alpha_k) P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.7\beta')$$

$$f_{min} \leq f_k \leq f_{max}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.7\gamma')$$

$$0 \leq \alpha_k \leq 1, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.7\delta')$$

$$t_{all}^{DL} \geq \max_{k \in \mathcal{S}} \left(\frac{S_0}{B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k P_{BS} g_{Bk}}{B n_0} \right)} \right) \quad (5.7\epsilon')$$

Από όλα τα παραπάνω, η αντικειμενική συνάρτηση συνιστά κυρτή (convex) συνάρτηση, ως άθροισμα κυρτών συναρτήσεων, αλλά από τους περιορισμούς, το 5.7β' δεν χαρακτηρίζεται από κυρτότητα, ούτε επίσης και το 5.7ε. Και αυτό, καθότι το γινόμενο των μεταβλητών a_k και t_{all}^{DL} δεν εξασφαλίζει αυστηρώς την κυρτότητα. Επομένως, έχοντας πως όλα τα μεγέθη είναι κυρτά εκτός από το 5.7β, γίνεται χρήση και ορισμός μιας βοηθητικής (auxiliary) μεταβλητής $z_k = (1 - \alpha_k) t_{all}^{DL}$, οπότε και τότε, η μεταβλητή. Αλλά και για την απαλοιφή του μέγιστου όρου, που δεν είναι κυρτό μέγεθος, χρησιμοποιείται μια δεύτερη βοηθητική μεταβλητή, η τ , η οποία και πραγματοποιεί χαλάρωση και κυρτοποιεί το πρόβλημα. Οπότε και τώρα, το καλούμενο, $\mathcal{B}$ πρόβλημα, που είναι η ισοδύναμη αντικειμενική συνάρτηση με όλους τους απαραίτητους περιορισμούς και που λύνεται, συνιστά το κάτωθι

$$\min_{\substack{f_k, \alpha_k, \\ t_{all}^{DL}, z_k, \tau}} \mathcal{B} = \frac{\beta_t}{T_{max}} \left[t_{all}^{DL} + \max_{k \in \mathcal{S}} \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} + \tau \right] + \frac{\beta_e}{E_{max}} \left[\sum_{k \in \mathcal{S}} \eta P_{BS} g_{Bk} t_{all}^{DL} + \sum_{k \in \mathcal{S}} N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |D_k|}{2} + \sum_{k \in \mathcal{S}} \frac{d}{B \log(1 + \frac{1}{\sigma_n^2})} |p_k|^2 \right] \quad (5.8\alpha')$$

$$\text{s.t.} \quad N(\epsilon) \delta_k f_k^2 \frac{c_k |D_k|}{2} + \frac{d}{B \log \left(1 + \frac{1}{\sigma_n^2} \right) |h_k|^2} \leq \eta P_{BS} g_{Bk} z_k, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.8\beta')$$

$$f_{min} \leq f_k \leq f_{max}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.8\gamma')$$

$$0 \leq \alpha_k \leq 1, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.8\delta')$$

$$0 \leq z_k \leq t_{all}^{DL}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.8\epsilon')$$

$$t_{all}^{DL} \geq \frac{S_0}{B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k P_{BS} g_{Bk}}{B n_0} \right)}, \quad \forall k \in \mathcal{S}, \quad (5.8\sigma')$$

$$\tau \geq N(\epsilon) \frac{c_k |D_k|}{f_k}, \quad \forall k \in \mathcal{S} \quad (5.8\zeta')$$

Το εν λόγω πρόβλημα είναι κυρτό, διότι ισχύουν τα εξής χαρακτηριστικά

- ▷ Η αντικειμενική συνάρτηση είναι κυρτή.
- ▷ Όλα τα εμπλεκόμενα μεγέθη του καλώς ορισμένου προβλήματος, είναι θετικά.
- ▷ Για περιορισμό της φόρμας 5.8β κυρτή λειτουργία $\leq$ γραμμική συνάρτηση κυρτή συνάρτηση $\leq$ γραμμική συνάρτηση, ο περιορισμός είναι κυρτός. Αυτό συμβαίνει επειδή το σύνολο υποεπιπέδων μιας κυρτής συνάρτησης (που περιορίζεται από μια γραμμική συνάρτηση) είναι ένα κυρτό σύνολο.
- ▷ Οι περιορισμοί 5.8γ - 5.8ε είναι γραμμικοί περιορισμοί, που οι γραμμικοί περιορισμοί (όπως οι ανισότητες και οι ισότητες που περιλαμβάνουν γραμμικές εκφράσεις) είναι κυρτοί.
- ▷ Ο περιορισμός 5.8στ είναι κυρτός, διότι η συνάρτηση $\frac{1}{\log_2(1+\rho_4\alpha_k)}$, $\rho_4 \in \mathbb{R}$, $\rho_4 \geq 0$, είναι κυρτή.
- ▷ Ο περιορισμός αυτός, ο οποίος εμφανίζεται και σε εργασίες όπως η [37], είναι επίσης κυρτός.

Συνεπώς και το συνολικό πρόβλημα που είναι καλώς ορισμένο στο 5.8, είναι κυρτό και έτσι μπορεί να λυθεί αποτελεσματικά χρησιμοποιώντας CVX [49] και αντίστοιχα πακέτα, σε γλώσσες προγραμματισμού όπως αποτελεί η MATLAB και η Python 3. Και συνεπώς, μπορεί τώρα να παρατεθεί ο αλγόριθμος επίλυσης του προβλήματος.

5.3 Αλγόριθμος επίλυσης

Στην τέταρτη και τελευταία ενότητα του τρέχοντος κεφαλαίου, παραθέτω τον ψευδοκώδικα του αλγορίθμου που εκτελώ, προκειμένου να γίνει η επίλυση του προβλήματος σε μία επανάληψη (iteration) του FL, και έτσι, έχοντας ως σημείο εκκίνησης το διάνυσμα $(f_k, \alpha_k, \Theta, t_{all}^{DL})$, κατόπιν εκτέλεσης και τρεξίματος του αλγορίθμου, θα λάβω το ζητούμενο βέλτιστο, τελικό σημείο, που πετυχαίνει την μέγιστη δυνατή ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης, όπως αυτή εκφράζεται ρητά και στο πρόβλημα 4.3. Και αποτελεί το διάνυσμα $(f_k^*, \alpha_k^*, \Theta^*, t_{all}^{DL,*})$. Αυτό, προκύπτει από τον κάτωθι αλγόριθμο, που είναι ο 5

Έχοντας λύσει και το πρόβλημα της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας, πλέον είμαι σε θέση να προχωρήσω στην υλοποίηση του κώδικα για τις προσομοιώσεις, το τρέξιμο αυτών των προσομοιώσεων και τη λήψη των απαραίτητων γραφικών παραστάσεων, πάνω στα οποία, στο επόμενο κεφάλαιο, το υπ' αριθμόν 6, θα γίνει σχολιασμός και ανάλυση των προκύπτοντων αποτελεσμάτων.

Αλγόριθμος 5.1: Αλγόριθμος ελαχιστοποίησης αντικειμενικής συνάρτησης

Input: Αρχικό σημείο $(f_k, \alpha_k, \Theta, t_{all}^{DL})$

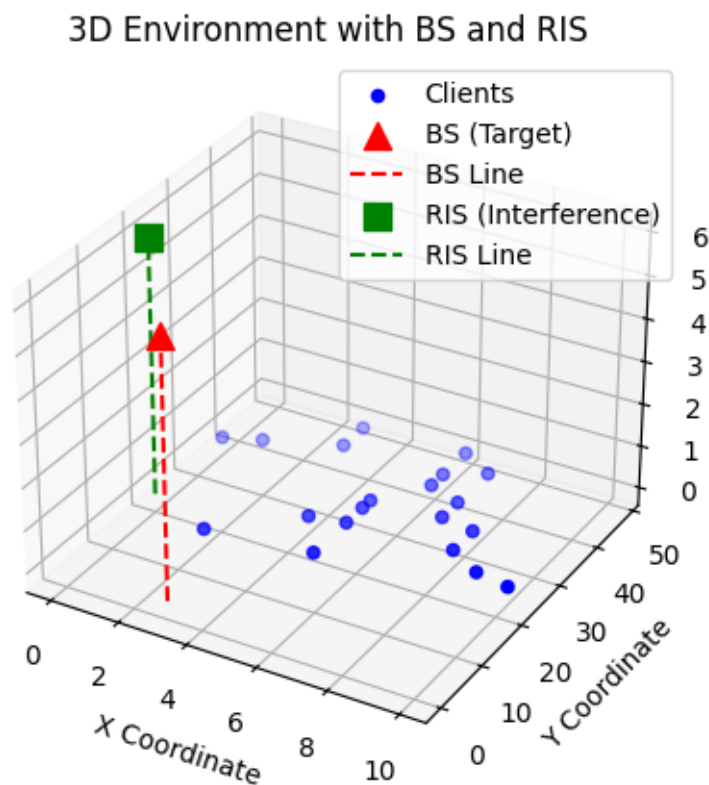
Output: Βέλτιστο σημείο λύσεων $(f_k^*, \alpha_k^*, \Theta^*, t_{all}^{DL,*})$

- 1 Εντοπισμός των υποπροβλημάτων που μπορούν να οριστούν, δεδομένου ότι οι μεταβλητές είναι στατιστικά ανεξάρτητες μεταξύ τους.
 - 2 Κύριο πρόβλημα βελτιστοποίησης =

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Πρόβλημα βελτιστοποίησης RIS,} & \text{Μεταβλητές: } \Theta \\ \text{Πρόβλημα βελτιστοποίησης κατανομής πόρων,} & \text{Μεταβλητές: } f_k, \alpha_k, t_{all}^{DL} \end{array} \right\}$$
 - 3 Βελτιστοποίηση της συνάρτησης RIS στο 5.1 και εύρεση της λύσης Θ^* ; Χρήση του CVX και επίλυση του (5.6) καλά ορισμένου προβλήματος.
 - 4 Βελτιστοποίηση της τροποποιημένης συνάρτησης βελτιστοποίησης κατανομής πόρων στο 5.2 και εύρεση της λύσης $(f_k^*, \alpha_k^*, t_{all}^{DL,*})$; Χρήση του CVX και επίλυση του (5.8) καλά ορισμένου προβλήματος.
 - 5 **return** $(f_k^*, \alpha_k^*, \Theta^*, t_{all}^{DL,*})$
-

Αριθμητικά Αποτελέσματα και Γραφικές Παραστάσεις

Στο τρέχον αυτό κεφάλαιο, πραγματοποιείται η αποτύπωση των αριθμητικών αποτελεσμάτων που προκύπτουν κατόπιν εκτέλεσης του κώδικα και των προσομοιώσεων αυτού. Ενώ επιπλέον, εδώ θα γίνει η παράθεση των γραφικών παραστάσεων που απορρέουν από τις προσομοιώσεις.



Σχήμα 6.1: Τοπολογία των πελατών

Θεωρούμε ένα τρισδιάστατο σύστημα συντεταγμένων, όπου οι κεραίες στο BS και τα ανακλαστικά στοιχεία στο RIS τοποθετούνται ως ομοιόμορφη γραμμική διάταξη και ομοιόμορφη ορθογώνια διάταξη, αντίστοιχα. Υιοθετούμε παρόμοια λογική περιβάλλοντος εργασίας με αυτό που ακολουθείται στην εργασία [24] και οι αρχικές θέσεις του

BS και του RIS ορίζονται, αντίστοιχα, ως μέτρα (3, 0, 6) μέτρα και (0, 20, 6) μέτρα, ενώ οι πελάτες, κατανέμονται στην περιοχή των $(x \in [0, 10], y \in [15, 50], z = 0)$ μέτρων, ενώ μία χαρακτηριστική οπτικοποίηση του περιβάλλοντος εργασίας, διαφαίνεται και στο Σχήμα 6.1.

Όσον αφορά το μοντέλο απώλειας διαδρομής, σε κάθε περίπτωση, δίνεται από

$$L(x_{ik}) = C_0 \left(\frac{x_{ik}}{x_0} \right)^{-j} \quad k \in \mathcal{S} \quad (6.1)$$

όπου C_0 υποδηλώνει την απώλεια διαδρομής στην απόσταση αναφοράς $x_0 = 1$ μέτρο, x_{ik} είναι η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ δύο εξεταζόμενων στοιχείων, $i, k \in [\text{RIS}, \text{BS}, \mathcal{S}]$ και j είναι ο εκθέτης απώλειας διαδρομής. Η θέση όλων των πελατών παραμένει σταθερή σε κάθε χρονική στιγμή.

Θεωρούμε ότι τα κανάλια υπόκεινται σε διαλείψεις Rician. Όπως στο [27], οι συντελεστές Rician του ορίζονται σε 3 dB, 0 dB και 0 dB, αντίστοιχα, και οι εκθέτες απώλειας διαδρομής για το κανάλι συσκευής BS, το κανάλι BS-RIS και το κανάλι συσκευής RIS ορίζονται σε 2, 2.2 και 2.3, αντίστοιχα.

Οι τρεις περιπτώσεις που συγκρίνουμε τον προτεινόμενο αλγόριθμο είναι οι ακόλουθες τρεις:

- **Μετατοπίσεις Random Phase:** Σε αυτή την περίπτωση, η μετατόπιση φάσης κάθε ανακλώμενου στοιχείου στο RIS είναι ανεξάρτητα και ομοιόμορφα κατανομημένη στο διάστημα $[0, 2\pi)$. Επιλύουμε απλώς όλα τα άλλα υποπροβλήματα, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, αλλά όχι το πρόβλημα βελτιστοποίησης μετατόπισης φάσης RIS.
- **Τυχαία μετάδοση ισχύος:** Σε αυτή την περίπτωση, η μετατόπιση φάσης κάθε ανακλώμενου στοιχείου στο RIS είναι η βέλτιστη όπως στο προτεινόμενο σχήμα. Ωστόσο, το πρόβλημα βελτιστοποίησης ισχύος δεν επιλύεται, αλλά η μετάδοση ισχύος p_k κάθε πελάτη, επιλέγεται τυχαία από την Κανονική Κατανομή $\mathcal{N}(p_k^*, 0.01)$, απαιτώντας ταυτόχρονα να είναι μια αποδεκτή τιμή $p_k \leq P_{max}$.
- **Χωρίς RIS:** Στην περίπτωση χωρίς RIS, ορίζουμε $\Theta = 0$.

Τέλος, πρώτου εκκινήσουμε την ανάλυση των αριθμητικών αποτελεσμάτων, παραθέτουμε στον παρακάτω πίνακα, το σύνολο των μεταβλητών του συστήματος περιβάλλοντος, που εξέλαβαν σταθερές τιμές, για την εκτέλεση των προσομοιώσεων αυτών και συνιστά ο πίνακας 6.1.

Επιπλέον, μαζί με τα παραπάνω μεγέθη, εκτελέστηκαν προσομοιώσεις, σε διαφορετικά σενάρια βαρύτητας και σημασίας που δίνεται κάθε φορά, μεταξύ της καταναλισκόμενης ενέργειας του συστήματος σε μία εποχή και του απαιτούμενου χρόνου για την ολοκλήρωση ενός γύρου επανάληψης κατά το FL.

Οι τρεις περιπτώσεις που αναλύουμε τον προτεινόμενο αλγόριθμο, είναι οι ακόλουθες τρεις:

- **Ισοσταθμισμένη βαρύτητα ενέργειας και χρόνου:** Σε αυτό το σενάριο, τα βάρη β_t και β_e παίρνουν τιμές ίσες με $\beta_t = \beta_e = 0.5$, και σημαίνει ότι δίνεται ισοτίμη

Μεταβλητές Συστήματος Μοντέλου	Λαμβανόμενη Τιμή
B	10 MHz
n_0	-174 dBm/Hz
P_{BS}	40W [26]
P_{max}	1W
η	0.8 [26]
γ	0.001
μ	15.2
ϵ	0.9 [37]
δ_k	$2 * 10^{-28}$ [44, 51]
g_{Bk}	$0.001 * h_k^{dir}$
c_k	$\in [30, 100]$ [44]
f_k	$\in [1, 10]$ GHz [37]
C_0	0 dB
σ_n^2	-40 dBm
S	20
N	64
T_{max}	1.5 sec
E_{max}	4.0 J
f_{min}	1 GHz [37]
f_{max}	10 GHz [37]

Πίνακας 6.1: Μεταβλητές Συστήματος Μοντέλου

προσοχή και βάση, τόσο στην καταναλισκόμενη ενέργεια του συστήματος σε μία εποχή όσο και στον απαιτούμενο χρόνο για την ολοκλήρωση ενός γύρου επανάληψης κατά το FL.

- **Έμφαση μόνο στην ενέργεια:** Στην περίπτωση αυτή, μας ενδιαφέρει μόνο η ενέργεια και καθόλου ο χρόνος που περνάει, συνεπώς στην προσομοίωση θέτουμε ως $\beta_t = 0, \beta_e = 1$.
- **Έμφαση μόνο στον χρόνο εκτέλεσης:** Στην περίπτωση αυτή, μας ενδιαφέρει μόνο ο χρόνος που περνάει και καθόλου η ενέργεια στο σύστημα. Οπότε, στην προσομοίωση θέτουμε ως $\beta_t = 1, \beta_e = 0$.

Επισημαίνεται ότι σε όλες τις προσομοιώσεις όπου δεν επισημαίνεται το σχήμα βασικής γραμμής, εφαρμόζεται η εκτέλεση της προτεινόμενης μεθόδου, επωνομάζομενης ως “Proposed” εφεξής, ενώ η προεπιλεγμένη βαρύτητα έμφασης που δίνεται στην ισορροπία χρόνου και ενέργειας, συνιστά η ισοσταθμισμένη βαρύτητα ενέργειας και χρόνου, οπότε και τρέχω τις λοιπές προσομοιώσεις, με $\beta_t = \beta_e = 0.5$ βαρύτητες.

Σε πρώτο βαθμό, πέραν της ελαχιστοποίησης της αντικειμενικής συνάρτησης, της οποίας η επίλυση και οι συνθήκες για την ελαχιστοποίηση, έχουν εγγυηθεί από το Κεφάλαιο 5, μας ενδιαφέρει η επίδοση του παγκοσμίου μοντέλου FL, που βρίσκεται στο BS και τα απορρέοντα αποτελέσματα παρατίθενται στην 1^η Ενότητα του τρέχοντος κεφαλαίου.

Αναφορικά με τις συνθήκες εκτέλεσης των προσομοιώσεων, αυτές πραγματοποιή-

θηκαν σε γλώσσα προγραμματισμού Python3 και έγινε χρήση Graphics Processing Unit (GPU) επιταχυντή, για την εκπαίδευση των τοπικών μοντέλων των πελατών, αλλά και την κατ'επέκταση έτσι, διαμόρφωση του παγκόσμιου μοντέλου FL στο BS.

6.1 Επίδοση μοντέλου FL

Στην Ενότητα αυτή, περιγράφονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων που έγιναν και παρατίθενται οι γραφικές παραστάσεις που προέκυψαν, τόσο για τη συνάρτηση κόστους (Loss function) ανά εποχή όσο και για τη συνάρτηση ακριβείας (Accuracy function) του παγκόσμιου μοντέλου, που βρίσκεται στο BS.

Στην εικόνα 6.2, που αφορά την ακρίβεια δοκιμής στο dataset *Non-IID MNIST*, παρατηρούμε ότι οι στρατηγικές “*Proposed*” (κόκκινη γραμμή) και “*Random Phase*” (μπλε διακεκομμένη γραμμή) καταφέρνουν να φτάσουν σε υψηλότερη ακρίβεια σε σύγκριση με τις υπόλοιπες στρατηγικές, δηλαδή τις στρατηγικές “*No RIS*” (μωβ γραμμή) και “*Random Power Transmission*” (πράσινη γραμμή), που εμφανίζουν σημαντικά χαμηλότερη απόδοση.

- Η “*Proposed*” στρατηγική καταφέρνει να φτάσει στην υψηλότερη ακρίβεια σε κάθε εποχή και εμφανίζει τη σταθερότερη σύγκλιση, γεγονός που υποδηλώνει καλύτερη εκπαίδευση και μεγαλύτερη σταθερότητα του μοντέλου.
- Η στρατηγική “*Random Phase*” εμφανίζει παρόμοια συμπεριφορά με τη “*Proposed*”, αλλά με χαμηλότερη ακρίβεια, κάτι που δείχνει πως η σωστή ρύθμιση των φάσεων στο RIS (αντί του τυχαίου ορισμού τους) προσφέρει σημαντικά οφέλη στην εκπαίδευση.
- Η “*Random Power Transmission*” αρχικά εμφανίζει ταχύτερη άνοδο σε σύγκριση με την “*Random Phase*”, ωστόσο, στη συνέχεια παρουσιάζει ισχυρές διακυμάνσεις, πτωτική πορεία όσο περνάνε οι εποχές και σημαντικά χαμηλότερη τελική ακρίβεια. Αυτό δείχνει ότι η τυχαία διαμόρφωση της ισχύος μετάδοσης δεν παρέχει σταθερή απόδοση και μπορεί να επιφέρει αστάθεια και ζημία στην εκπαίδευση. Άρα, δεν έχει σημασία μόνο η σωστή ρύθμιση των φάσεων στο RIS, αλλά και η σωστή και προσεκτική εφαρμογή κατάλληλης ισχύος μετάδοσης για την αποστολή των τοπικών παραμέτρων των μοντέλων από τους πελάτες προς το BS.
- Η “*No RIS*” εμφανίζει σαφώς τη χαμηλότερη ακρίβεια σε σχέση με όλες τις περιπτώσεις και δεν παρουσιάζει καμία βελτίωση με την αύξηση των epochs, επιβεβαιώνοντας τη σημαντική συμβολή των RIS στη μάθηση.

Στην 6.3 εικόνα, που αφορά την ακρίβεια εκπαίδευσης του παγκόσμιου μοντέλου, πάνω στο dataset *Non-IID CIFAR10*, παρατηρούμε παρόμοια συμπεριφορά με το προηγούμενο σενάριο, αλλά με κάποιες διαφοροποιήσεις. Πιο συγκεκριμένα:

- Η “*Proposed*” στρατηγική (κόκκινη γραμμή) επιτυγχάνει τη βέλτιστη απόδοση, επιδεικνύοντας σταθερή άνοδο της ακριβείας με την αύξηση των epochs.

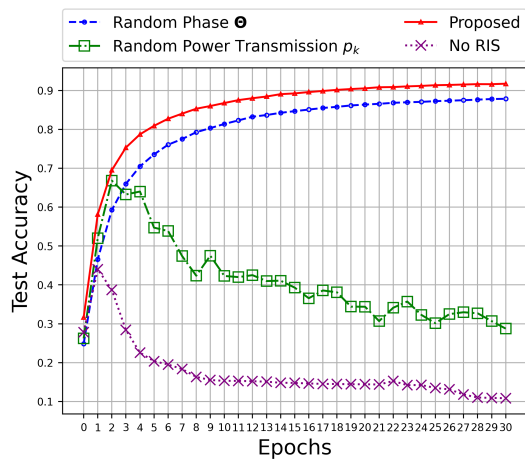
- Η στρατηγική “*Random Phase*” (μπλε διακεκομμένη γραμμή) εμφανίζει ελαφρώς χαμηλότερη ακρίβεια από την “*Proposed*”, κάτι που επιβεβαιώνει ότι η στοχευμένη διαμόρφωση των φάσεων στο RIS είναι πιο αποδοτική από την τυχαία. Αλλά επιδुकνύει πως το RIS, προσφέρει σημαντική ώθηση και υποστήριξη, για την σταδιακή αύξηση και εκπαίδευση του παγκοσμίου μοντέλου στο BS.
- Η στρατηγική “*Random Power Transmission*” (πράσινη γραμμή) παρουσιάζει έντονη διακύμανση και πολύ χαμηλή απόδοση, γεγονός που υποδηλώνει πως η τυχαία διαμόρφωση της ισχύος μετάδοσης δεν συνεισφέρει καθόλου στην εκπαίδευση.
- Η “*No RIS*” στρατηγική (μωβ γραμμή) καταγράφει εξαιρετικά χαμηλή ακρίβεια, επιβεβαιώνοντας πως η έλλειψη του RIS έχει πολύ αρνητική επίδραση στην απόδοση του συστήματος.
- Αναφορικά με τις γραφικές, παρατηρείται ότι στις στρατηγικές “*Proposed*” και “*Random Phase*”, δεν έχει επιτευχθεί σύγκλιση των Test accuracy γραφικών σε σταθερή τιμή, όπως πιο χαρακτηριστικά γίνεται αντιληπτό στην περίπτωση της MNIST βάσης δεδομένων. Προτεινόμενα, μπορεί να φανεί καλύτερα η αναμενόμενη σύγκλιση, με το να υπάρξει επαρκής αριθμός εποχών. Καθότι ήδη φαίνεται να υπάρχει προς τις τελευταίες εποχές μια σύγκλιση των καμπυλών, ωστόσο, απαιτείται να επέλθει η περάτωση επιπλέον εποχών, ενώ η ρύθμιση υπερπαραμέτρων όπως είναι το learning rate, batch size κ.λπ, θα μπορούσε να είναι επιπλέον μία αντιπρόταση επίλυσης.

Συνολικά, η ανάλυση των δύο γραφημάτων καταδεικνύει τη σημαντική συνεισφορά της τεχνολογίας RIS στη βελτίωση της απόδοσης της μάθησης. Η προτεινόμενη μέθοδος (“*Proposed*”) εμφανίζεται ως η πιο αποτελεσματική, καθώς προσφέρει ταχύτατη και σταθερή σύγκλιση, καταλήγοντας στις υψηλότερες τιμές ακρίβειας και στις χαμηλότερες απώλειες εκπαίδευσης, όπως φαίνεται και στα επόμενα σχήματα. Σημειώνεται, τέλος, ότι η επιλογή της στρατηγικής διαχείρισης του RIS παίζει καθοριστικό ρόλο στη συνολική βελτιστοποίηση της μάθησης. Επίσης, χρειάζεται προσοχή στην σωστή εφαρμογή ισχύος μετάδοσης, καθώς ακόμα και αν γίνει η καλύτερη διαχείριση των φάσεων στο RIS, η τυχαία εφαρμογή ισχύος μετάδοσης λειτουργεί αποτρεπτικά, σε σημαντικό βαθμό, να πραγματοποιηθεί ορθή εκπαίδευση του παγκοσμίου μοντέλου στο BS.

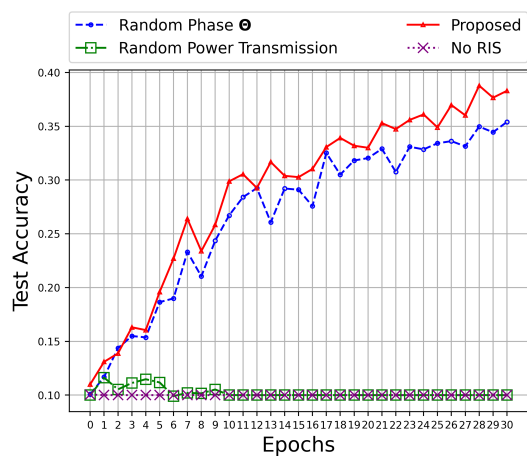
Επιπλέον, εκτός της ανάλυσης της ακρίβειας του παγκόσμιου μοντέλου (Test accuracy), έγινε ανάλυση και της συνάρτησης απώλειας ακρίβειας (Loss accuracy) του παγκοσμίου μοντέλου, που μας ενδιαφέρει σημαντικά για την παραγωγή αξιόλογου και στοχευμένου μοντέλου Ομοσπονδιακής μάθησης.

Στην 6.5 εικόνα και την 6.6 εικόνα, παρουσιάζεται η απώλεια ακρίβειας (Loss accuracy) κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στα datasets *Non-IID MNIST* και *Non-IID CIFAR10* αντίστοιχα. Παρατηρούμε στο 6.5 σχήμα τις εξής τάσεις:

- Οι στρατηγικές “*Proposed*” (κόκκινη γραμμή) και “*Random Phase*” (μπλε διακεκομμένη γραμμή) εμφανίζουν σταθερή μείωση του Loss accuracy καθώς αυξάνονται

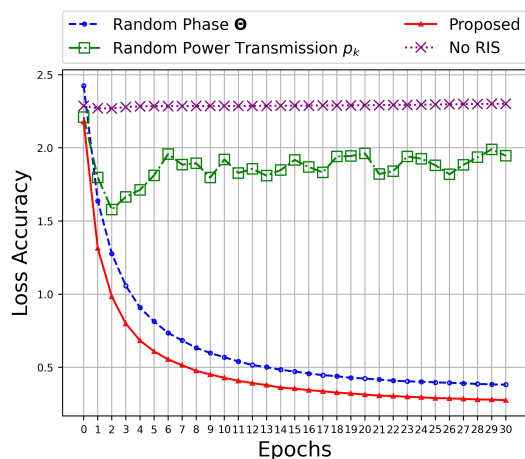


Σχήμα 6.2: Ακρίβεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID MNIST

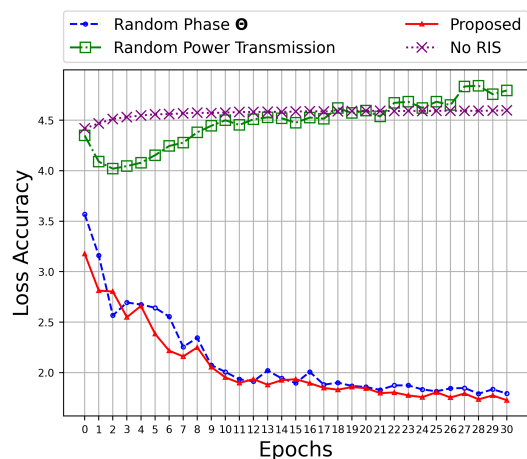


Σχήμα 6.3: Ακρίβεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID CIFAR10

Σχήμα 6.4: Ακρίβεια Εκπαίδευσης στα MNIST και CIFAR-10 σε Non-IID Δεδομένα



Σχήμα 6.5: Απώλεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID MNIST



Σχήμα 6.6: Απώλεια Εκπαίδευσης σε δεδομένα Non-IID CIFAR10

Σχήμα 6.7: Απώλεια Εκπαίδευσης στα MNIST και CIFAR-10 σε Non-IID Δεδομένα

τα epochs, ακολουθώντας περίπου παράλληλες πορείες. Η “Proposed” στρατηγική εμφανίζει χαμηλότερη τελική απώλεια, υποδηλώνοντας καλύτερη απόδοση στην εκπαίδευση του μοντέλου, που πράγματι επιβεβαιώθηκε από την ανάλυση πριν στις ακρίβειες εκπαίδευσης.

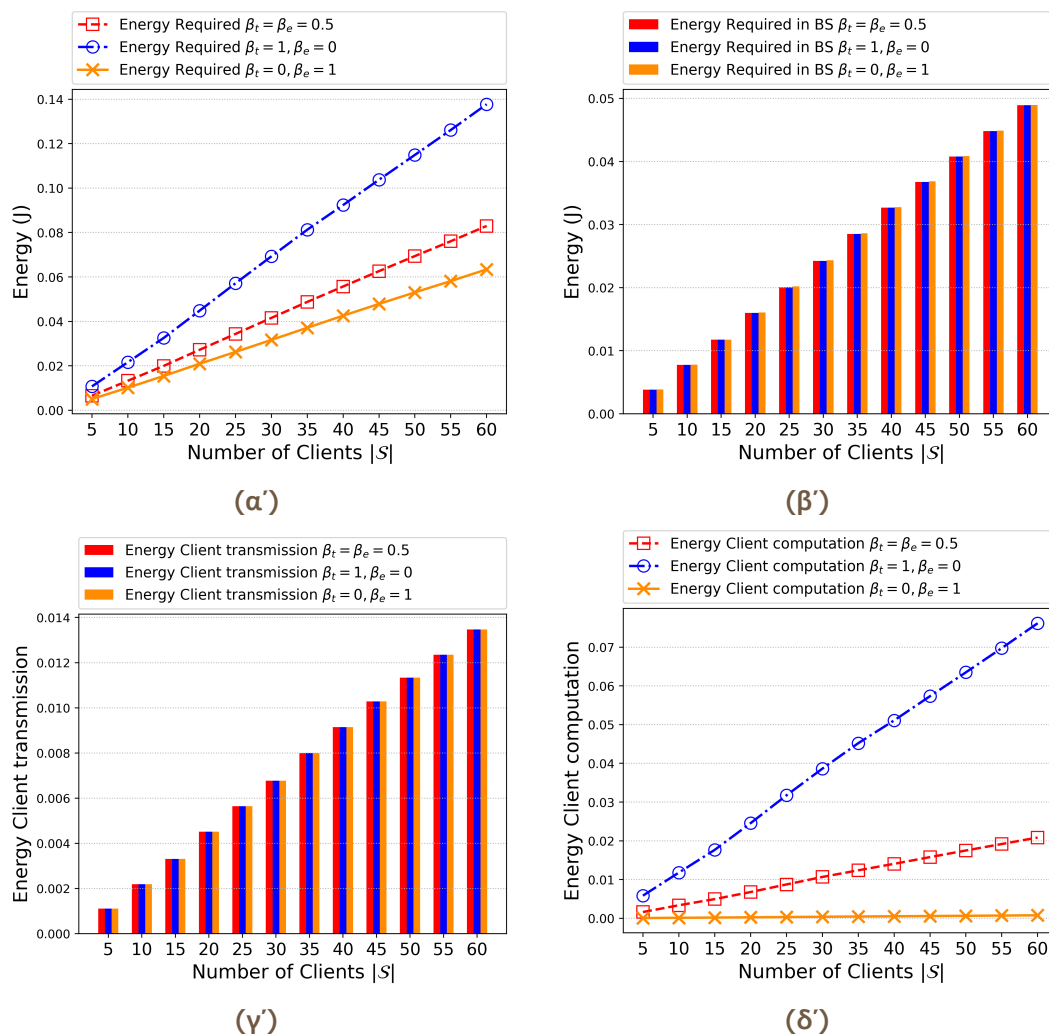
- Η στρατηγική “Random Power Transmission” (πράσινη γραμμή) παρουσιάζει αστάθεια με διακυμάνσεις στο loss κατά τη διάρκεια των epochs, γεγονός που αποκαλύπτει αστάθεια στη διαδικασία εκπαίδευσης. Και μάλιστα, παρατηρείται ελαφρώς αυξητική και ασταθής πορεία του *Loss accuracy*, που μαρτυρά μη δυνατότητα περαιτέρω ορθής εκμάθησης του παγκοσμίου μοντέλου στο BS.
- Η “No RIS” στρατηγική (μωβ γραμμή) διατηρεί σταθερό και υψηλό *Loss accuracy*, πολύ μεγαλύτερο από τις άλλες στρατηγικές, χωρίς σημαντική βελτίωση κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αυτό δείχνει ότι το RIS παίζει καταλυτικό ρόλο στη μείωση της απώλειας και στη βελτίωση της εκπαίδευσης του μοντέλου.

Τα αποτελέσματα στην 6.6 εικόνα για το dataset *CIFAR10* επιβεβαιώνουν τις ίδιες παρατηρήσεις, με τη “Proposed” στρατηγική να εμφανίζει και πάλι την καλύτερη συμπεριφορά, ενώ η “No RIS” να έχει τη χειρότερη απόδοση. Είναι αξιοσημείωτο ότι, σε αντίθεση με το *MNIST*, η “Random Power Transmission” εμφανίζει ακόμα μεγαλύτερες διακυμάνσεις και τελικά συγκλίνει σε υψηλότερες τιμές *Loss accuracy*, γεγονός που υποδηλώνει μεγαλύτερη αστάθεια στην εκπαίδευση του μοντέλου σε αυτό το dataset.

Εκτός αυτών, ενδιαφέρον παρουσιάζει να μελετηθεί η επίδραση άλλων παραμέτρων, που είναι σχετικά με το περιβάλλον εργασίας και αλληλεπίδρασης των πελατών με το BS. Μεταβλητές όπως το πλήθος των πελατών $|S|$ που βρίσκονται μέσα στο περιβάλλον εργασίας, το πλήθος N στοιχείων που βρίσκονται στο RIS και η μέγιστη ισχύς που το BS μπορεί να προσφέρει P_{BS} , είναι μεταβλητές που μπορούμε να τις μεταβάλλουμε και να αναλύσουμε το πως καθένα από αυτά τα στοιχεία, επιδρά στην ενέργεια, στον χρόνο και την αντικειμενική συνάρτηση που ελαχιστοποιούμε. Για κάθε ένα από τα μεγέθη αυτά, πραγματοποιήθηκε ανάλυση και παρατηρήθηκε το πως η μεταβολή αυτών, επηρεάζει μεμονωμένα τόσο την συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια όσο και τον συνολικό απαιτούμενο χρόνο για μία επανάληψη της διαδικασίας του FL. Η ανάλυση αυτή, πραγματοποιείται στις επόμενες ενότητες.

6.2 Επίδραση του πλήθους πελατών στην ενέργεια και τον χρόνο

Όπως προαναφέρθηκε, σημαντικός παράγοντας στο μοντέλο, είναι το πλήθος των πελατών που συμμετέχουν μέσα στο σύστημα και συμβάλλουν στη διαμόρφωση του παγκόσμιου μοντέλου στο BS. Το πόσοι πελάτες συμμετέχουν σε ένα σύστημα, είναι υψίστης σημασίας και η κλιμακωσιμότητα (scalability) χρήζει μεγάλης προσοχής, καθώς οι σύγχρονες κοινωνικές και τεχνολογικές ανάγκες απαιτούν ευέλικτες και γρήγορες λύσεις.



Σχήμα 6.8: Κατανάλωση ενέργειας (α) συνολική (BS + πελάτες), (β) ενέργεια σταθμού βάσης, (γ) ενέργεια μετάδοσης πελάτη και (δ) υπολογιστική ενέργεια πελάτη.

Συνεπώς, στην ανάλυσή μας, κρίθηκε απαραίτητο να γίνει ο έλεγχος του πως το πλήθος των πελατών, φέρεται να επηρεάζει τόσο τον συνολικό καταναλισκόμενο χρόνο που παρατηρείται σε μία επανάληψη του FL όσο και την απαιτούμενη ποσότητα ενέργειας, σε κάθε εποχή.

Στο σχήμα 6.8, αναλύεται η κατανάλωση ενέργειας για διαφορετικές ρυθμίσεις των παραμέτρων β_t και β_e ως προς τον αριθμό των πελατών $|S|$. Τα γραφήματα δείχνουν τέσσερις διαφορετικές συνιστώσες της κατανάλωσης ενέργειας και χρόνου:

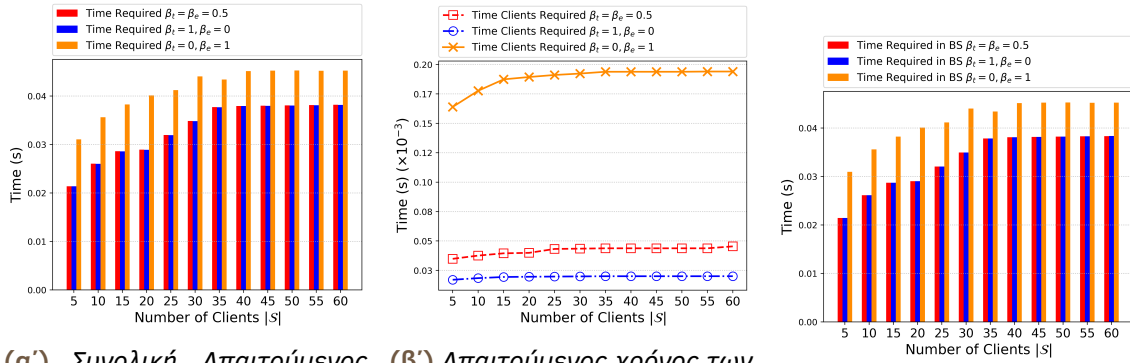
- Στο διάγραμμα 6.8α', παρατηρούμε τη συνολική κατανάλωση ενέργειας, δηλαδή το άθροισμα της ενέργειας που απαιτεί το BS και της ενέργειας που χρειάζονται όλοι οι πελάτες. Διακρίνονται τρεις περιπτώσεις με διαφορετικές ρυθμίσεις των β_t, β_e , όπου η διαμόρφωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί γραμμή) παρουσιάζει τη χαμηλότερη συνολική ενεργειακή κατανάλωση, ενώ η περίπτωση $\beta_t = \beta_e = 0.5$ (κόκκινη διακεκομμένη γραμμή) βρίσκεται ενδιάμεσα, και η διαμόρφωση $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ (μπλε κυκλική γραμμή) παρουσιάζει τη μεγαλύτερη κατανάλωση ενέργειας. Σε όλες τις περιπτώσεις, παρατηρείται κατά τα αναμενόμενα, γραμμική

αύξηση της ενέργειας συναρτήσει του πλήθους των πελατών.

- Στο 6.8β' φαίνεται η κατανάλωση ενέργειας στον σταθμό βάσης. Παρατηρείται αύξηση της ενέργειας με τον αριθμό των πελατών, σε όλες τις περιπτώσεις και ανεξαρτήτως σεναρίου βαρυτητών, είτε $\beta_t = \beta_e = 0.5$ (κόκκινη μπάρα), είτε $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ (μπλε μπάρα), είτε $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί μπάρα) η κατανάλωση στον σταθμό βάσης είναι ίδια.
- Στο γράφημα 6.8γ' απεικονίζεται η κατανάλωση ενέργειας των πελατών κατά τη μετάδοση δεδομένων. Η αύξηση του αριθμού των πελατών οδηγεί σε αυξημένη κατανάλωση ενέργειας μετάδοσης, με όλες τις περιπτώσεις $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ (μπλε κυκλική γραμμή), $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί γραμμή) και $\beta_t = \beta_e = 0.5$ (κόκκινο τετράγωνο) να έχουν παρόμοια κατανάλωση ενέργειας.
- Στο 6.8δ' αναλύεται η κατανάλωση ενέργειας των πελατών για τους υπολογισμούς που απαιτούνται και τη διαμόρφωση των τοπικών μοντέλων. Η διαμόρφωση $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ (μπλε κυκλική γραμμή) απαιτεί πολύ μεγαλύτερη κατανάλωση ενέργειας υπολογισμού από τις άλλες δύο περιπτώσεις, οι οποίες παραμένουν σε χαμηλά επίπεδα, με τη διαμόρφωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί γραμμή) να εμφανίζει τη μικρότερη κατανάλωση.

Συμπερασματικά, οι διαφορετικές ρυθμίσεις των παραμέτρων β_t και β_e επηρεάζουν σημαντικά την κατανάλωση ενέργειας τόσο του σταθμού βάσης όσο και των πελατών. Η ρύθμιση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ παρουσιάζει τη μικρότερη κατανάλωση συνολικά, γεγονός που υποδηλώνει ότι η προσαρμογή των τιμών των φάσεων μπορεί να είναι καθοριστική για τη βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης. Τα αποτελέσματα παρουσιάζουν λογικότητα και σαφήνεια, καθώς όταν δίνεται έμφαση και ενδιαφέρον, μόνο στην ενέργεια (σενάριο με $\beta_e = 1, \beta_t = 0$, τότε και οι λύσεις $(f_k^*, \alpha_k^*, \Theta^*, t_{all}^{DL,*})$ που προτείνονται, στοχεύουν στην μέγιστη δυνατή ελαχιστοποίηση της ενέργειας, αδιαφορώντας για τον χρόνο που απαιτείται για μία εποχή. Αντίθετα, όταν δίνεται έμφαση και ενδιαφέρον, μόνο στον χρόνο (σενάριο με $\beta_e = 0, \beta_t = 1$, τότε και οι λύσεις $(f_k^*, \alpha_k^*, \Theta^*, t_{all}^{DL,*})$ που προτείνονται, στοχεύουν στην μέγιστη δυνατή ελαχιστοποίηση του χρόνου, αδιαφορώντας για την ενέργεια που απαιτείται για μία εποχή, επομένως και η ενέργεια θα εμφανίζει τις μέγιστες τιμές. Ενώ το $\beta_t = \beta_e = 0.5$ σενάριο, μεριμνά και φροντίζει να είναι σε μία ισορροπημένη, ενδιάμεση κατάσταση, όπως διαφαίνεται και από τις γραφικές παραστάσεις. Από την προσεκτική ανάγνωση των τεσσάρων διαγραμμάτων, παρατηρούμε ότι η κύρια διαφοροποίηση μεταξύ των διαφορετικών επιλογών αντικειμενικής συνάρτησης, εντοπίζεται στην υπολογιστική ενέργεια των πελατών και αυτή προκαλεί την διαφοροποίηση των σεναρίων. Αυτό οφείλεται κατά βάση στις διαφορετικές συχνότητες f_k που το κάθε σενάριο δίνει, οπότε σε σενάρια που δίνεται έμφαση στην ενέργεια, παρουσιάζονται μικρές τιμές για το f_k (προκειμένου ο f_k^2 παράγοντας να μειωθεί), αντιθέτως σε σενάρια που δίνεται έμφαση στον χρόνο, παρουσιάζονται μεγάλες τιμές για το f_k (προκειμένου ο $\frac{1}{f_k}$ παράγοντας να μειωθεί), ενώ σε ενδιάμεσες βαρύτητες, παρουσιάζονται ενδιάμεσες τιμές συχνότητων. Επίσης, υπάρχει επίσης μια επίδραση από τη διαδικασία του SWIPT, αν και αυτή είναι μικρότερης βαρύτητας από

αυτή των f_k συχνοτήτων, λόγω του γεγονότος ότι ο χρόνος της διαδικασίας SWIPT t_{all}^{DL} εμφανίζεται τόσο στο κομμάτι του χρόνου όσο και της ενέργειας, επειδή οι παράγοντες T_{max} και E_{max} , εξισορροπούν τη βαρύτητα των μεγεθών.



(α') Συνολική Απαιτούμενος χρόνος για όλες τις εκδοχές βαρύτητας ενέργειας/χρόνου για διαφορετικά πλήθη πελατών

(β') Απαιτούμενος χρόνος των πελατών για όλες τις εκδοχές βαρύτητας ενέργειας/χρόνου για διαφορετικά πλήθη πελατών

(γ') Απαιτούμενος χρόνος του BS για όλες τις εκδοχές βαρύτητας ενέργειας/χρόνου για διαφορετικά πλήθη πελατών

Σχήμα 6.9: Επιμέρους ανάλυση της επίδραση του πλήθους των RIS Elements στον καταναλισκόμενο χρόνο πελατών και BS για τα διάφορα σενάρια βαρύτητας

Στο 6.9α', αναλύουμε τον χρόνο που απαιτείται για διαφορετικά στοιχεία του συστήματος κάτω από διαφορετικές ρυθμίσεις β_t και β_e . Οι τρεις περιπτώσεις, απεικονίζουν:

- Στο υποσχήμα 6.9α' Ο συνολικός χρόνος υπολογισμού που απαιτείται τόσο για το σταθμό βάσης (BS) όσο και για τους πελάτες. Παρατηρούμε ότι καθώς αυξάνεται ο αριθμός των πελατών $|S|$, αυξάνεται και ο συνολικός χρόνος. Η περίπτωση με $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί μπάρες) έχει ως αποτέλεσμα τον υψηλότερο χρόνο υπολογισμού, ενώ οι άλλες δύο περιπτώσεις ($\beta_t = \beta_e = 0, 5$ με κόκκινο και $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ με μπλε) εμφανίζουν σχετικά χαμηλότερους χρόνους υπολογισμού.
- Στο υποσχήμα 6.9β', απεικονίζεται ο συνολικός χρόνος υπολογισμού που απαιτείται από τους πελάτες. Η περίπτωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί σταυροί) δείχνει την υψηλότερη υπολογιστική καθυστέρηση για τους πελάτες, η οποία αυξάνεται με τον αριθμό των πελατών. Εν τω μεταξύ, οι περιπτώσεις $\beta_t = \beta_e = 0, 5$ (κόκκινα τετράγωνα) και $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ (μπλε κύκλοι) παραμένουν σε σημαντικά χαμηλότερα επίπεδα, αποδεικνύοντας ένα σαφές πλεονέκτημα στον χρόνο υπολογισμού από την πλευρά του πελάτη όταν το β_t έχει οριστεί σε 1.
- Στο υποσχήμα 6.9γ' Ο χρόνος υπολογισμού που απαιτείται στο σταθμό βάσης εμφανίζεται στην πιο δεξιά γραφική παράσταση. Παρόμοια με τη συνολική χρονική γραφική παράσταση, ο χρόνος υπολογισμού αυξάνεται με τον αριθμό των πελατών. Και πάλι, η διαμόρφωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ (πορτοκαλί μπάρες) έχει ως αποτέλεσμα τον υψηλότερο χρόνο επεξεργασίας στο σταθμό βάσης, ενώ οι άλλες δύο διαμορφώσεις εμφανίζουν χαμηλότερους χρόνους υπολογισμού.

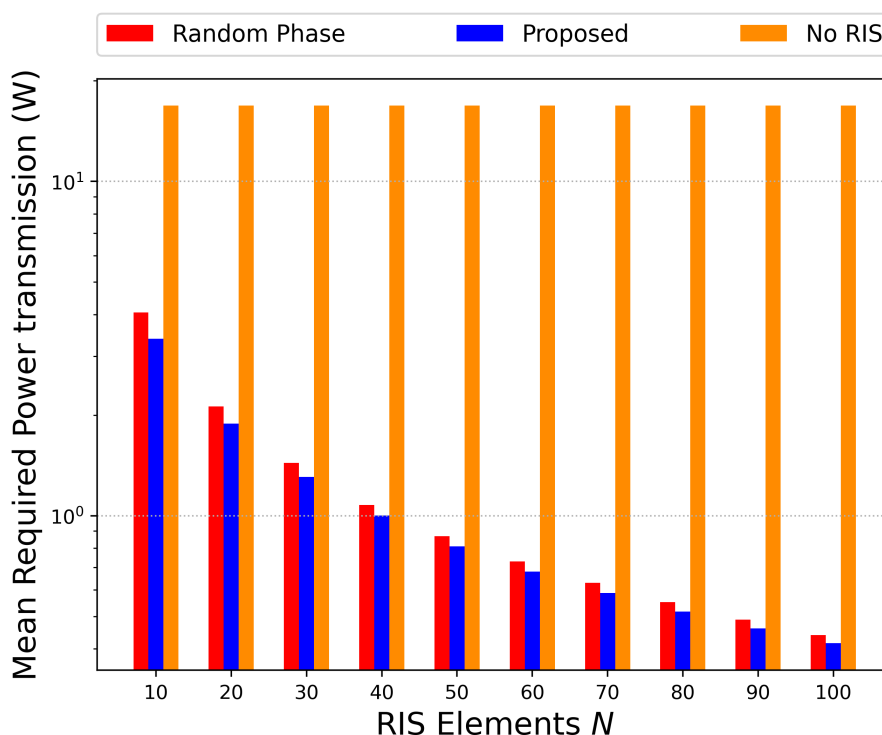
Συνολικά, η ανάλυση προτείνει ότι η ρύθμιση $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ είναι η πιο αποτελεσματική όσον αφορά τη μείωση της υπολογιστικής καθυστέρησης, ιδιαίτερα για υπολογι-

σμούς από την πλευρά του πελάτη. Η διαμόρφωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ επιφέρει τη μεγαλύτερη καθυστέρηση, υποδεικνύοντας μια αντιστάθμιση μεταξύ διαφορετικών στρατηγικών βελτιστοποίησης.

Εκτός βέβαια από το πλήθος των πελατών και η κλιμακωσιμότητα, ένα επιπλέον μέγεθος που αναπτύχθηκε κατά τα τελευταία χρόνια και έχει συμβάλει σημαντικά στην ανάπτυξη και περεταίρω βελτίωση του FL, αποτελεί το RIS, του οποίου και η επίδραση, αναλύεται στην επόμενη ενότητα.

6.3 Επίδραση των RIS στην ισχύ μετάδοσης, την ενέργεια και τον χρόνο

Στο παρόν κεφάλαιο, γίνεται ανάλυση για το πως το RIS, φέρεται να επηρεάζει τόσο τον συνολικό καταναλισκόμενο χρόνο που παρατηρείται σε μία επανάληψη του FL όσο και την απαιτούμενη ποσότητα ενέργειας. Το RIS, είναι μία πολλά υποσχόμενη τεχνολογία, η οποία πέρα από την επίδραση που είχε στην επίδοση του παγκοσμίου μοντέλου FL, όπως και φάνηκε και στις εικόνες 6.2, 6.3, 6.5 και 6.6, παρατηρήθηκε να έχει μεγάλη επίδραση στην μέση απαιτούμενη ισχύ μετάδοσης των τοπικών παραμέτρων από τους πελάτες προς το BS, στην συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια, αλλά και τον χρόνο περάτωσης μίας επανάληψης.



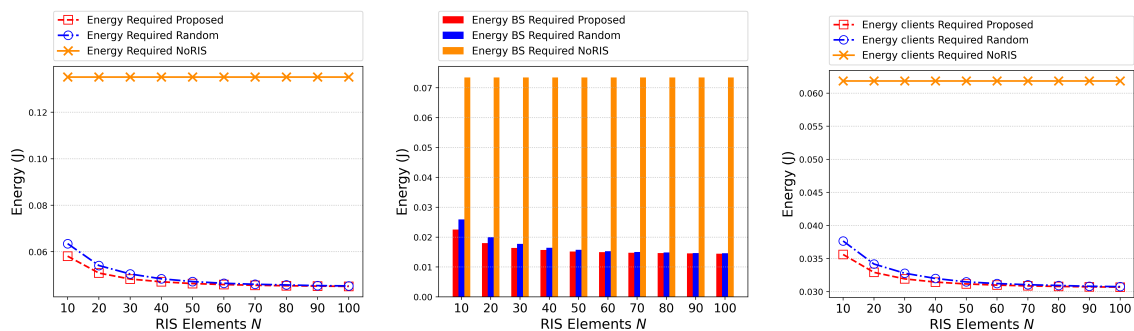
Σχήμα 6.10: Μέση ισχύς μετάδοσης για διαφορετικά πλήθη RIS στοιχείων

Στην αρχή, παραθέτουμε την επίδραση που τα RIS στοιχεία έχουν στην απαιτούμενη μέση ισχύ μετάδοσης που χρειάζονται οι πελάτες, για την αποστολή των παραμέτρων των τοπικών τους μοντέλων στο BS. Πιο συγκεκριμένα, στην εικόνα 6.10 πα-

ρατίζεται το πως τα διαφορετικά πλήθη των RIS στοιχείων, επηρεάζουν τη μέση ισχύ μετάδοσης κατά τη διαδικασία του AirComp. Το γράφημα παρουσιάζει τη μέση απαίτηση ισχύος μετάδοσης, συναρτήσει του αριθμού των N RIS στοιχείων. Συγκρίνονται τρία διαφορετικά σενάρια:

- Στην περίπτωση όπου τα στοιχεία του RIS εφαρμόζουν τυχαίες μετατοπίσεις φάσης, παρατηρείται ότι η απαιτούμενη ισχύς μειώνεται καθώς αυξάνεται ο αριθμός των στοιχείων RIS.
- Η ενδιάμεση "Proposed" μέθοδος βελτιστοποιεί τη διαμόρφωση των στοιχείων RIS, επιτυγχάνοντας χαμηλότερη κατανάλωση ισχύος σε σχέση με την τυχαία φάση. Η διαφορά αυτή υποδηλώνει καλύτερη ενεργειακή απόδοση λόγω βέλτιστης ρύθμισης φάσης.
- Στις πορτοκαλί μπάρες, παρατηρείται πως η απαίτηση ισχύος παραμένει σταθερά υψηλή όταν δεν υπάρχει το RIS, γεγονός που αναδεικνύει τη μεγάλη σημασία του RIS για τη μείωση της ισχύος μετάδοσης.

Επίδραση των RIS στοιχείων, δεν παρατηρείται μόνο στην απαιτούμενη μεταδιδόμενη ισχύ, αλλά επίσης και στο ενεργειακό κομμάτι.



(α') Συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια για όλες τις εκδοχές βαρύτητας ενέργειας/χρόνου για διαφορετικά πλήθη των RIS στοιχείων

(β') Καταναλισκόμενη ενέργεια στον BS για όλες τις εκδοχές βαρύτητας ενέργειας/χρόνου για διαφορετικά πλήθη των RIS στοιχείων

(γ') Καταναλισκόμενη ενέργεια στους πελάτες για όλες τις εκδοχές βαρύτητας ενέργειας/χρόνου για διαφορετικά πλήθη των RIS στοιχείων

Σχήμα 6.11: Επιμέρους ανάλυση της επίδραση του πλήθους των RIS Elements στον καταναλισκόμενο χρόνο πελατών και BS για τα διάφορα σενάρια βαρύτητας

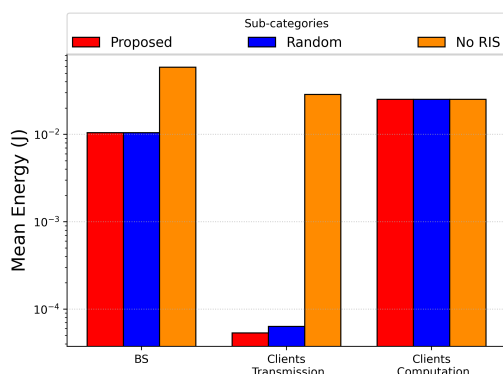
Στις εικόνες του 6.11, παρουσιάζεται η σχέση μεταξύ του αριθμού των στοιχείων RIS και της απαιτούμενης ενέργειας σε διάφορα υποσυστήματα ενός δικτύου. Πιο αναλυτικά, η εικόνα 6.11α' παρουσιάζει τη συνολική ενέργεια που απαιτείται, όπου η συνολική ενέργεια μειώνεται καθώς αυξάνεται ο αριθμός των στοιχείων του RIS N . Η δική μας, η προτεινόμενη μέθοδος, παρουσιάζει τη χαμηλότερη κατανάλωση ενέργειας. Ενώ τέλος, η τυχαία διαμόρφωση, εμφανίζει υψηλότερη κατανάλωση σε σχέση με την προτεινόμενη μέθοδο. Αντίθετα, η περίπτωση που είναι χωρίς RIS, με την πορτοκαλί γραμμή, εκεί η ενέργεια παραμένει σταθερά υψηλή. Ευνόητα, απορρέει το συμπέρασμα, πως η χρήση του RIS μειώνει σημαντικά την απαιτούμενη ενέργεια επικοινωνίας,

με την προτεινόμενη μέθοδο να είναι η πιο αποδοτική. Η χρήση του RIS είναι πολύ σημαντική από μόνη της, αλλά επίσης σημαντική και ακόμα καλύτερη είναι η εξοικονόμηση ενέργειας, όταν γίνεται προσεκτική εφαρμογή των γωνιών φάσης στα στοιχεία του RIS.

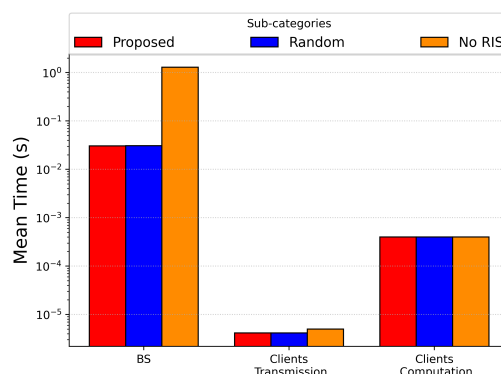
Στην εικόνα 6.11β' φαίνεται η ενέργεια που απαιτείται στο σταθμό βάσης BS. Από εδώ, απορρέει πως η μέθοδος που δεν εμπεριέχει τεχνολογία RIS, απαιτεί πολύ περισσότερη ενέργεια, η προτεινόμενη μέθοδος και η τυχαία προσέγγιση μειώνουν την απαιτούμενη ενέργεια. Βεβαίως και πάλι, η προτεινόμενη μέθοδος είναι η πιο αποδοτική από όλες τις περιπτώσεις. Ενώ η ενεργειακή κατανάλωση του σταθμού βάσης BS, μειώνεται με την ενσωμάτωση RIS, και η προτεινόμενη διαμόρφωση προσφέρει τη μέγιστη εξοικονόμηση.

Τέλος, αναφορικά με την ενέργεια που απαιτείται για την επικοινωνία των πελατών, που φαίνεται στο τρίτο γράφημα, το 6.11γ', εκεί αναλύεται η ενέργεια που απαιτείται για την επικοινωνία των πελατών. Η ενέργεια μειώνεται καθώς αυξάνονται τα στοιχεία του RIS. Η προτεινόμενη μέθοδος είναι πιο αποδοτική από την τυχαία. Ενώ αντίθετα, η μέθοδος NoRIS έχει σταθερά υψηλή ενεργειακή απαίτηση.

Άμεσα, γίνεται ευνόητο πως η χρήση έξυπνων επιφανειών (RIS) είναι ζωτικής σημασίας για την ενεργειακά αποδοτική επικοινωνία.



Σχήμα 6.12: Μέση καταναλισκόμενη ενέργεια για τα τρία σενάρια των RIS στοιχείων



Σχήμα 6.13: Μέσος απαιτούμενος χρόνος για τα τρία σενάρια των RIS στοιχείων

Επίσης, πέρα των ανωτέρω, στην παρούσα μελέτη αναλύουμε την ενεργειακή κατανάλωση και τον απαιτούμενο χρόνο για διαφορετικά σενάρια RIS, στο BS, και τους πελάτες, αναλύοντας τους τελευταίους αναφορικά με τις ενεργειακές και χρονικές απαιτήσεις τους, τόσο στο υπολογιστικό όσο και στο επικοινωνιακό κομμάτι τους κατά μέσο όρο. Τα αποτελέσματα απεικονίζονται στα ακόλουθα γραφήματα και αναλύονται λεπτομερώς.

Το Σχήμα 6.12 παρουσιάζει τη μέση ενεργειακή κατανάλωση για τρεις διαφορετικές στρατηγικές **Προτεινόμενη μέθοδος** (κόκκινο χρώμα), **Τυχαία μέθοδος** (μπλε χρώμα), **Χωρίς RIS** (πορτοκαλί χρώμα). Από το γράφημα, παρατηρείται ότι η προτεινόμενη μέθοδος καταναλώνει λιγότερη ενέργεια από την τυχαία μέθοδο και τη μέθοδο χωρίς RIS, ειδικότερα όσον αφορά την ενεργειακή κατανάλωση που αφορά στη μετάδοση δεδο-

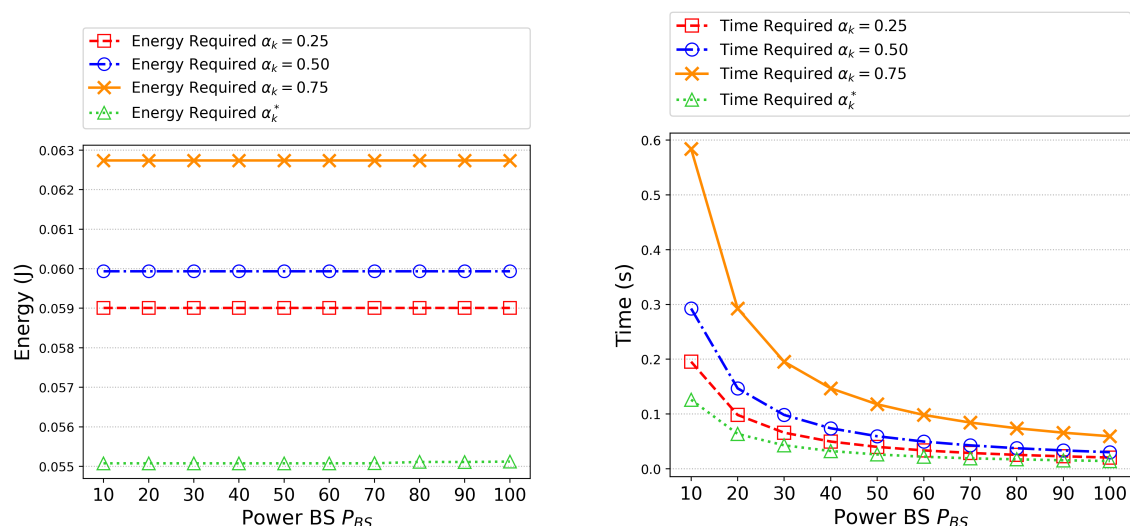
μένων, όπου η εξοικονόμηση ενέργειας είναι εμφανής. Αντίθετα, η περίπτωση που δεν χρησιμοποιεί RIS, εμφανίζει τη μεγαλύτερη επιδείνωση και τις περισσότερες ενεργειακές ανάγκες, καταδεικνύοντας και σε αυτό το σχήμα, τη σημασία που έχει το RIS στην εξοικονόμηση ενέργειας.

Από την άλλη μεριά, το Σχήμα 6.13 παρουσιάζει τον απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης για τα ίδια τρία σενάρια. Παρατηρείται ότι η μέθοδος χωρίς RIS απαιτεί σημαντικά περισσότερο χρόνο για τη λειτουργία του σταθμού βάσης (BS), ενώ η προτεινόμενη μέθοδος επιδεικνύει την καλύτερη απόδοση, ιδιαίτερα στη μετάδοση δεδομένων των πελατών (Clients Transmission).

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων καταδεικνύει ότι η προτεινόμενη μέθοδος παρέχει σημαντικά πλεονεκτήματα όσον αφορά τόσο την ενεργειακή αποδοτικότητα όσο και τη μείωση του χρόνου εκτέλεσης σε σχέση με τις άλλες δύο στρατηγικές. Ιδιαίτερα, η ενεργειακή εξοικονόμηση στην μεταγωγή δεδομένων και η μείωση του χρόνου λειτουργίας του BS αποτελούν κρίσιμους παράγοντες για την αποδοτική λειτουργία του συνολικού συστήματος και την άμεση εξαγωγή, αποτελεσματικών μοντέλων FL, άμεσα και με το ελάχιστο δυνατό αποτύπωμα στο περιβάλλον.

Βεβαίως, εκτός από το πλήθος των RIS στοιχείων, ακόμα ένα επιπλέον μέγεθος που αναπτύχθηκε κατά τα τελευταία χρόνια και έχει συμβάλει σημαντικά στην ανάπτυξη και περαιτέρω βελτίωση του FL, αποτελεί η ισχύς μετάδοσης που εφαρμόζει το BS, το P_{BS} , του οποίου και η επίδραση, αναλύεται στην επόμενη ενότητα.

6.4 Επίδραση της ισχύος του BS, στην ενέργεια και τον χρόνο



(α') Απαιτούμενη ενέργεια για διαφορετικές περιπτώσεις ισχύος του BS

(β') Απαιτούμενος χρόνος για διαφορετικές περιπτώσεις ισχύος του BS

Σχήμα 6.14: Επιμέρους ανάλυση της επίδραση του πλήθους των RIS Elements στον κατανάλισκόμενο χρόνο πελατών και BS για τα διάφορα σενάρια βαρύτητας

Στην παρούσα ενότητα, αναλύεται η ενεργειακή κατανάλωση και ο απαιτούμενος χρόνος σε σχέση με την εφαρμοζόμενη ισχύ του σταθμού βάσης P_{BS} . Τα αποτελέσματα

απεικονίζονται στην παρούσα ενότητα και τα συναφή γραφήματα, που παρουσιάζονται στο σχήμα 6.14 αναλύονται λεπτομερώς.

Το Σχήμα 6.14α' παρουσιάζει την ενεργειακή κατανάλωση για διαφορετικές τιμές του συντελεστή α_k :

- $\alpha_k = 0.25$ (με κόκκινο χρώμα)
- $\alpha_k = 0.50$ (με μπλε χρώμα)
- $\alpha_k = 0.75$ (με πορτοκαλί χρώμα)
- α_k^* (με πράσινο χρώμα)

Από το γράφημα 6.14α', παρατηρείται ότι η ενεργειακή κατανάλωση παραμένει σταθερή για όλες τις τιμές του P_{BS} , με το βέλτιστο α_k να καταναλώνει τη λιγότερη ενέργεια, σε σύγκριση με όλα τα υπόλοιπα σενάρια. Η σταθερότητα που παρατηρείται στον ενεργειακό παράγοντα, για μια δεδομένη τιμή του διαχωριστικού παράγοντα α_k , οφείλεται στη σταθερότητα του γινομένου $P_{BS}t_{all}^{D_L}$, που υπάρχει σε όλους τους ενεργειακούς υπολογισμούς. Εφόσον αυτό το γινόμενο παραμένει σταθερό, και αφού τα υπόλοιπα ενεργειακά συστατικά δεν διαθέτουν μεταβλητές, συνεπώς και διατηρούν επίσης σταθερές τιμές, κατά συνέπεια η συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια παραμένει αμετάβλητη, όσο το α_k διατηρείται σταθερό.

Το Σχήμα 6.14β' παρουσιάζει τον απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης για τις ίδιες τιμές του α_k που προαναφέρθηκαν. Παρατηρείται πως σε όλες τις περιπτώσεις, για μεγαλύτερες τιμές του P_{BS} , ο χρόνος εκτέλεσης μειώνεται σημαντικά. Αλλά πιο ειδικά αναφορικά με τα α_k , παρατηρείται ότι η αύξηση του, συμβάλει στην μεγαλύτερη ελαχιστοποίηση του χρόνου, όπως είχε συμβεί και στην περίπτωση της ενέργειας. Ιδιαίτερα, η περίπτωση που το $\alpha_k = 0.75$, απαιτεί σημαντικά περισσότερο χρόνο σε μικρές τιμές P_{BS} σε σχέση με τα σενάρια $\alpha_k = 0.25$ και $\alpha_k = 0.5$. Ενώ από όλα τα α_k , το βέλτιστο α_k^* είναι εκείνο που καταφέρνει και εξασφαλίζει τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα και εδώ.

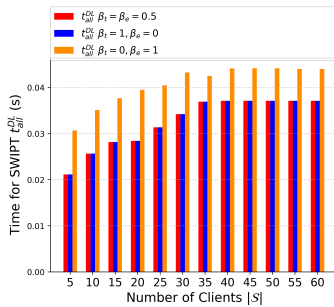
Η ανάλυση των αποτελεσμάτων καταδεικνύει το γεγονός πως η αύξηση της ισχύος του σταθμού βάσης P_{BS} , έρχεται και μειώνει τον απαιτούμενο χρόνο εκτέλεσης, ενώ η ενεργειακή κατανάλωση παραμένει σχεδόν σταθερή, λόγω του σταθερού γινομένου $P_{BS}t_{all}^{D_L}$, το οποίο γεγονός και δικαιολογεί την σημαντική πτωτική πορεία που καταγράφεται στο κομμάτι του χρόνου. Το βέλτιστο α_k^* προσφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα τόσο σε ενεργειακή αποδοτικότητα όσο και σε απόδοση χρόνου.

Όπως έχει επισημανθεί και στα προηγούμενα κεφάλαια αναφορικά με το σύστημα, αυτό χαρακτηρίζεται ως SWIPT-Enabled, που σημαίνει πως κατά τη μετάδοση (Transfer) των παραμέτρων του παγκόσμιου μοντέλου μέσω broadcasting, από το BS προς τους πελάτες, πέραν του σήματος και της πληροφορίας (Information), γίνεται παράλληλα (Simultaneous), ασύρματα (Wireless), μετάδοση και ισχύος (Power) προς τους πελάτες. Επομένως, έχει σημασία και ενδιαφέρον προς ανάλυση, να δούμε, ποια είναι η επίδραση που τα προαναφερθέντα τρία μεταβαλλόμενα μεγέθη, δηλαδή το πλήθος των πελατών $|S|$, το πλήθος των RIS ανακλαστικών στοιχείων N και η εφαρμοζόμενη

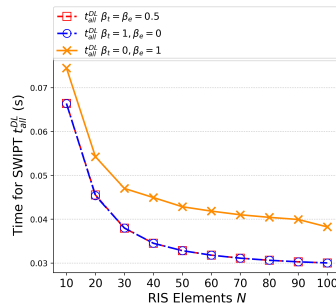
ισχύς του σταθμού βάσης P_{BS} , είχαν στη διαδικασία του SWIPT. Και αυτό πραγματοποιούμε στην επόμενη ενότητα.

6.5 Επίδραση του SWIPT

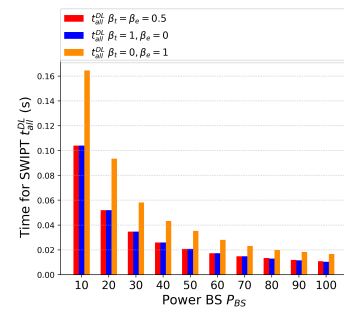
Στην ενότητα αυτή γίνεται ανάλυση για το πως το πλήθος των πελατών $|S|$, το πλήθος των RIS ανακλαστικών στοιχείων N και η εφαρμοζόμενη ισχύς του σταθμού βάσης P_{BS} , φέρονται να επηρεάζουν τόσο τον χρόνο της διαδικασίας του SWIPT, και για τα τρία σενάρια βαρύτητας στην καταναλισκόμενη ενέργεια και τον καταναλισκόμενο χρόνο, τα $\beta_t = \beta_e = 0.5$, $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ και $\beta_t = 0, \beta_e = 1$.



Σχήμα 6.15: Χρόνος SWIPT για διαφορετικό αριθμό υποθέσεων πελατών



Σχήμα 6.16: Χρόνος SWIPT για διαφορετικό αριθμό περιπτώσεων RIS Elements



Σχήμα 6.17: Χρόνος SWIPT για διαφορετικές θήκες ισχύος BS

Σχήμα 6.18: Χρόνος SWIPT

Στο σχήμα 6.15, απεικονίζεται η μεταβολή του χρόνου SWIPT καθώς αυξάνεται ο αριθμός των πελατών. Παρατηρείται ότι ο χρόνος SWIPT αυξάνεται γραμμικά με την αύξηση των πελατών και μετά αρχίζει να συγκλίνει, κάτι που αποδίδεται στη μεγαλύτερη ανάγκη για κατανομή πόρων μεταξύ περισσότερων κόμβων. Η συμπεριφορά αυτή, δίνει την κατανόηση και συμπέρασμα, πως ο χρόνος αυτός, εξαρτάται κατά βάση από τους πιο απομακρυσμένους χρήστες και που καθυστερούν περισσότερο από όλους τη διαδικασία του SWIPT, καθότι αυτοί επιβάλλουν την καθυστέρησή τους, όπως μαθηματικώς εκφράζεται και από τον περιορισμό (5.8στ). Η αύξηση είναι πιο έντονη στην περίπτωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$, όπου δίνεται προτεραιότητα στη μεταφορά ενέργειας, γεγονός που πιθανώς επιβραδύνει τη διαδικασία επικοινωνίας. Επίσης, στις άλλες δύο περιπτώσεις ($\beta_t = 0.5, \beta_e = 0.5$ και $\beta_t = 1, \beta_e = 0$), η αύξηση είναι λιγότερο απότομη, καθώς δίνεται περισσότερη έμφαση στη βελτίωση της απόδοσης επικοινωνίας.

Στο σχήμα 6.16, φαίνεται ότι ο χρόνος SWIPT μειώνεται καθώς αυξάνεται ο αριθμός των στοιχείων RIS. Αυτό συμβαίνει επειδή περισσότερα στοιχεία RIS επιτρέπουν καλύτερη αναδιαμόρφωση της ασύρματης διάδοσης, μειώνοντας τις απώλειες ενέργειας και βελτιώνοντας την αποδοτικότητα της μεταφοράς πληροφορίας. Οι περιπτώσεις $\beta_t = 0.5, \beta_e = 0.5$ και $\beta_t = 1, \beta_e = 0$ παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά με ραγδαία μείωση του χρόνου SWIPT καθώς αυξάνονται τα στοιχεία RIS. Αντίθετα, στην περίπτωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$, ο χρόνος είναι πιο επιβαρυνμένος και μεγαλύτερος, λόγω

της μέγιστης στόχευσης που δίνεται στην ελαχιστοποίηση της ενέργειας, γεγονός που αφήνει την ενασχόληση με τον χρόνο, και άρα και με την διάρκεια του SWIPT, που είναι και η μεγαλύτερη χρονικά μέσα σε μία εποχή, ήσσονος σημασίας.

Στο σχήμα 6.17, εξετάζεται η επίδραση της ισχύος εκπομπής του BS στον χρόνο SWIPT. Παρατηρείται ότι η αύξηση της ισχύος του BS οδηγεί σε σημαντική μείωση του χρόνου SWIPT, καθώς βελτιώνεται η ισχύς του σήματος που λαμβάνουν οι πελάτες. Η μείωση αυτή είναι ιδιαίτερα αισθητή σε χαμηλές τιμές P_{BS} , αλλά καθώς η ισχύς αυξάνεται πάνω από ένα όριο ($P_{BS} \geq 50W$), ο χρόνος SWIPT τείνει να σταθεροποιηθεί. Οι τρεις περιπτώσεις συμπεριφέρονται παρόμοια, αν και η περίπτωση $\beta_t = 0, \beta_e = 1$ παρουσιάζει υψηλότερο χρόνο SWIPT, δείχνοντας ότι η προτεραιότητα στη μεταφορά ενέργειας καθυστερεί τη διαδικασία επικοινωνίας.

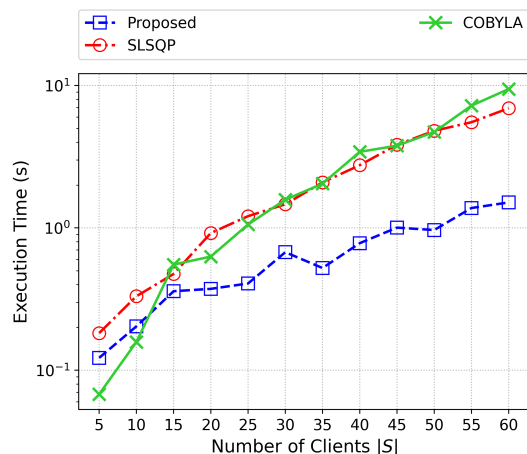
Αυτό που κατανοούμε ως εύρύτερο συμπέρασμα, είναι πως η αύξηση του αριθμού των πελατών οδηγεί σε μεγαλύτερους χρόνους SWIPT λόγω της ανάγκης για κατανομή των διαθέσιμων πόρων. Η αύξηση του αριθμού των στοιχείων RIS μειώνει τον χρόνο SWIPT, ιδιαίτερα όταν υπάρχει ενδιαφέρον για το κομμάτι του χρόνου, είτε κατά αποκλειστικότητα $\beta_t = 1$ είτε κατά ισορροπημένο τρόπο $\beta_t = \beta_e = 0.5$. Η αύξηση της ισχύος του BS μειώνει τον χρόνο SWIPT, αλλά μετά από ένα σημείο η μείωση σταθεροποιείται. Οι διαφορές μεταξύ των περιπτώσεων β_t, β_e δείχνουν ότι υπάρχει μια ισορροπία μεταξύ χρονικώς αποδοτικής μεταφοράς πληροφορίας και ενέργειας που πρέπει να βρεθεί για τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας FL στο downlink.

Τέλος, ένα άλλο ενδιαφέρον που υπάρχει και αναλύεται στην τρέχουσα μεταπτυχιακή εργασία, είναι η σύγκριση της προσέγγισης που ακολουθήσαμε, σε σύγκριση με άλλους, έτοιμους αλγορίθμους και που χρησιμοποιούνται ως Solvers σε προγραμματιστικά εργαλεία. Στην επόμενη και τελευταία ενότητα, συγκρίνουμε την προσέγγιση με τους αλγορίθμους COBYLA (Constrained Optimization BY Linear Approximations) και SLSQP (Sequential Least Squares Programming)

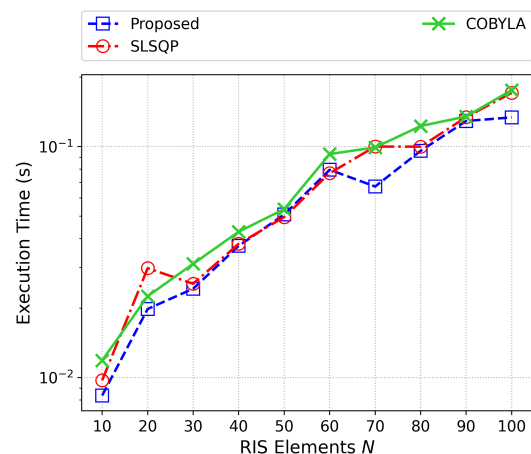
6.6 Σύγκριση της προσέγγισής μας με άλλους Solvers

Σε αυτό το σημείο, συγκρίνεται η προσέγγιση και ο αλγόριθμος 5 που εφαρμόστηκε, με τους αλγορίθμους COBYLA (Constrained Optimization BY Linear Approximations) και SLSQP (Sequential Least Squares Programming). Εξετάζονται δύο βασικές μεταβλητές: ο αριθμός των πελατών $|S|$ και ο αριθμός των στοιχείων RIS N .

Στο Σχήμα 6.19, παρουσιάζεται ο χρόνος εκτέλεσης συναρτήσεων του αριθμού των πελατών $|S|$. Παρατηρείται ότι η προτεινόμενη μέθοδος (Proposed) παρουσιάζει αρκετά χαμηλότερο χρόνο εκτέλεσης σε μικρές τιμές του $|S|$, ενώ η αύξηση που παρουσιάζει ο χρόνος εκτέλεσης, είναι μικρότερη σε σχέση με τις άλλες προσεγγίσεις, όταν ο αριθμός των πελατών μεγαλώνει. Η μέθοδος SLSQP (Sequential Least Squares Programming) παρουσιάζει παρόμοια συμπεριφορά με την COBYLA, αλλά με ελαφρώς μικρότερο χρόνο εκτέλεσης στις περισσότερες περιπτώσεις. Αντίθετα, η μέθοδος COBYLA (Constrained Optimization BY Linear Approximations) εμφανίζει τη μεγαλύτερη αύξηση του χρόνου εκτέλεσης, ακολουθώντας μια σχεδόν εκθετική τάση. Καθώς ναι μεν για



Σχήμα 6.19: Χρόνος εκτέλεσης για διάφορα πλήθη πελατών



Σχήμα 6.20: Χρόνος εκτέλεσης για διάφορα πλήθη RIS στοιχείων

Σχήμα 6.21: Χρόνοι Εκτέλεσης

λίγα πλήθη ατόμων, 5 και 10 πελάτες, παρουσιάζει κοντινή συμπεριφορά με την Proposed περίπτωση, αλλά η χρονική κλιμάκωση είναι πολύ έντονη, άμεσα και χρονικά πολύ κοστοβόρα, όσο αυξάνεται το πλήθος των πελατών $|S|$.

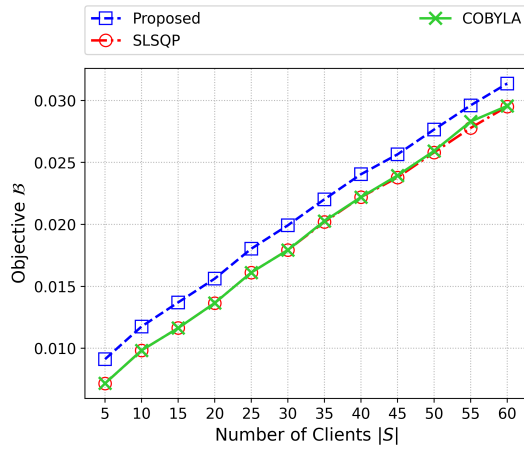
Στο Σχήμα 6.20, παρουσιάζεται ο χρόνος εκτέλεσης συναρτήσει του αριθμού των στοιχείων RIS N . Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η αύξηση του N οδηγεί σε αύξηση του χρόνου εκτέλεσης για όλες τις μεθόδους. Η Proposed μέθοδος παρουσιάζει τη μικρότερη αύξηση σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους. Οι μέθοδοι SLSQP και COBYLA εμφανίζουν παρόμοια συμπεριφορά, με την COBYLA να είναι ελαφρώς πιο αργή.

Από τα αποτελέσματα φαίνεται ότι ο χρόνος εκτέλεσης αυξάνεται σημαντικά τόσο με τον αριθμό των πελατών όσο και με τον αριθμό των στοιχείων RIS. Οι διαφορετικές μέθοδοι βελτιστοποίησης εμφανίζουν διαφορετικές επιδόσεις, με την Proposed να είναι η πιο αποδοτική σε μικρά μεγέθη, ενώ η SLSQP και η COBYLA είναι λιγότερο αποδοτικές καθώς αυξάνεται σημαντικά η πολυπλοκότητα του συστήματος. Επισημαίνεται ότι ο χρόνος εκτέλεσης για διαφορετικά μεγέθη του P_{BS} , παραμένει σταθερός και εξού, δεν πραγματοποιήθηκε εκτύπωση και παράθεση της αντίστοιχης γραφικής παράστασης.

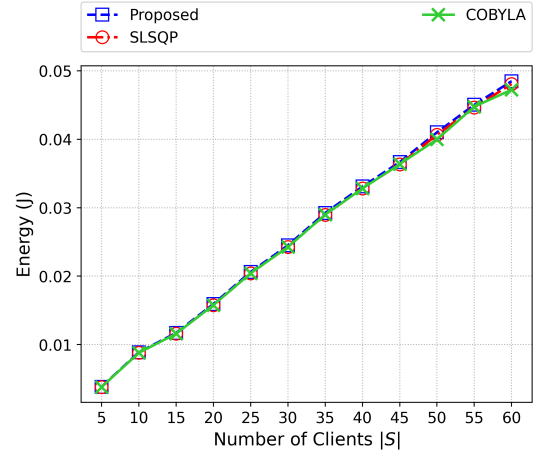
Στη συνέχεια, εκτός από τον χρόνο εκτέλεσης των προσεγγίσεων, παραθέτουμε την ανάλυση που πραγματοποιήθηκε, πάνω στην αντικειμενική συνάρτηση και τη κατανάλωση ενέργειας για διαφορετικούς αριθμούς πελατών $|S|$ και στοιχείων RIS N . Η μελέτη αυτή στοχεύει στη απεικόνιση των υπολογιστικών χρονικά και ενεργειακών απαιτήσεων του συστήματος, αξιολογώντας και συγκρίνοντας τις διαφορετικές μεθόδους βελτιστοποίησης μεταξύ τους.

Στο Σχήμα 6.22, απεικονίζεται η αντικειμενική συνάρτηση συναρτήσει του αριθμού των πελατών $|S|$. Παρατηρείται ότι:

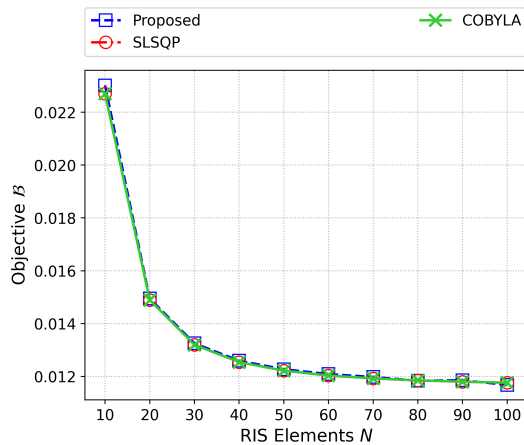
- Η COBYLA μέθοδος και η SLSQP δίνουν παρόμοια αποτελέσματα, με τη Proposed να έχει ελαφρώς υψηλότερες τιμές. Και αυτό εμφανίστηκε, λόγω της χαλάρωσης που είχε γίνει με την χρήση auxiliary μεταβλητών, κατά την επίλυση του προβλή-



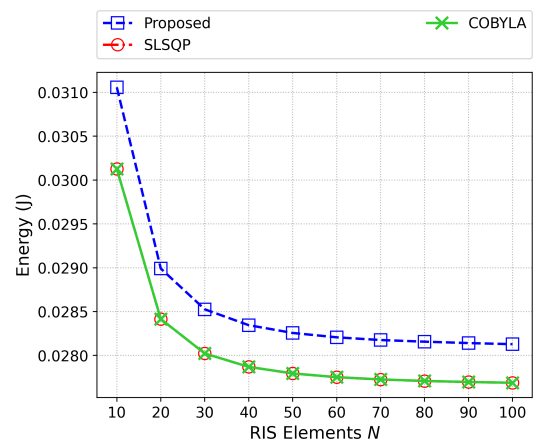
Σχήμα 6.22: Αντικειμενική συνάρτηση για διάφορους αριθμούς πελατών, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης



Σχήμα 6.23: Καταναλισκόμενη ενέργεια για διάφορους αριθμούς πελατών, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης



Σχήμα 6.24: Αντικειμενική συνάρτηση για διάφορα πλήθη RIS στοιχείων, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης



Σχήμα 6.25: Καταναλισκόμενη ενέργεια, για διάφορα πλήθη RIS στοιχείων, συγκρίνοντας αλγορίθμους επίλυσης

ματος ελαχιστοποίησης, προκειμένου το πρόβλημα να γίνει κυρτό και να επιλυθεί με CVX. Παρόλ'αυτά, οι λαμβανόμενες λύσεις της Proposed μεθοδολογίας, είναι εξίσου πολύ καλές, δίνοντας τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης B πολύ κοντά σε αυτές που βγήκαν από τις μεθοδολογίες COBYLA και SLSQP, ενώ η Proposed όπως φάνηκε από το σχήμα 6.19, πλεονεκτεί σημαντικά σε χρόνο και αμεσότητα.

- Η αντικειμενική συνάρτηση B αυξάνεται σχεδόν γραμμικά με τον αριθμό των πελατών.
- Η αύξηση των πελατών συνεπάγεται μεγαλύτερο υπολογιστικό φορτίο, κάτι που αντικατοπτρίζεται στην αύξηση της συνάρτησης κόστους.

Παρότι οι μέθοδοι επίλυσης διαφέρουν, η γενική τάση παραμένει η ίδια, δείχνοντας ότι η επιλογή μεθόδου έχει μικρή επίδραση στη συνολική συμπεριφορά. Και η επιλογή επίσης, εξαρτάται από το τι ενδιαφέρει τον χρήστη και πού θέλει να δώσει μεγαλύτερη προτεραιότητα, είτε στην αμεσότητα λήψης τιμής, είτε στην απόκλιση της λαμβανόμενης τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης, από την μέγιστη δυνατή ελαχιστοποίηση.

Στο Σχήμα 6.23, φαίνεται η κατανάλωση ενέργειας σε σχέση με τον αριθμό των πελατών. Φαίνεται πως η ενέργεια αυξάνεται γραμμικά με τον αριθμό των πελατών, ενώ οι τρεις μέθοδοι (Proposed, SLSQP, COBYLA) αποδίδουν σχεδόν το ίδιο. Αναφορικά με την γραμμική αύξηση, αυτή εξηγείται από την ανάγκη για περισσότερη επικοινωνία και επεξεργασία δεδομένων καθώς αυξάνονται οι συμμετέχοντες στο FL.

Στο Σχήμα 6.24, παρουσιάζεται η επίδραση των στοιχείων RIS που έχουν στην αντικειμενική συνάρτηση B . Όπως φαίνεται, η ύπαρξη περισσότερων στοιχείων RIS βελτιστοποιεί την απόδοση της επικοινωνίας, μειώνοντας το συνολικό κόστος. Η συνάρτηση B λαμβάνει υψηλές τιμές για μικρές τιμές N και η αύξηση του πλήθους των στοιχείων RIS, οδηγεί αρχικά σε απότομες μειώσεις της B , ενώ από τιμές N άνω των 50, αρχίζει και σταθεροποιείται, υποδεικνύοντας πως από ένα όριο και πέρα, η αύξηση των RIS δεν αποδίδει ουσιαστικά κέρδη. Οι τρεις μέθοδοι έχουν σχεδόν ταυτόσημες επιδόσεις, με την Proposed να είναι πολύ ελαφρώς χειρότερη από τις άλλες δύο, χρονικά πιο βαριές μεθόδους, όπως φάνηκε από το σχήμα 6.20.

Στο Σχήμα 6.25, παρουσιάζεται η κατανάλωση ενέργειας με βάση το N . Πιο συγκεκριμένα, η ενέργεια μειώνεται εκθετικά μέχρι να σταθεροποιηθεί. Επιπλέον, οι μέθοδοι Proposed, SLSQP και COBYLA έχουν σχεδόν πανομοιότυπη απόδοση. Η χρήση RIS συμβάλλει σημαντικά στη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας, γεγονός που επιβεβαιώνει τη χρησιμότητά τους. Για N μεγαλύτερο από 60, η επίδραση στη μείωση της ενέργειας είναι περιορισμένη, υποδεικνύοντας ότι η υπερβολική χρήση RIS μπορεί να μην είναι αποδοτική από άποψη κόστους και υπολογιστικής πολυπλοκότητας.

Από τα αποτελέσματα, διαπιστώνεται ότι η απόδοση του συστήματος εξαρτάται έντονα από τον αριθμό των πελατών και των στοιχείων RIS. Οι διαφορετικές μέθοδοι επίλυσης έχουν πολύ μικρές διαφοροποιήσεις στην απόδοσή τους. Συγκεκριμένα, η αύξηση των πελατών οδηγεί σε γραμμική αύξηση της αντικειμενικής συνάρτησης και της κατανάλωσης ενέργειας. Η προσθήκη RIS μειώνει τόσο την αντικειμενική συνάρτηση όσο και την ενέργεια, αλλά η βελτίωση σταθεροποιείται για μεγάλες τιμές N . Παρότι

οι διαφορές μεταξύ των μεθόδων είναι μικρές, η επιλογή της κατάλληλης μπορεί να συμβάλει στην καλύτερη διαχείριση των υπολογιστικών και ενεργειακών απαιτήσεων. Συνεπώς, η έξυπνη κατανομή των υπολογιστικών πόρων και η επιλογή βέλτιστων τιμών για $|S|$ και N είναι κρίσιμη για την αποτελεσματική λειτουργία ενός FL συστήματος, που χαρακτηρίζεται από SWIPT ιδιότητα κατά την downlink διαδικασία.

Έχοντας παρακολουθήσει και αναλύσει όλες τις παραγόμενες γραφικές παραστάσεις, σε αυτό το σημείο ολοκληρώνεται το "Πειραματικό Μέρος" της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας και πλέον, καθίσταται εφικτή η αποτύπωση των συμπερασμάτων που προέκυψαν, στο τελευταίο Κεφάλαιο, το υπ' αριθμόν 7 και να γραφτεί ο Επίλογος.

Μέρος **III**

Επίλογος

Επίλογος

7.1 Συμπεράσματα

Σε αυτή την εργασία, προτείναμε ένα νέο σύστημα AirComp FL, υποβοηθούμενο από ανακλαστικά στοιχεία RIS, στο οποίο οι πελάτες πραγματοποιούν, σε κάθε εποχή, την εκπαίδευση των τοπικών τους μοντέλων και την αποστολή των παραμέτρων τους στο BS, μεριμνώντας ταυτόχρονα τόσο για την συνολική ενέργεια, όσο και για τον συνολικό απαιτούμενο χρόνο. Εκτός των παραπάνω, προσδώσαμε στο σύστημα την ιδιότητα να είναι SWIPT-Enabled, όπου κατά τη διαδικασία του broadcasting, το BS, πέραν των παραμέτρων του παγκοσμίου μοντέλου μηχανικής μάθησης, μεταδίδει επίσης και ενέργεια προς όλους τους πελάτες. Αναπτύξαμε έναν Αλγόριθμο ελαχιστοποίησης της αντικειμενικής συνάρτησης, που ήταν εφικτό να διασπαστεί σε επί μέρους υποπροβλήματα ως προς τις μεταβλητές, με στόχο την ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης, ως προς τις μεταβλητές αναφοράς, τις f_k , Θ , α_k , t_{all}^{DL} και υπό τους αντίστοιχους περιορισμούς που αναλύθηκαν παραπάνω. Για να ξεπεράσουμε το ζήτημα της μη κυρτότητας στα σημεία που αντιμετωπίσαμε, επαναδιατυπώθηκαν, όπου χρειάστηκε, τα προβλήματα καταλλήλως και με τις απαραίτητες τεχνικές, έγιναν κυρτά, καθιστώντας επομένως την υλοποίηση των προσομοιώσεων και την επίλυση όλων των προβλημάτων εφικτή.

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων, υπογραμμίζουν τη σημασία της προσοχής που πρέπει να δίνεται σε όλα τα στοιχεία και τις όλες μεταβλητές των προβλημάτων. Η προσεκτική επίλυση και εφαρμογή των κατάλληλων τιμών σε όλες τις μεταβλητές, τέτοια που εξασφαλίζει την ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του απαιτούμενου χρόνου και την συνολική καταναλισκόμενη ενέργεια, έρχεται σε συνδυασμό με την καλύτερη εγγύηση ελαχιστοποίησης της επίδρασης του θορύβου AWGN. Έτσι, συνολικά εξασφαλίζονται αξιοσημείωτη απόδοση ακρίβειας στο παγκόσμιο μοντέλο, ακόμη και σε δυσμενείς συνθήκες, καθώς και ενεργειακή αυτονομία των πελατών, που είναι ένα από τα βασικά ζητούμενα στις τεχνολογίες αιχμής του μέλλοντος. Επιπλέον, ήταν απαραίτητη η ταυτόχρονη εύρεση βέλτιστων συχνοτήτων, στις οποίες θα λειτουργούν οι CPU των πελατών, βέλτιστων διαχωριστικών παραγόντων (splitting factors) α_k για κάθε $k^{\text{στο}}$ πελάτη και βέλτιστου χρόνου διάρκειας της διαδικασίας του SWIPT, ούτως ώστε να εξασφαλίζεται η ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης, δηλαδή της ισορροπίας με-

ταξύ της συνολικής απαιτούμενης ενέργειας και του συνολικού απαιτούμενου χρόνου. Η τεχνολογία RIS, βρίσκουμε στην πράξη ότι παίζει βασικό ρόλο προς αυτή την κατεύθυνση, ενισχύοντας σημαντικά την ασύρματη μετάδοση των τοπικών παραμέτρων των πελατών και συμβάλει στη ενίσχυση της επίδοσης του παραγόμενου μοντέλου στο BS αλλά και στην ελαχιστοποίηση της μέσης απαιτούμενης ισχύος μετάδοσης από τους πελάτες προς το BS, για την αποστολή των τοπικών παραμέτρων των μοντέλων τους.

7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Είναι ενδιαφέρον να ασχολούμαστε και να εμπλέκουμε ρεαλιστικές ποσότητες που αφορούν την ακαδημαϊκή και βιομηχανική κοινότητα, όπως η αντιστάθμιση μεταξύ των ενεργειακών απαιτήσεων και του λανθάνοντος χρόνου της διαδικασίας FL ανά επανάληψη εκπαίδευσης (iteration), ώστε η ανάλυσή μας να μπορεί να επεκταθεί για μελλοντική εργασία. Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, έθεσε τα θεμέλια για την ανάλυση προς αυτή την κατεύθυνση και δύναται να εξελιχθεί, με μελλοντικές επεκτάσεις. Πιο συγκεκριμένα, προτεινόμενες κινήσεις έρευνας, καινοτομίας και ανάλυσης, μπορούν να γίνουν ως προς τα εξής πεδία:

- Ανταποκρινόμενοι στις σύγχρονες επιταγές της έρευνας, η προτεινόμενη εργασία μπορεί να γενικευτεί σε εφαρμογές Ιεραρχικής Ομοσπονδιακής Μάθησης (Hierarchical Federated Learning, FL).
- Φυσικά, δεν παραλείπεται η δυνατότητα περαιτέρω ανάλυσης της σχέσης που μπορεί να έχει η κινητικότητα (mobility) ενός πελάτη με τον αριθμό των απαιτούμενων στοιχείων RIS, ώστε να διασφαλίζεται κάθε φορά ένα επιδιωκόμενο επίπεδο ακρίβειας δοκιμής, ένα αντικείμενο που μπορεί επίσης να ερευνηθεί σε μελλοντικά έργα. Αλλά επίσης, και πώς σχετίζεται η κινητικότητα των πελατών, με την καταναλισκόμενη ενέργεια και τον απαιτούμενο χρόνο, για την περάτωση μίας εποχής στην FL διαδικασία
- Η τρέχουσα εργασία, θα παρουσίαζε επιπλέον ενδιαφέρον, εάν έμπαινε στην ανάλυση και η διαδικασία της επιλογής των πελατών, που θα συμμετέχουν σε μία εποχή της FL διαδικασίας. Πιο συγκεκριμένα, σε μία εποχή της FL διαδικασίας, αντί να συμμετέχουν όλοι οι πελάτες στη διαμόρφωση του παγκοσμίου μοντέλου, να συμμετείχε ένα υποσύνολο αυτών, υπό μία δεδομένη ανοχή σφάλματος στην ακρίβεια πρόβλεψης του παραγόμενου παγκοσμίου μοντέλου. Μία τέτοια πρόταση, θα συνέβαλε στην εξοικονόμηση χρόνου και ενέργειας.
- Δύναται να επεκταθεί η ανάλυση, χρησιμοποιώντας κάποια διαφορετική αρχιτεκτονική μεταφοράς των παραμέτρων, όπως αποτελεί το NOMA, το OFDMA, το TDMA και το FDMA.
- Είναι εφικτή μία περεταίρω εμβάθυνση στη σχέση που μπορεί να έχει ο χρόνος και η διαδικασία εκπόνησης του SWIPT, χρησιμοποιώντας τα RIS. Πιο συγκεκριμένα, θα παρουσίαζε ενδιαφέρον το να γίνει ανάλυση, του πώς το RIS θα μπο-

ρούσε να συνεισφέρει κατά το broadcasting και αυτό με τη σειρά του στη διαμόρφωση του channel gain, προκειμένου να επηρεάσει με τη σειρά του την συνολική μεταδιδόμενη ενέργεια, άρα να επηρεάσει και παραμέτρους, όπως είναι οι splitting factors α_k των πελατών, που αναλύθηκαν κατά το Πειραματικό Μέρος της τρέχουσας μεταπτυχιακής εργασίας

Παραρτήματα

Απόδειξη Σχέσης 4.2.2

Απόδειξη. Αποδεικνύουμε εδώ το αποτέλεσμα που καταλήξαμε στην έκφραση του αποτελέσματος MSE. Για κάθε επανάληψη χρόνου και αφού οι μεταβλητές των στοιχείων είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους και $\mathbb{E}[z] = 0$, το MSE προκύπτει ως:

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \mathbb{E} \left[|\hat{g} - g|^2 \right] \\ &= \mathbb{E} \left[\left| \sum_{k \in \mathcal{S}} [(h_k p_k - 1) \mathbf{s}_k] + z \right|^2 \right] \\ &= \mathbb{E} \left[\left| \sum_{k \in \mathcal{S}} [(h_k p_k - 1) \mathbf{s}_k] \right|^2 \right] + \mathbb{E} [|z|^2] \end{aligned}$$

(A'.1)

Επίσης, γνωρίζοντας ότι η διακύμανση του z είναι $\sigma_n^2 \mathbf{I}$, συνεπώς και $\mathbb{E} [|z|^2] = \sigma_n^2$, και πως $\forall i \neq k \in \mathcal{S}, \mathbb{E} [\mathbf{s}_i \mathbf{s}_k^T] = 0$, τότε το λαμβάνουμε

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \mathbb{E} \left[\left| \sum_{k \in \mathcal{S}} [(h_k p_k - 1) \mathbf{s}_k] \right|^2 \right] + \sigma_n^2 \\ &= \sum_{k \in \mathcal{S}} \mathbb{E} [|(h_k p_k - 1) \mathbf{s}_k|^2] + \sigma_n^2 \\ &= \sum_{k \in \mathcal{S}} \mathbb{E} [|h_k p_k - 1|^2 |\mathbf{s}_k|^2] + \sigma_n^2 \\ &= \sum_{k \in \mathcal{S}} |h_k p_k - 1|^2 \mathbb{E} [|\mathbf{s}_k|^2] + \sigma_n^2 \end{aligned}$$

(A'.2)

Όσον αφορά τα μετασχηματισμένα μεταδιδόμενα σήματα $\mathbf{s}_k, \forall k \in \mathcal{S}$, με βάση επίσης τον ορισμό της συνάρτησης προεπεξεργασίας $\phi(\cdot)$, αποτελούν τυχαίες μεταβλητές, με

τη μέση τιμή και τη διακύμανση να δίνονται με

$$\mathbb{E} [\mathbf{s}_k] = \mathbb{E} \left[\frac{\mathbf{g}_k - \bar{\mathbf{g}}}{\iota} \right] = \frac{\mathbb{E} [\mathbf{g}_k] - \bar{\mathbf{g}}}{\iota} = \frac{\bar{\mathbf{g}} - \bar{\mathbf{g}}}{\iota} = \mathbf{0} \quad (\text{A'.3})$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [\mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^T] &= \mathbb{E} \left[\left(\frac{\mathbf{g}_k - \bar{\mathbf{g}}}{\iota} \right) \left(\frac{\mathbf{g}_k - \bar{\mathbf{g}}}{\iota} \right)^T \right] = \frac{\mathbb{E} [|\mathbf{g}_k|^2 - 2\bar{\mathbf{g}}^2 + \bar{\mathbf{g}}^2]}{\iota^2} \\ &= \frac{\mathbb{E} [|\mathbf{g}_k|^2] - \mathbb{E} [\bar{\mathbf{g}}^2]}{\iota^2} = \frac{\iota^2}{\iota^2} = 1, \quad \forall k \in \mathcal{S} \end{aligned} \quad (\text{A'.4})$$

όπου $\bar{\mathbf{g}} = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} \bar{\mathbf{g}}_k$ και $\iota = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{k \in \mathcal{S}} \iota_k$. Από την πλευρά τους, $\bar{\mathbf{g}}_k = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r \mathbf{g}_{k,j}$ και $\iota_k^2 = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r (\bar{\mathbf{g}}_{k,j} - \mathbf{g}_{k,j})^2$ είναι ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση των r καταχωρήσεων του τοπικού μοντέλου $\mathbf{g}_k$

Τέλος, η συνολική τιμή MSE εκφράζεται ως

$$\text{MSE} = \sum_{k \in \mathcal{S}} |h_k p_k - 1|^2 + \sigma_n^2 \quad (\text{A'.5})$$

□

Απόδειξη έκφρασης 4.2.2

Απόδειξη. Εδώ αποδεικνύουμε το βέλτιστο p_k . Υποθέτουμε ότι δίνεται η μετατόπιση φάσης των στοιχείων RIS Θ . Από την έκφραση του MSE φαίνεται ότι το p_k συμμετέχει στο στοιχείο αθροίσματος, επομένως είναι ζωτικής σημασίας να βρεθεί μια τυπική τιμή p_k , που μπορεί να μηδενίσει αυτά τα οφειλόμενα ποσά. Έτσι, το βέλτιστο p_k^* επιτυγχάνει το

$$\sum_{k \in \mathcal{S}} |h_k p_k - 1|^2 = 0 \quad (\text{B'.1})$$

Ισοδύναμα, επομένως κάθε $|\cdot|^2 \geq 0$, η επίτευξη του μηδενός πραγματοποιείται εάν και μόνο εάν $|\cdot|^2 = 0, \forall k \in \mathcal{S}$. Άρα, η άνωθεν εξίσωση **B'** λύνεται ισοδύναμα ως

$$\begin{aligned} h_k p_k^* - 1 &= 0 \implies \\ p_k^* &= \frac{1}{h_k} = \frac{h_k^H}{|h_k|^2} \end{aligned} \quad (\text{B'.2})$$

που δίνει τελικά την τελική έκφραση της βέλτιστης μετάδοσης ισχύος, που εκφράζεται ως:

$$p_k^* = \frac{h_k^H}{|h_k|^2}, \quad \forall k \in \mathcal{S} \quad (\text{B'.3})$$

□

Βιβλιογραφία

- [1] <https://medium.com/@renukare/understanding-supervised-learning-a-deep-dive-caf479f>
Ημερομηνία πρόσβασης: 25-02-2025.
- [2] Peter Norvig Stuart Russell. *Artificial Intelligence, A Modern Approach*. Pearson, 4η έκδοση, 2020.
- [3] Peter Norvig Stuart Russell. *Τεχνητή Νοημοσύνη, Μία σύγχρονη προσέγγιση*. Κλειδάριθμος, 4η έκδοση, 2021.
- [4] Sarah Guido Andreas C. Müller. *Introduction to Machine Learning with Python, A GUIDE FOR DATA SCIENTISTS*. O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472, 1η έκδοση, 2017.
- [5] W. Pitts και W. S. McCulloch. *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.
- [6] Nikola Zlatanov. *Machine Learning As A Communications Theory Problem*. 2023 XVIII International Symposium Problems of Redundancy in Information and Control Systems (REDUNDANCY), σελίδες 76–81, 2023.
- [7] Peter Norvig Stuart J. Russell. *Artificial intelligence : a modern approach*. Alan R. Apt, 2η έκδοση, 2002.
- [8] Langley Pat. *The changing science of machine learning*. Kluwer Academic Publishers, 2011.
- [9] Kevin P. Murphy. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. The MIT Press, 2012.
- [10] Andriy Burkov. *The Hundred-Page Machine Learning Book - Draft*. Andriy Burkov, 2019.
- [11] Keith Frankish και William M. Ramsey. *The Cambridge Handbook of Artificial Intelligence*. Cambridge University Press, 2014.
- [12] M. Narasimha Murty και Der V. Susheela Devi. *Introduction to Pattern Recognition and Machine Learning*. World Scientific Publishing Co Pte Ltd, 2015.
- [13] Andriy Burkov. *The Hundred-Page Machine Learning Book - Draft*. Andriy Burkov, 2019.

- [14] John Schulman. *Optimizing Expectations: From Deep Reinforcement Learning to Stochastic Computation Graphs*. 2016.
- [15] Jakub Konečný, H. Brendan McMahan, Felix X. Yu, Peter Richtarik, Ananda Theertha Suresh και Dave Bacon. *Federated Learning: Strategies for Improving Communication Efficiency*. *NIPS Workshop on Private Multi-Party Machine Learning*, 2016.
- [16] Jakub Konecný, H. B. McMahan, Daniel Ramage και Peter Richtárik. *Federated Optimization: Distributed Machine Learning for On-Device Intelligence*. ArXiv, abs/1610.02527, 2016.
- [17] Wanchun Liu, Xin Zang, Yonghui Li και Branka Vucetic. *Over-the-Air Computation Systems: Optimization, Analysis and Scaling Laws*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 19(8):5488–5502, 2020.
- [18] Sun Mao, Ning Zhang, Jie Hu και Kun Yang. *Intelligent Reflecting Surface-Assisted Over-the-Air Computation for Backscatter Sensor Networks*. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 72(5):6839–6843, 2023.
- [19] Naifu Zhang και Meixia Tao. *Gradient Statistics Aware Power Control for Over-the-Air Federated Learning*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 20(8):5115–5128, 2021.
- [20] Housseem Sifaou και Geoffrey Ye Li. *Robust Federated Learning via Over-the-Air Computation*. *2022 IEEE 32nd International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, σελίδες 1–6, 2022.
- [21] Chunmei Xu, Shengheng Liu, Zhaohui Yang, Yongming Huang και Kai Kit Wong. *Learning Rate Optimization for Federated Learning Exploiting Over-the-Air Computation*. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 39(12):3742–3756, 2021.
- [22] Zheng Chen, Erik G. Larsson, Carlo Fischione, Mikael Johansson και Yura Malitsky. *Over-the-Air Computation for Distributed Systems: Something Old and Something New*. *IEEE Network*, 37(5):240–246, 2023.
- [23] Guangxu Zhu, Jie Xu, Kaibin Huang και Shuguang Cui. *Over-the-Air Computing for Wireless Data Aggregation in Massive IoT*. *IEEE Wireless Communications*, 28(4):57–65, 2021.
- [24] Zhibin Wang, Jiahang Qiu, Yong Zhou, Yuanming Shi, Liqun Fu, Wei Chen και Khaled B. Letaief. *Federated Learning via Intelligent Reflecting Surface*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(2):808–822, 2022.
- [25] Rui Zhang και Chin Keong Ho. *MIMO Broadcasting for Simultaneous Wireless Information and Power Transfer*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 12(5):1989–2001, 2013.

- [26] Yuan Wu, Yuxiao Song, Tianshun Wang, Minghui Dai και Tony Q. S. Quek. *Simultaneous Wireless Information and Power Transfer Assisted Federated Learning via Nonorthogonal Multiple Access*. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 6(3):1846–1861, 2022.
- [27] Qingqing Wu και Rui Zhang. *Beamforming Optimization for Wireless Network Aided by Intelligent Reflecting Surface With Discrete Phase Shifts*. *IEEE Transactions on Communications*, 68(3):1838–1851, 2020.
- [28] Min Fu, Yong Zhou, Yuanming Shi, Wei Chen και Rui Zhang. *UAV Aided Over-the-Air Computation*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(7):4909–4924, 2022.
- [29] Cunhua Pan, Gui Zhou, Kangda Zhi, Sheng Hong, Tuo Wu, Yijin Pan, Hong Ren, Marco Di Renzo, A. Lee Swindlehurst, Rui Zhang και Angela Yingjun Zhang. *An Overview of Signal Processing Techniques for RIS/IRS-Aided Wireless Systems*. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 16(5):883–917, 2022.
- [30] Kun Chen-Hu, Robin J. Williams, Andrea Alù και Petar Popovski. *Frequency Shifter-RIS Assisted Standalone mmWave Cellular Networks*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, σελίδες 1–1, 2024.
- [31] Long Jiao, Pu Wang, Amir Alipour-Fanid, Huacheng Zeng και Kai Zeng. *Enabling Efficient Blockage-Aware Handover in RIS-Assisted mmWave Cellular Networks*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(4):2243–2257, 2022.
- [32] Khoi Khac Nguyen, Antonino Masaracchia, Vishal Sharma, H. Vincent Poor και Trung Q. Duong. *RIS-Assisted UAV Communications for IoT With Wireless Power Transfer Using Deep Reinforcement Learning*. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 16(5):1086–1096, 2022.
- [33] Ahmet M. Elbir και Sinem Coleri. *Federated Learning for Channel Estimation in Conventional and RIS-Assisted Massive MIMO*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(6):4255–4268, 2022.
- [34] Hang Liu, Xiaojun Yuan και Ying Jun Angela Zhang. *Reconfigurable Intelligent Surface Enabled Federated Learning: A Unified Communication-Learning Design Approach*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 20(11):7595–7609, 2021.
- [35] Lixin Li, Donghui Ma, Huan Ren, Dawei Wang, Xiao Tang, Wei Liang και Tong Bai. *Enhanced reconfigurable intelligent surface assisted mmWave communication: A federated learning approach*. *China Communications*, 17(10):115–128, 2020.
- [36] Canh T. Dinh, Nguyen H. Tran, Minh N. H. Nguyen, Choong Seon Hong, Wei Bao, Albert Y. Zomaya και Vincent Gramoli. *Federated Learning Over Wireless Networks: Convergence Analysis and Resource Allocation*. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 29(1):398–409, 2021.

- [37] Donglin Xue, Jingjing Luo, Changkun Jiang και Lin Gao. *Cost-Aware Hierarchical Federated Learning via Over-the-Air Computing*. *GLOBECOM 2022 - 2022 IEEE Global Communications Conference*, σελίδες 4728–4733, 2022.
- [38] Wanli Wen, Yunjian Jia και Wenchao Xia. *Joint scheduling and resource allocation for federated learning in SWIPT-enabled micro UAV swarm networks*. *China Communications*, 19(1):119–135, 2022.
- [39] Guangyuan Zheng, Yuting Fang, Miaowen Wen και Zhiguo Ding. *Novel Over-the-Air Federated Learning via Reconfigurable Intelligent Surface and SWIPT*. *IEEE Internet of Things Journal*, σελίδες 1–1, 2024.
- [40] Xinran Zhang, Hui Tian, Wanli Ni, Zhaohui Yang και Mengying Sun. *Deep Reinforcement Learning for Energy Efficiency Maximization in SWIPT-Based Over-the-Air Federated Learning*. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 8(1):525–541, 2024.
- [41] Weifeng Gao, Zhiwei Zhao, Geyong Min, Qiang Ni και Yuhong Jiang. *Resource Allocation for Latency-Aware Federated Learning in Industrial Internet of Things*. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(12):8505–8513, 2021.
- [42] Zhaohui Yang, Mingzhe Chen, Walid Saad, Choong Seon Hong και Mohammad Shikh-Bahaei. *Energy Efficient Federated Learning Over Wireless Communication Networks*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 20(3):1935–1949, 2021.
- [43] Fa Xin, Jinghui Zhang, Junzhou Luo και Fang Dong. *Federated Learning Client Selection Mechanism Under System and Data Heterogeneity*. *2022 IEEE 25th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, σελίδες 1239–1244, 2022.
- [44] Xiaojing Chen, Zhenyuan Li, Wei Ni, Xin Wang, Shunqing Zhang, Shugong Xu και Qingqi Pei. *Two-Phase Deep Reinforcement Learning of Dynamic Resource Allocation and Client Selection for Hierarchical Federated Learning*. *2022 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, σελίδες 518–523, 2022.
- [45] Kang Zheng και Zhuo Li. *Energy Optimization for Hierarchical Federated Learning based on Over-the-Air Computing*. *2023 IEEE Smart World Congress (SWC)*, σελίδες 1–8, 2023.
- [46] Caijuan Chen, Yi Han Chiang, Hai Lin, John C.S. Lui και Yusheng Ji. *Energy Harvesting Aware Client Selection for Over-the-Air Federated Learning*. *GLOBECOM 2022 - 2022 IEEE Global Communications Conference*, σελίδες 5069–5074, 2022.
- [47] Zhi quan Luo, Wing kin Ma, Anthony Man cho So, Yinyu Ye και Shuzhong Zhang. *Semidefinite Relaxation of Quadratic Optimization Problems*. *IEEE Signal Processing Magazine*, 27(3):20–34, 2010.

- [48] Mohammad Mohammadi Amiri και Deniz Gündüz. *Machine Learning at the Wireless Edge: Distributed Stochastic Gradient Descent Over-the-Air*. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 68:2155–2169, 2020.
- [49] Michael Grant και Stephen Boyd. *CVX: Matlab Software for Disciplined Convex Programming, version 2.1*. <https://cvxr.com/cvx>, 2014.
- [50] Tao Pham Dinh και Hoai An Le Thi. *D.c. algorithm (DCA) for general d.c. programs. Convex analysis approach to d.c. programming: Theory, Algorithm and Applications*, 1997.
- [51] Siqi Luo, Xu Chen, Qiong Wu, Zhi Zhou και Shuai Yu. *HFEL: Joint Edge Association and Resource Allocation for Cost-Efficient Hierarchical Federated Edge Learning*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 19(10):6535–6548, 2020.

Συντομογραφίες - Αρκτικόλεξα - Ακρωνύμια

βλπ	βλέπε
κ.λπ.	και λοιπά
κ.ο.κ	και ούτω καθεξής
λ.χ	λόγου χάριν
ΕΜΠ	Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
ΟΜ	Ομοσπονδιακή Μάθηση
ΜΜ	Μηχανική Μάθηση
TN	Τεχνητή Νοημοσύνη
ML	Machine Learning
EH	Energy Harvesting
ID	Information Decoding
FL	Federated Learning
RIS	Reconfigurable Intelligent Surfaces
AirComp	Over-the-air Computation
AWGN	Additive White Gaussian Noise
HFL	Hierarchical Federated Learning
RL	Reinforcement Learning
SNR	Signal-to-Noise Ratio
BS	Base Station
IID	Independent and Identically Distributed
IoT	Internet of Things
GPU	Graphics Processing Unit
CPU	Central Processing Unit
LoS	Line-of-Sight
FedAvg	Federated Averaging
UAV	Unmanned aerial Vehicles
GD	Gradient Descent
SGD	Stochastic Gradient Descent
SDR	SemiDefinite Relaxation
SDP	Semidefinite Programming
MIMO	Multiple-Input-Multiple-Output
MNIST	Modified National Institute of Standards and Technology
TDMA	Time Division Multiple Access
FDMA	Frequency Division Multiple Access
OFDMA	Orthogonal-Frequency Division Multiple Access

CDMA

Code Division Multiple Access

SWIPT

Simultaneous Wireless Information and Power Transmission

Απόδοση ξενόγλωσσων όρων

Απόδοση

ακρίβεια
ανταμοιβή
Αποκωδικοποίηση Πληροφορίας
απώλεια
ασύρματα
βάση δεδομένων
basικά στοιχεία
Βάθια Μάθηση
βελτιστοποίηση
βέλτιστος
βοηθητικός
διαχωριστικός παράγοντας
διακύμανση
διαφορά
ενέργεια
ένωση
επανάληψη εκπαίδευσης
Επιβλεπόμενη Μάθηση
εποχή
ετικέτα
ζημιά
ισχύς
καθυστέρηση
κέρδος καναλιού
κινητικότητα
κλιμακωσιμότητα
κυρτός
μάθηση
μονό κανάλι
ομοσπονδιακός
ομαδοποίηση
ορθολογικότητα
παράλληλος
πελάτης

Ξενόγλωσσος όρος

accuracy
reward
Information Decoding
loss
wireless
dataset
elements
Deep Learning
optimization
optimal
auxiliary
splitting factor
variance
difference
energy
union
iteration
Supervised Learning
epoch
label
penalty
power
latency
channel gain
mobility
scalability
convex
learning
single-antenna
federated
clustering
rationality
simultaneous
client

περιορισμοί	constraints
πληροφορία	information
προτεινόμενος	proposed
Σταθμός Βάσης	Base Station
στοιχεία	elements
σύνολο	set
Συλλογή Ενέργειας	Energy Harvesting
συνάρτηση	function
Τεχνητή Νοημοσύνη	Artificial Intelligence
τυχαίος	random
χαρακτηριστικά	features