



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ & ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΔΙΚΤΥΩΝ ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ

**Ιεραρχικά παίγνια σε ασύρματα δίκτυα
ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης
για ομόσπονδη μάθηση**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΒΑΣΙΛΕΙΑΣ Δ. ΝΤΑΛΙΑΝΗ

Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούλιος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ & ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΔΙΚΤΥΩΝ ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ

**Ιεραρχικά παίγνια σε ασύρματα δίκτυα
ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης για
ομόσπονδη μάθηση**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΒΑΣΙΛΕΙΑΣ Δ. ΝΤΑΛΙΑΝΗ

Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 5η Ιουλίου 2024.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

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

.....
Ελένη Στάη
Επικουρη Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

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

Αθήνα, Ιούλιος 2024

Copyright © - Βασιλεία Νταλιάνη, 2024.

All rights reserved. Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

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

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

(Υπογραφή)

.....
Βασιλεία Νταλιάνη

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Περίληψη

Η ανάπτυξη των Big Data σε συνδυασμό με την ανάγκη για ιδιωτικότητα και ασφάλεια των συσκευών των χρηστών οδηγεί τον κλάδο της μηχανικής μάθησης στην υιοθέτηση τεχνικών βασισμένων στην ομόσπονδη μάθηση. Λόγω της αύξησης των συνδεδεμένων συσκευών και της απόστασης μεταξύ τους, οι τεχνικές αυτές χρησιμοποιούν ως δικτυακή υποδομή τα ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης ως μία πιο αποδοτική, πιο αξιόπιστη και συνάμα πιο οικονομική λύση. Ωστόσο, πλέον εγείρεται το πρόβλημα της βέλτιστης κατανομής των υπολογιστικών και δικτυακών πόρων σε αυτές τις υποδομές. Στην παρούσα διπλωματική εργασία μελετάται η χρήση της θεωρίας παιγνίων, ως λύση στο παραπάνω πρόβλημα. Πιο συγκεκριμένα, αναλύεται η χρήση της για τη βελτιστοποίηση της εκπαίδευσης ενός καθολικού μοντέλου μέσω αλγορίθμων ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης για ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης. Με την υλοποίηση ενός παιγνίου Stackelberg γίνεται αναζήτηση των βέλτιστων τιμών ορισμένων παραμέτρων που αφορούν τους διακομιστές ακμής και τους χρήστες του δικτύου. Οι παράμετροι αυτές χρησιμοποιούνται μετέπειτα για την εκπαίδευση του καθολικού μοντέλου. Το προκύπτον σύστημα φαίνεται να είναι τόσο αποδοτικό όσο και ακριβές ως προς την πρόβλεψη.

Λέξεις Κλειδιά

Θεωρία παιγνίων, ιεραρχικά παίγνια, παίγνιο Stackelberg, ασύρματα δίκτυα, ολοκληρωμένη πρόσβαση και οπισθόζευξη, ομόσπονδη μάθηση, ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση, μηχανική μάθηση

Abstract

The growth of Big Data combined with the need for privacy and security of users' devices is driving the machine learning industry to adopt techniques based on federated learning. Due to the increase in the number of connected devices and the distance between them, these techniques use wireless integrated access and backhaul networks for their network infrastructure as a more efficient, more reliable and yet more cost-effective solution. However, the problem of optimal allocation of computing and network resources in these infrastructures is now arising. In this thesis, we study the use of game theory as a solution to the above problem. More specifically, we analyze its use for optimizing the training of a global model through hierarchical federated learning algorithms for wireless integrated access and backhaul networks. A Stackelberg game is implemented in order to search for optimal values of certain parameters concerning the edge servers and the network users. These parameters are then used to train the global model. The resulting system is shown to be both efficient and accurate in terms of prediction.

Keywords

Game theory, hierarchical games, Stackelberg game, wireless networks, integrated access and backhaul, federated learning, hierarchical federated learning, machine learning

στους γονείς μου

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή του Ε.Μ.Π κ. Συμεών Παπαβασιλείου για την ευκαιρία που μου έδωσε να αναλάβω αυτή τη διπλωματική εργασία και να ασχοληθώ με αυτό το πραγματικά ενδιαφέρον θέμα. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τη διδάκτορα Μαρία Διαμαντή και τον υποψήφιο διδάκτορα Παναγιώτη Χαρατσάρη για όλη τη στήριξη και την καθοδήγηση που μου προσέφεραν κατά της διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας ολοκληρώνεται και ο κύκλος των προπτυχιακών μου σπουδών, οπότε θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου και τα αδέρφια μου για την στήριξη και την συμπαράσταση τους όλα αυτά τα χρόνια, καθώς και τους ανθρώπους που ήταν διαρκώς δίπλα μου.

Αθήνα, Ιούλιος 2024

Βασιλεία Νταλιάνη

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	7
1 Εισαγωγή	13
1.1 Εισαγωγή	13
1.2 Βιβλιογραφική επισκόπηση	14
1.3 Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας	16
1.4 Διάρθρωση τόμου	17
2 Θεωρία παιγνίων	19
2.1 Θεμελιώδεις αρχές της θεωρίας παιγνίων	19
2.1.1 Εισαγωγή στη θεωρία παιγνίων	19
2.1.2 Βασικά γνωρίσματα της θεωρίας παιγνίων	19
2.1.3 Το Δίλημμα των Κρατουμένων	20
2.2 Ταξινόμηση παιγνίων: Συνεργατικά και Μη-Συνεργατικά Παίγνια	21
2.2.1 Μη συνεργατική θεωρία παιγνίων	21
2.2.2 Συνεργατική θεωρία παιγνίων	21
2.3 Ισορροπία Nash (Nash Equilibrium)	21
2.4 Παίγνια Stackelberg	22
2.4.1 Εισαγωγή στα παίγνια Stackelberg	22
2.4.2 Ισορροπία Stackelberg	23
2.4.3 Παίγνιο Stackelberg πολλαπλών ηγετών - πολλαπλών ακολούθων	23
2.5 Συνάρτηση χρησιμότητας (Utility function)	23
3 Ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης	25
3.1 Εισαγωγή στα ασύρματα δίκτυα	25
3.2 Ασύρματη οπισθόζευξη	25
3.3 Υπεροχή δικτύων ολοκληρωμένης πρόσβασης και ασύρματης οπισθόζευξης	26
4 Ομόσπονδη μάθηση	27
4.1 Ομόσπονδη μάθηση (Federated Learning)	27
4.1.1 Εισαγωγή στην ομόσπονδη μάθηση	27
4.1.2 Δομή ομόσπονδης μάθησης	27

4.1.3	Μια τυπική διαδικασία εκπαίδευσης με ομόσπονδη μάθηση	28
4.2	Ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση (Hierarchical Federated Learning)	29
4.2.1	Εισαγωγή στην ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση	29
4.2.2	Δομή ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης	29
4.2.3	Μια τυπική διαδικασία εκπαίδευσης με ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση	30
4.3	Άλλες κατηγορίες ομόσπονδης μάθησης	31
4.4	Μέθοδοι συνάθροισης	31
5	Μοντελοποίηση συστήματος	33
5.1	Εισαγωγή στη μοντελοποίηση του συστήματος	33
5.1.1	Περιγραφή τοπολογίας	33
5.1.2	Ορισμός συνόλων	33
5.2	Μοντέλο ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης	34
5.2.1	Τοπική εκπαίδευση και ανανέωση μοντέλων	34
5.2.2	Edge Model Aggregation	34
5.2.3	Cloud Model Aggregation	35
5.3	Μοντελοποίηση επικοινωνίας	35
5.3.1	Επικοινωνία μεταξύ διακομιστών ακμής - χρηστών	35
5.3.2	Επικοινωνία μεταξύ νέφους - διακομιστών ακμής	36
5.4	Μοντελοποίηση της ανταμοιβής	37
5.4.1	Συνάρτηση χρησιμότητας του χρήστη	37
5.4.2	Συνάρτηση χρησιμότητας του διακομιστή ακμής	38
5.5	Μοντελοποίηση του παιγνίου Stackelberg	38
5.5.1	Ηγέτες	38
5.5.2	Ακόλουθοι	41
6	Αποτελέσματα	49
6.1	Μεθοδολογία	49
6.1.1	Χαρακτηριστικά υλοποίησης	49
6.1.2	Τεχνολογίες και εργαλεία	50
6.1.3	MNIST	51
6.2	Αξιολόγηση αποτελεσμάτων	51
6.2.1	Αξιολόγηση της σύγκλισης	51
6.2.2	Αξιολόγηση της κλιμάκωσης του δικτύου	54
6.2.3	Αξιολόγηση της ακρίβειας του μοντέλου ομόσπονδης μάθησης	56
7	Επίλογος	61
7.1	Συμπεράσματα	61
7.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	61
	Βιβλιογραφία	66

Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Το Δίλημμα των Κρατουμένων	20
3.1	Ασύρματο δίκτυο ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης	26
4.1	Αρχιτεκτονική δικτύου ομόσπονδης μάθησης	28
4.2	Διαδικασία εκπαίδευσης με ομόσπονδη μάθηση	29
4.3	Αρχιτεκτονική δικτύου ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης	30
4.4	Διαδικασία εκπαίδευσης με ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση	31
5.1	Η επαναλαμβανόμενη εκτέλεση των δύο μη-συνεργατικών παιγνίων	45
5.2	Το συνολικό σύστημα HFL με χρήση παιγνίου Stackelberg	46
6.1	Κατανομή χρηστών και διακομιστών ακμής στο ασύρματο δίκτυο	50
6.2	Σύγκλιση του χρόνου μετάδοσης του χρήστη	52
6.3	Σύγκλιση της ενέργειας επικοινωνίας	52
6.4	Σύγκλιση της ισχύος των χρηστών	53
6.5	Μέσος χρόνος μετάδοσης των χρηστών για διαφορετικά πλήθη χρηστών	54
6.6	Συνολικός ρυθμός δεδομένων πρόσβασης στο δίκτυο για διαφορετικά πλήθη χρηστών	55
6.7	Μέσος ρυθμός δεδομένων πρόσβασης στο δίκτυο για διαφορετικά πλήθη χρηστών	55
6.8	Ακρίβεια μοντέλου OM για διαφορετικό πλήθος επαναλήψεων συνάθροισης στους διακομιστές ακμής	57
6.9	Σφάλμα μοντέλου OM για διαφορετικό πλήθος επαναλήψεων συνάθροισης στους διακομιστές ακμής	57
6.10	Ακρίβεια μοντέλου OM για διαφορετικό πλήθος δειγμάτων	58
6.11	Σφάλμα μοντέλου OM για διαφορετικό πλήθος δειγμάτων	58
6.12	Ακρίβεια μοντέλου OM για πλήθος δειγμάτων iid και non iid	59
6.13	Σφάλμα μοντέλου OM για πλήθος δειγμάτων iid και non iid	59

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγή

Η πρωτοφανής ανάπτυξη του διαδικτύου των αντικειμένων (Internet of Things - IoT) και η μαζική εισβολή των μέσων κοινωνικής δικτύωσης στις ζωές των ανθρώπων έχουν οδηγήσει σε μια άνευ προηγουμένου έκρηξη παραγωγής δεδομένων. Τα ασύρματα δίκτυα επικοινωνίας αποτελούν πλέον αναπόσπαστο τμήμα της καθημερινότητας και υπόσχονται ένα μέλλον με ριζική ανάπτυξη στον τομέα των επικοινωνιών [1], [2]. Η αισθητή παρουσία του μεγάλου όγκου δεδομένων σε συνδυασμό με τις υπολογιστικές απαιτήσεις των σύγχρονων μεθόδων της τεχνητής νοημοσύνης, αποτελεί μια μεγάλη πρόκληση που καλούνται να αντιμετωπίσουν οι σύγχρονοι επιστήμονες, καθώς, περισσότερο σήμερα παρά ποτέ άλλοτε, έρχονται στο προσκήνιο ζητήματα περί απορρήτου και ασφάλειας των επικοινωνιών. Η αξιοποίηση του μεγάλου όγκου δεδομένων, η οποία σημείωσε έκρηξη κυρίως λόγω της μηχανικής μάθησης, καθιστά επιβεβλημένη την εύρεση νέων τεχνολογιών αποθήκευσης δεδομένων με χαρακτηριστικότερο παράδειγμα τις τεχνολογίες cloud computing. Ως εκ τούτου, δεδομένα που κάποιος χρήστης επιθυμεί να κρατήσει ιδιωτικά, γίνονται προσβάσιμα από τρίτους συνεπάγοντας καταπάτηση του απορρήτου και κίνδυνο διαρροής πληροφοριών κατά τη διάρκεια της επικοινωνίας [3]. Για την αντιμετώπιση αυτών των τρωτών σημείων επιστρατεύεται μια ελπιδοφόρα παραλλαγή της μηχανικής μάθησης, η ομόσπονδη μάθηση (Federated Learning), κύριο χαρακτηριστικό της οποίας είναι η ανταλλαγή παραμέτρων του μοντέλου. Κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης οι χρήστες ανταλλάσσουν με διακομιστές νέφους τις παραμέτρους των εκπαιδευόμενων μοντέλων και όχι τα απευθείας δεδομένα τους, εξασφαλίζοντας έτσι ιδιωτικότητα, αξιοπιστία και απόρρητο στην επικοινωνία [1]. Ωστόσο, η άμεση επικοινωνία των χρηστών με τους διακομιστές νέφους εγείρει νέα ζητήματα που σχετίζονται με την αυξημένη κίνηση στο δίκτυο και με προβλήματα σύνδεσης λόγω περιορισμένων πόρων, σπιλώνοντας σε κάποιο βαθμό τη θέση που κατέχει πλέον η ομόσπονδη μάθηση [3]. Λύση έρχεται να δώσει μια ειδική κατηγορία ομόσπονδης μάθησης, η ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση (Hierarchical Federated Learning - HFL), η οποία επιστρατεύει έναν άλλο τύπο διακομιστών, τους διακομιστές ακμής, ως ενδιάμεσους στην επικοινωνία των χρηστών με το νέφος. Έργο των διακομιστών ακμής είναι να συλλέγουν τις τοπικές παραμέτρους των μοντέλων των χρηστών και να τις μεταφέρουν στο νέφος, λαμβάνοντας παράλληλα από το νέφος τις παραμέτρους ενός καθολικά εκπαιδευόμενου μοντέλου και μεταφέροντας τις στους χρήστες [2]. Εντούτοις, λόγω του μεγάλου πλήθους και των πολλών τύπων συσκευών στις

ασύρματες συνδέσεις, δεν είναι εύκολο να βρεθεί ένας βέλτιστος τρόπος καταμερισμού του φόρτου εργασίας. Εδώ κάνει την εμφάνισή της η θεωρία παιγνίων, η οποία θέτοντας όρια και κανόνες, φιλοξενεί παίγνια μεταξύ παικτών που είτε συνεργαζόμενοι είτε ανταγωνιζόμενοι κυνηγούν την μεγιστοποίηση του προσωπικού τους κέρδους με όσο το δυνατό λιγότερο κόστος, σχεδιάζοντας τις κινήσεις τους ανεξάρτητα και σύμφωνα με τους στόχους τους και τις τοπικές πληροφορίες που έχουν στη διάθεσή τους.

Ως παίκτες εδώ θεωρούνται οι συσκευές, οι οποίες αντιμετωπίζονται ως απολύτως λογικές και εγωιστικές οντότητες που επιδιώκουν το καλύτερο δυνατό από τη σύνδεσή τους με το νέφος. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό, προχωρούν στη λήψη αποφάσεων που επηρεάζουν τις υπόλοιπες συσκευές, με συχνά αντικρουόμενα συμφέροντα. Χρησιμοποιείται, δηλαδή, για την επίλυση του προβλήματος η θεωρία παιγνίων, η οποία παρέχει ένα σύνολο εργαλείων και μαθηματικών μοντέλων που τόσο ποιοτικά όσο και ποσοτικά απεικονίζουν το κατά πόσο οι αλληλεπιδράσεις συσκευών με διαφορετικές πληροφορίες και ορθολογισμούς μπορούν να επιτύχουν έναν καθολικό στόχο, την εκπαίδευση ενός καθολικού μοντέλου [4].

1.2 Βιβλιογραφική επισκόπηση

Σε δίκτυα ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης εκτελείται μερική συνάθροιση μοντέλων σε διακομιστές ακμής, ενώ παράλληλα μπορεί να μειωθεί αποτελεσματικά η κατανάλωση ενέργειας και η καθυστέρηση μέσω αποδοτικής κατανομής των πόρων και κατάλληλης ανάθεσης των χρηστών. Παρ' όλα αυτά η κατανομή πόρων σε δίκτυα ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης περιλαμβάνει την ανάγκη βελτιστοποίησης πολλαπλών μεταβλητών και η αντικειμενική συνάρτηση θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη πολλούς παράγοντες, όπως η κατανάλωση ενέργειας και η χρονική καθυστέρηση, καθιστώντας την ανάπτυξη αλγορίθμων κατανομής πόρων ιδιαίτερα πολύπλοκη. Επιπλέον, ιδιαίτερη δυσκολία παρατηρείται και στην πραγματοποίηση της ανάθεσης των χρηστών καθώς αποτελεί ένα πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης σε ένα μεγάλο χώρο αναζήτησης [5].

Το [5] μελετά το πρόβλημα της ανάθεσης χρηστών και της κατανομής πόρων σε ασύρματα δίκτυα ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης και προτείνει ως λύση έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης πόρων φάσματος για να διαχειριστεί το πρόβλημα της κατανομής πόρων και έναν δύο σταδίων επαναληπτικό αλγόριθμο για να διαχειριστεί το πρόβλημα της ανάθεσης χρηστών. Η χρήση του πρώτου αλγορίθμου αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους του συστήματος βελτιστοποιώντας τη συχνότητα CPU, τη μέση ισχύ μετάδοσης και το εύρος ζώνης που κατανέμεται στους διακομιστές ακμής και στους κινητούς χρήστες. Για τον σκοπό αυτό υιοθετεί την τεχνική διαίρει-και-βασίλευε και χρησιμοποιεί δυαδικές μεθόδους αναζήτησης για να αποκτήσει την τοπικά βέλτιστη λύση στο πρόβλημα κατανομής πόρων. Το [6] μελετά την περίπτωση της ύπαρξης non-iid δεδομένων και προτείνει έναν αλγόριθμο ανάθεσης χρηστών για ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση, ώστε να επιταχύνει την ταχύτητα σύγκλισης, χωρίς ωστόσο να λαμβάνει υπόψη την κατανάλωση ενέργειας και την καθυστέρηση κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Το [7] μελετά και προτείνει την ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση ακμών (Hierarchical Federated Edge Learning - HFEL) που επιλύει από κοινού τόσο το πρόβλημα της κατανομής πόρων όσο και το πρόβλημα ανάθεσης χρηστών. Οι ερευνητές προτείνουν έναν αποτελεσματικό αλγόριθμο για τον προγραμματισμό των πόρων στο πλαίσιο

του HFEL και διαχωρίζουν το πρόβλημα σε ένα υποπρόβλημα κατανομής πόρων δεδομένου ενός συνόλου συσκευών για τους διακομιστές ακμής και σε ένα υποπρόβλημα συσχέτισης ακμών. Στηριζόμενοι στη βέλτιστη πολιτική του κυρτού υποπροβλήματος κατανομής πόρων, δεδομένου ενός εκπαιδευτικού συνόλου ενός μόνο διακομιστή ακμής, μπορεί να βρεθεί μια εφικτή στρατηγική συσχέτισης ακμών για κάθε διακομιστή ακμής μέσω επαναλήψεων μείωσης κόστους που είναι εγγυημένο ότι θα συγκλίνουν σε ένα σταθερό σημείο του συστήματος. Τέλος, το [8] προτείνει ένα πλαίσιο κοινής κατανομής εύρους ζώνης και ανάθεσης χρηστών για τη βελτίωση του χρόνου καθυστέρησης και της απόδοσης του μοντέλου της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης.

Για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης παρουσιάζονται στη βιβλιογραφία διάφορες μέθοδοι. Μερικές από τις πιο διαδεδομένες αποτελούν η θεωρία παιγνίων, οι κλασικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης, όπως βελτιστοποίηση κυρτότητας, αλλά και η μηχανική μάθηση.

Όσον αφορά τους αλγόριθμους βελτιστοποίησης με βάση την κυρτότητα, αυτοί αναφέρονται στην εύρεση τουλάχιστον μιας κυρτής συνάρτησης μεταξύ ενός συνόλου κυρτών συναρτήσεων. Η κυρτή συνάρτηση είναι μια συνεχής συνάρτηση, τέτοια ώστε αν θεωρηθούν δύο αυθαίρετα σημεία πάνω σε αυτή, η διακεκομμένη γραμμή αυτών των δύο σημείων βρίσκεται πάντα πάνω από το γράφημα της συνάρτησης. Η βελτιστοποίηση κυρτότητας εφαρμόζεται σε προβλήματα όπου η αντικειμενική συνάρτηση, οι συναρτήσεις περιορισμών και οι περιοχές των μεταβλητών βελτιστοποίησης είναι όλες κυρτές [9].

Σχετικά με τη μηχανική μάθηση, αυτή αποτελεί ένα υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης και επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που μπορούν να αναγνωρίζουν μοτίβα και να κάνουν προβλέψεις ή να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση δεδομένα. Αναλύοντας ιστορικά δεδομένα, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να εντοπίζουν σύνθετες σχέσεις και τάσεις που μπορεί να μην είναι εμφανείς στους ανθρώπους. Αυτή η ικανότητα να μαθαίνουν από τα δεδομένα και να λαμβάνουν έξυπνες αποφάσεις καθιστά τη μηχανική μάθηση ικανή για την αντιμετώπιση των προκλήσεων της κατανομής πόρων [10].

Η θεωρία παιγνίων μπορεί να οριστεί ως η επιστήμη της μοντελοποίησης και της αξιολόγησης της συμπεριφοράς των συστημάτων λήψης αποφάσεων. Προσπαθεί να περιγράψει τη μαθηματική συμπεριφορά ενός συστήματος με στρατηγικό τρόπο, όπου η επιτυχία του παίκτη στη διαδικασία επιλογής εξαρτάται από την επιλογή των άλλων. Με άλλα λόγια, ένας από τους στόχους της θεωρίας παιγνίων είναι να προβλέψει πιθανά γεγονότα των παιγνίων λήψης αποφάσεων. Επομένως, οι έννοιες της θεωρίας παιγνίων μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα περιβάλλον όπου οι ρόλοι και οι δράσεις πολλών παραγόντων επηρεάζουν ο ένας τον άλλον. Ο απώτερος στόχος είναι να βρει τη βέλτιστη λύση για τους παίκτες. Αυτή η θεωρία, η οποία εμφανίστηκε πριν από μισό αιώνα και περισσότερο, έχει χρησιμοποιηθεί για τη διερεύνηση ζητημάτων διαφόρων επιστημών, συμπεριλαμβανομένης της επιστήμης των υπολογιστών [9].

Συγκριτικά με τις άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης, η θεωρία παιγνίων έχει τη δυνατότητα να περιγράφει συστήματα που περιλαμβάνουν οντότητες με διαφορετικούς στόχους και συμφέροντα. Ένα τέτοιο σύστημα είναι και το σύστημα της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης, αφού αποτελείται από διαφόρων ειδών συσκευές (νέφος, διακομιστές ακμής, χρήστες), οι οποίες χαρακτηρίζονται από διαφορετικές βέλτιστες συνθήκες λειτουργίας. Επίσης, η θεωρία

παιγνίων συγκριτικά με τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης κυρτότητας, είναι ικανή για την περιγραφή περισσότερων και πιο σύνθετων προβλημάτων, ενώ δεν χρειάζεται απόλυτη μαθηματική περιγραφή όλων των σχέσεων. Παράλληλα, συγκριτικά με τη μηχανική μάθηση, είναι αφενός ευκολότερη στην υλοποίησή της και αφετέρου πιο ερμηνεύσιμη, με την έννοια ότι ο τρόπος υπολογισμού της βέλτιστης κατάστασης μπορεί να γίνει κατανοητός από τον χρήστη. Αυτό την καθιστά πιο παραμετροποιήσιμη, ευέλικτη και ικανή να περιγράψει περιβάλλοντα όπου δεν υπάρχει διαθέσιμο σύνολο δεδομένων για τη βελτιστοποίηση. Τέλος, σε αντίθεση με τις κλασικές τεχνικές βελτιστοποίησης και με την μηχανική μάθηση, η θεωρία παιγνίων παρέχει μια πιο κατανοητή μέθοδο επίλυσης προβλημάτων που φέρει διάφορα πλεονεκτήματα, όπως ασφάλεια και ιδιωτικότητα καθώς οι πληροφορίες κάθε συσκευής βρίσκονται μόνο σε αυτή τη συσκευή και δεν υπάρχουν πουθενά αλλού, ενώ παράλληλα αίρει το ζήτημα του *single point of failure*, είναι πιο κλιμακώσιμη και επεκτάσιμη και έχει χαμηλότερη πολυπλοκότητα.

Για τους παραπάνω λόγους, στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας εξετάζεται η θεωρία παιγνίων ως μέθοδος βελτιστοποίησης συστημάτων ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης.

1.3 Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η υλοποίηση ενός συστήματος που χρησιμοποιεί θεωρία παιγνίων σε ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης για να βελτιστοποιήσει την εκπαίδευση ενός καθολικού μοντέλου μέσω ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης. Αυτό επιτυγχάνεται με ένα παίγνιο Stackelberg πολλαπλών ηγετών και πολλαπλών ακολούθων, εκτενής αναφορά του οποίου θα γίνει σε επόμενα κεφάλαια. Κατά τη διάρκεια του παιγνίου μελετώνται οι κινήσεις ανταγωνισμού μεταξύ των διακομιστών ακμής του ενδιάμεσου επιπέδου του δικτύου και μεταξύ των χρηστών του κατώτερου επιπέδου, οι οποίοι εκπαιδεύοντας τοπικά μοντέλα συμβάλλουν στην εκπαίδευση του καθολικού μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται θεωρητική μελέτη με βάση την οποία επιλέγεται και σχεδιάζεται ένας αλγόριθμος που περιγράφει τα στάδια του παιγνίου. Το παίγνιο Stackelberg αποσκοπεί στη βελτιστοποίηση του συστήματος ως προς τον τρόπο που αυτό επηρεάζεται από τέσσερις μεταβλητές. Οι δύο εξ αυτών των μεταβλητών αφορούν τους διακομιστές ακμής και συγκεκριμένα είναι το πλήθος των επαναλήψεων συνάθροισης και η ισχύς μετάδοσης της ζεύξης ανόδου (uplink) από το διακομιστή ακμής στο διακομιστή νέφους, ενώ οι άλλες δύο αφορούν τους χρήστες και είναι το πλήθος των δειγμάτων εκπαίδευσης και η ισχύς μετάδοσης uplink από το χρήστη στο διακομιστή ακμής. Πέραν της θεωρητικής προσέγγισης του προβλήματος, γίνεται και προγραμματιστική υλοποίηση του παραπάνω αλγορίθμου και του μοντέλου της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης σε γλώσσα προγραμματισμού Python. Επιπλέον, σχεδιάζεται και υλοποιείται προσομοίωση της τοπολογίας ενός ασύρματου δικτύου που χρησιμοποιεί τους παραπάνω αλγορίθμους και εκτελεί το παίγνιο.

1.4 Διάρθρωση τόμου

Η παρούσα εργασία χωρίζεται σε 7 κεφάλαια. Στο κεφάλαιο 1 -το παρόν κεφάλαιο- γίνεται εισαγωγή στο θέμα της διπλωματικής εργασίας και παρουσιάζεται το αντικείμενό της. Τα κεφάλαια 2 έως 4 καλύπτουν τις θεωρητικές γνώσεις που είναι αναγκαίες για την καλύτερη κατανόηση της διπλωματικής εργασίας, ενώ τα υπόλοιπα κεφάλαια περιγράφουν την πρακτική μελέτη του προβλήματος.

Πιο συγκεκριμένα, στο κεφάλαιο 2 μελετάται η έννοια της θεωρίας παιγνίων, μέσω αναφορών στις θεμελιώδεις αρχές της, στο διαχωρισμό των παιγνίων σε συνεργατικά και μη συνεργατικά και στην ισορροπία Nash, ενώ ειδική αναφορά γίνεται στα παίγνια Stackelberg και στις συναρτήσεις χρησιμότητας. Στο κεφάλαιο 3 μελετώνται τα ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης μέσω παρουσίασης των βασικών χαρακτηριστικών τους καθώς και των λόγων υπεροχής τους έναντι άλλων τύπων δικτύων. Στο κεφάλαιο 4 γίνεται διεξοδική μελέτη του όρου της ομόσπονδης μάθησης, αναλύεται η δομή της και η τυπική διαδικασία εκπαίδευσης μέσω αυτής, ενώ παρουσιάζονται και η ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση, ως ειδική κατηγορία, αλλά και διάφορες μέθοδοι συνάθροισης. Στο κεφάλαιο 5, πραγματοποιείται η μοντελοποίηση του συστήματος και πιο συγκεκριμένα παρουσιάζονται τα μοντέλα της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης, της επικοινωνίας και της ανταμοιβής, ενώ μοντελοποιείται και το παίγνιο Stackelberg. Στο κεφάλαιο 6 περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων και εν συνεχεία παρατίθενται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το παίγνιο Stackelberg και από την διαδικασία της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης. Τέλος, στο κεφάλαιο 7 εξάγονται τα τελικά συμπεράσματα και προτείνονται μελλοντικοί τρόποι επέκτασης της παρούσας υλοποίησης.

Κεφάλαιο 2

Θεωρία παιγνίων

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η έννοια της θεωρίας παιγνίων. Αναλύονται βασικά γνωρίσματά της, γίνεται διαχωρισμός της με βάση κάποια χαρακτηριστικά και παρουσιάζονται κάποια από τα είδη παιγνίων που προκύπτουν από αυτόν τον διαχωρισμό. Τέλος, μελετάται η ισορροπία Nash και γίνεται διεξοδική αναφορά στα παίγνια Stackelberg και στις συναρτήσεις χρησιμότητας.

2.1 Θεμελιώδεις αρχές της θεωρίας παιγνίων

2.1.1 Εισαγωγή στη θεωρία παιγνίων

Η θεωρία παιγνίων είναι μια μαθηματική προσέγγιση που χρησιμοποιείται για να αναλύει τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ ατόμων, ή παικτών, σε διάφορες πραγματικές καταστάσεις. Βασικό χαρακτηριστικό της είναι η μελέτη καταστάσεων όπου αναμένονται συγκρούσεις συμφερόντων και υπάρχει αμοιβαία επιρροή. Περιλαμβάνει την παρουσία ανταγωνιστικών παικτών, όπου οι επιλογές του καθενός επηρεάζουν, άμεσα ή έμμεσα, τις επιλογές των υπολοίπων. Για να επέλθει βέλτιστο αποτέλεσμα απαιτείται η εξέταση τόσο των δυνατών στρατηγικών του ίδιου παίκτη όσο και των δυνατών οφελών των αντιπάλων, βασιζόμενων στις ενέργειες και τις στρατηγικές τους. Στόχος του κάθε παίκτη είναι η μεγιστοποίηση των οφελών του όσο το δυνατόν περισσότερο.

Η θεωρία παιγνίων βρίσκει εφαρμογή σε τομείς στρατιωτικού και οικονομικού ενδιαφέροντος καθώς επίσης και στις κοινωνικές επιστήμες. Στην αρχή, αφορούσε παίγνια μηδενικού αθροίσματος, δηλαδή παίγνια όπου τα κέρδη ενός παίκτη ήταν ίσα με τις απώλειες ενός άλλου παίκτη. Ένας από τους σημαντικότερους ιδρυτές της θεωρείται ο συγγραφέας καταγωγής Αμερικανός μαθηματικός John von Neumann ο οποίος μαζί με τον γερμανικής καταγωγής Αμερικανό οικονομολόγο και συνάδελφό του Oskar Morgenstern έγραψαν το βιβλίο “Theory of Games and Economic Behavior” και διαμόρφωσαν ένα σημαντικό ποσοστό της σύγχρονης θεωρίας παιγνίων [11], [12].

2.1.2 Βασικά γνωρίσματα της θεωρίας παιγνίων

Με την ευρύτερη έννοια η θεωρία παιγνίων είναι μια συλλογή μαθηματικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται για τη μελέτη καταστάσεων ανταγωνισμού και συνεργασίας, οι οποίες χαρακτηρίζονται από την αλληλεπίδραση πολλών παικτών [12]. Δεν είναι απόλυτο ότι οι

παίκτες ανταγωνίζονται πάντα μεταξύ τους, καθώς υπάρχουν και περιπτώσεις όπου χρειάζεται να συνεργαστούν ώστε να επιτύχουν το επιθυμητό αποτέλεσμα [12]. Είναι εμπνευσμένη και από ανθρώπινα παιχνίδια ανταγωνισμού ή συνεργασίας μεταξύ των παικτών. Κάθε παίκτης θέλει να πετύχει το καλύτερο δυνατό για αυτόν, επιλέγοντας κατάλληλες στρατηγικές. Σε αντίθεση με παραδοσιακές μεθόδους βελτιστοποίησης, η θεωρία παιγνίων ικανοποιεί όλους τους λογικούς και εγωιστές παίκτες, αλλιώς κανένας δεν έχει κίνητρο να αλλάξει τη στρατηγική του. Με βάση διαφορετικά κριτήρια, η θεωρία παιγνίων μπορεί να αφορά παίγνια διαφόρων κατηγοριών, όπως συνεργατικά και μη συνεργατικά, στατικά και δυναμικά, παίγνια πλήρους και ελλιπούς πληροφόρησης, παίγνια τέλει και ατελούς πληροφόρησης [13].

2.1.3 Το Δίλημμα των Κρατουμένων

Το Δίλημμα των Κρατουμένων είναι ένα από τα πιο γνωστά παραδείγματα στη θεωρία παιγνίων και συζητείται ως ένα κοινωνικό δίλημμα όπου δύο παίκτες πρέπει να επιλέξουν μεταξύ συνεργασίας ή προδοσίας. Η κατάσταση έχει ως εξής: Δύο άτομα συλλαμβάνονται ως ύποπτοι για την διάπραξη κάποιων εγκλημάτων, αλλά οι αρχές δεν διαθέτουν όλα τα απαραίτητα στοιχεία για να τους κατηγορήσουν. Συνεπώς, τους απομονώνουν και τους ανακρίνουν σε διαφορετικούς χώρους χωρίς να μπορούν να επικοινωνήσουν μεταξύ τους. Θεωρώντας T (temptation) $>$ R (reward) $>$ P (punishment) $>$ S (sucker) υπάρχουν οι εξής επιλογές:

Αν και οι δύο παίκτες συνεργαστούν με τις αρχές και καταδώσουν ο ένας τον άλλον, θα ανταμειφθούν και οι δύο με R . Αν ο ένας καταδώσει τον άλλον και ο άλλος δεν μιλήσει, τότε ο πρώτος θα πάρει S ενώ ο άλλος T . Αν κανείς από τους δύο δεν καταδώσει τον άλλο, τότε θα πάρουν και οι δύο P . Κάθε παίκτης, δηλαδή, έχει ένα προσωπικό όφελος αν καταδώσει τον άλλον, αλλά αν και οι δύο καταδώσουν τότε χάνουν και οι δύο σε σχέση με το αν συνεργάζονταν και σιωπούσαν [14].

	Παίκτης Β	
Παίκτης Α	Συνεργασία	Σιωπή
Συνεργασία	R, R	S, T
Σιωπή	T, S	P, P

Σχήμα 2.1: Το Δίλημμα των Κρατουμένων

2.2 Ταξινόμηση παιγνίων: Συνεργατικά και Μη-Συνεργατικά Παίγνια

Η θεωρία παιγνίων μπορεί να χωριστεί σε δύο μεγάλες κατηγορίες: στα συνεργατικά και στα μη-συνεργατικά παίγνια, ανάλογα με το αν οι παίκτες που λαμβάνουν αποφάσεις μπορούν να επικοινωνούν μεταξύ τους ή όχι.

2.2.1 Μη συνεργατική θεωρία παιγνίων

Ένα στρατηγικό παίγνιο θεωρείται μη συνεργατικό όταν οι παίκτες του είτε δε μπορούν να επικοινωνήσουν είτε είναι σε θέση να επικοινωνήσουν αλλά δεν μπορούν να συνάψουν δεσμευτικές συμφωνίες μεταξύ τους [15].

Στη μη συνεργατική θεωρία παιγνίων κάθε παίκτης έχει στο επίκεντρο τα συμφέροντά του και θέλει στρατηγικά να μεγιστοποιήσει το όφελος του χωρίς να λαμβάνει υπόψη τα συμφέροντα των άλλων παικτών [11]. Μελετώνται καταστάσεις όπου οι βέλτιστες αποφάσεις κάθε παίκτη εξαρτώνται από τις προσδοκίες του για τις ενέργειες των αντιπάλων του. Εδώ οι παίκτες δε μπορούν να έχουν αυθαίρετες απόψεις για τη στρατηγική των υπολοίπων, αλλά θα πρέπει να είναι σε θέση να προβλέψουν την στρατηγική και τις κινήσεις των άλλων παικτών. Για μια καλή πρόβλεψη κάθε παίκτης πρέπει να λάβει υπόψη του τους κανόνες του παιγνίου και ότι οι αντίπαλοί του είναι και εκείνοι λογικοί παίκτες που επιδιώκουν αντίστοιχα τη μεγιστοποίηση του δικού τους συμφέροντος [16].

Ένα παράδειγμα τέτοιου παιγνίου είναι η αλληλεπίδραση μεταξύ επιχειρήσεων σε μια βιομηχανία, σε ένα περιβάλλον όπου οι αντιμονοπωλιακοί νόμοι καθιστούν παράνομο για τις επιχειρήσεις να συνάψουν συμφωνίες σχετικά με τις τιμές ή τις ποσοτώσεις παραγωγής ή άλλες μορφές συμπαιγνίας [15].

2.2.2 Συνεργατική θεωρία παιγνίων

Ένα στρατηγικό παίγνιο θεωρείται συνεργατικό αν οι παίκτες μπορούν να συνάψουν δεσμευτικές συμφωνίες σχετικά με την κατανομή των κερδών ή την επιλογή στρατηγικών ακόμη κι αν αυτές οι συμφωνίες δεν προσδιορίζονται ή δεν υπονοούνται από τους κανόνες του παιγνίου [17], [18].

Η συνεργατική θεωρία παιγνίων μελετά τη συμπεριφορά αυτών των παικτών κατά τη διάρκεια της συνεργασίας τους. Οι συνεργαζόμενες ομάδες που σχηματίζονται είναι υπεύθυνες για τη λήψη αποφάσεων που θα βελτιώσουν τη θέση των παικτών στο παίγνιο [11].

Ένα παράδειγμα εφαρμογής αυτής της κατηγορίας εντοπίζεται στην ανάλυση της συμπεριφοράς ψηφοφορίας και άλλων ζητημάτων στις πολιτικές επιστήμες και σε συναφείς τομείς [15].

2.3 Ισορροπία Nash (Nash Equilibrium)

Ο όρος πρωτοεμφανίστηκε το 1950 όταν ο John Nash έγραψε ένα μονοσέλιδο άρθρο όπου όριζε την έννοια των παιγνίων ισορροπίας μεταξύ ατόμων. Στο βιβλίο των Neumann-

Morgenstern η ισορροπία στα μη-συνεργατικά παίγνια περιοριζόταν κυρίως στην ειδική περίπτωση των παιγνίων μηδενικού αθροίσματος μεταξύ δύο ατόμων. Αντίθετα, ο Nash πρότεινε μια έννοια για την ισορροπία που μπορούσε να εφαρμοστεί σε μια πολύ ευρύτερη κατηγορία παιγνίων [19]. Η ισορροπία Nash προσφέρει μια σταθερή, προβλέψιμη και ορισμένη λύση ενός μη-συνεργατικού παιγνίου, όπου πολλοί παίκτες με πιθανώς αντικρουόμενα συμφέροντα ανταγωνίζονται για να βελτιστοποιήσουν τις απολαβές τους και φτάνουν σε ένα σημείο όπου κανένας παίκτης δεν επιθυμεί να αποκλίνει. Σε αυτό το σημείο, στο σημείο ισορροπίας, κανένας παίκτης δεν έχει κίνητρο να αλλάξει τη στρατηγική του καθώς δεν μπορεί αυτή η αλλαγή να οδηγήσει σε περαιτέρω βελτιστοποίηση, λαμβάνοντας υπόψη και τις στρατηγικές των αντιπάλων του [20]. Περιλαμβάνει τις στρατηγικές όλων των παικτών με την προϋπόθεση ότι κάθε στρατηγική αποφέρει το μέγιστο κέρδος σε κάθε παίκτη. Ένα παίγνιο μπορεί να έχει περισσότερα του ενός σημεία ισορροπίας [13].

Σύμφωνα με το [21], για να υπάρχει σημείο ισορροπίας Nash μεταξύ των ακολούθων σε ένα μη συνεργατικό παίγνιο πρέπει να ικανοποιούνται δύο συνθήκες. Η πρώτη συνθήκη αφορά το σύνολο δράσεων, το οποίο πρέπει να είναι ένα μη κενό, κυρτό και συμπαγές σύνολο. Η δεύτερη συνθήκη αφορά τη συνάρτηση χρησιμότητας -θα αναλυθεί σε επόμενο κεφάλαιο-, η οποία πρέπει να είναι συνεχής και σχεδόν κοίλη (quasi-concave).

2.4 Παίγνια Stackelberg

2.4.1 Εισαγωγή στα παίγνια Stackelberg

Τα παίγνια Stackelberg, που ονομάζονται επίσης παίγνια ηγέτη-ακόλουθου, προτάθηκαν το 1952 από τον Heinrich Freiherr von Stackelberg, με βάση ορισμένα φαινόμενα οικονομικής μονοπώλησης [22]. Το παίγνιο Stackelberg είναι ένα απλό αλλά ισχυρό μοντέλο για τη διαδοχική αλληλεπίδραση μεταξύ στρατηγικών πρακτόρων. Είναι ένα μη συνεργατικό παίγνιο που χρησιμοποιείται στην ανάλυση παιγνίων με ιεραρχική λήψη αποφάσεων. Το παίγνιο αποτελείται από τον ηγέτη (leader) και τους ακόλουθους του (followers). Ο ηγέτης, ο οποίος θέλει να μεγιστοποιήσει το συνολικό ρυθμό οπισθόζευξης (backhaul), επιλέγει τη στρατηγική του πριν από τους ακόλουθους, οι οποίοι ανταγωνίζονται μεταξύ τους για να μεγιστοποιήσουν τη χρησιμότητά τους [21]. Ουσιαστικά το πρόβλημα είναι να βρεθεί μια βέλτιστη στρατηγική για τον ηγέτη υποθέτοντας ότι οι ακόλουθοι δρουν με ορθολογικό τρόπο ώστε να βελτιστοποιούν τις αντικειμενικές τους λειτουργίες, δεδομένων των ενεργειών του ηγέτη. Αυτό είναι το στατικό διεπίπεδο μοντέλο βελτιστοποίησης που εισήχθη από τον Stackelberg [22]. Ο ηγέτης δεσμεύεται για μια ενέργεια και ο ακόλουθος ενεργεί τηρώντας τη δέσμευση του ηγέτη. Ο πρώτος ενδιαφέρεται να βρει την καλύτερη δέσμευση που μπορεί να κάνει, υποθέτοντας ότι ο ακόλουθος συμπεριφέρεται ορθολογικά. Ο συνδυασμός μιας τέτοιας δέσμευσης του ηγέτη και της καλύτερης ορθολογικής απάντησης του ακόλουθου σε αυτήν οδηγεί σε μια ισχυρή ισορροπία Stackelberg. Η απλή διαδοχική δομή του παιγνίου επιτρέπει τη μοντελοποίηση ενός πλήθους σημαντικών σεναρίων.

Στην περίπτωση που ο ηγέτης έχει πρόσβαση τόσο στις δικές του παραμέτρους όσο και στις παραμέτρους απόδοσης του ακόλουθου, ο υπολογισμός ενός σημείου ισορροπίας Stackelberg είναι ένα υπολογιστικά αντιμετωπίσιμο πρόβλημα. Στην πράξη όμως ο ηγέτης

μπορεί να έχει λίγες ή καθόλου πληροφορίες για τον ακόλουθο και συνεπώς να πρέπει να αντλήσει κάποιες από αυτές με πιο έμμεσο τρόπο [23].

2.4.2 Ισορροπία Stackelberg

Η έννοια της ισορροπίας Stackelberg γενικεύει τη λύση ελαχίστου-μεγίστου σε γενικού αθροίσματος παίγνια. Στην πιο απλή διατύπωση, ένας παίκτης λειτουργεί ως ηγέτης με την εξουσία να επιλέγει μια ενέργεια, γνωρίζοντας ότι ο άλλος παίκτης (ακόλουθος) θα ανταποκριθεί με την καλύτερη δυνατή στρατηγική [24]. Το σημείο ισορροπίας Stackelberg αντιστοιχεί στο σημείο ισορροπίας Nash ανάμεσα στους ηγέτες και τους ακολούθους. Η λύση της ισορροπίας Nash ενός παιγνίου είναι ένα σημείο, στο οποίο κανένας παίκτης δεν έχει κίνητρο να αλλάξει μονομερώς τη στρατηγική του για να επιτύχει καλύτερη χρησιμότητα, δεδομένου ότι δε θα βλάψει τη χρησιμότητα των άλλων παικτών [1]. Σε μια ισορροπία Stackelberg ο ηγέτης μεγιστοποιεί το κέρδος του γνωρίζοντας ότι ο ακόλουθος θα απαντήσει βέλτιστα. Για να δείξουμε ότι υπάρχει ισορροπία Stackelberg πρέπει να εξασφαλίσουμε ότι η ανταμοιβή του ηγέτη είναι σχεδόν κοίλη [25].

2.4.3 Παίγνιο Stackelberg πολλαπλών ηγετών - πολλαπλών ακολούθων

Γενικά σε ένα παίγνιο Stackelberg ένας ξεχωριστός χρήστης ενεργεί ως ηγέτης και βελτιστοποιεί το πρόβλημα στο ανώτερο επίπεδο, ενώ οι υπόλοιποι χρήστες είναι οι ακόλουθοι και βελτιστοποιούν το πρόβλημα από κοινού στο χαμηλότερο επίπεδο. Ειδικότερα, ο ηγέτης προβλέπει τις αντιδράσεις των ακολούθων και στη συνέχεια χρησιμοποιεί αυτή την ικανότητα για να επιλέξει την βέλτιστη στρατηγική. Ταυτόχρονα, όλοι οι ακόλουθοι επιλέγουν τις δικές τους βέλτιστες απαντήσεις ανταγωνιζόμενοι μεταξύ τους σε ένα πρόβλημα ισορροπίας Nash. Στην περίπτωση που περισσότεροι του ενός παίκτες γίνονται ηγέτες και οι υπόλοιποι γίνονται ακόλουθοι, τότε προκύπτει ένα παίγνιο Stackelberg πολλαπλών ηγετών - πολλαπλών ακολούθων (Multi-leader multi-follower Stackelberg game), δηλαδή ένα παίγνιο που έχει πολλαπλούς ηγέτες και πολλαπλούς ακόλουθους. Όπως σε ένα μονού ηγέτη παίγνιο ο ηγέτης μπορεί να προβλέπει τις αντιδράσεις των ακολούθων του, έτσι και σε ένα παίγνιο πολλαπλών ηγετών όλοι οι ηγέτες έχουν την ίδια δυνατότητα. Συγκεκριμένα, όλοι οι ηγέτες ανταγωνίζονται μεταξύ τους σε ένα μη συνεργατικό παίγνιο ισορροπίας Nash στο ανώτερο επίπεδο και λαμβάνουν πρώτοι αποφάσεις προβλέποντας τις αντιδράσεις των ακολούθων τους. Μόλις οι ηγέτες λάβουν τις αποφάσεις τους, οι ακόλουθοι κάθε ηγέτη ανταγωνίζονται μεταξύ τους σε ένα παραμετροποιημένο μη συνεργατικό παίγνιο ισορροπίας Nash στο κατώτερο επίπεδο επηρεαζόμενοι από τις στρατηγικές των ηγετών τους [26].

2.5 Συνάρτηση χρησιμότητας (Utility function)

Η βασική ιδέα πίσω από τη θεωρία της χρησιμότητας είναι ότι κάθε δυνατή ενέργεια ή κατάσταση μέσα σε ένα δεδομένο μοντέλο μπορεί να περιγραφεί από έναν μοναδικό και ομοιόμορφο αριθμό. Αυτός ο αριθμός καλείται χρησιμότητα και αντικατοπτρίζει την αξία αυτής της ενέργειας μέσα στο δεδομένο πλαίσιο. Στη θεωρία παιγνίων, κάθε χρήστης που συμμετέχει στο παίγνιο έχει μία συνάρτηση χρησιμότητας η οποία περιγράφει την

αποκτηθείσα ανταμοιβή και το καταγραφόμενο κόστος από τη συμμετοχή του παίκτη στη διαδικασία. Σε κάθε παίγνιο, η συνάρτηση χρησιμότητας αντιπροσωπεύει τις κινήσεις και τα κίνητρα του κάθε παίκτη, επιστρέφοντας ένα αποτέλεσμα (αριθμό) για κάθε πιθανή έκβαση και στόχος κάθε παίκτη είναι να μεγιστοποιήσει-βελτιστοποιήσει αυτό το αποτέλεσμα. Η διαδικασία, λοιπόν, για την λήψη των αποφάσεων από τους λογικούς παίκτες αποτελείται από τον υπολογισμό της τιμής της συνάρτησης για κάθε ενέργεια που μπορεί να εκτελέσει ο παίκτης και στη συνέχεια από την επιλογή εκείνης της ενέργειας που οδήγησε στη μέγιστη τιμή [27], [28].

Κεφάλαιο **3**

Ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύονται τα ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται μία εισαγωγή στα ασύρματα δίκτυα, μελετάται η έννοια της ασύρματης οπισθόζευξης και ερευνάται η υπεροχή αυτών των δικτύων έναντι των ενσύρματων δικτύων.

3.1 Εισαγωγή στα ασύρματα δίκτυα

Η αξιοσημείωτη αύξηση τόσο του αριθμού των τελικών χρηστών όσο και της ζήτησης για υπηρεσίες πληροφοριών έχει οδηγήσει τα τελευταία χρόνια σε εκτόξευση της παγκόσμιας κίνησης δεδομένων μέσω φορητών συσκευών. Εκτιμάται ότι έως το 2030 ο παγκόσμιος όγκος αυτών των δεδομένων θα έχει αυξηθεί κατά περίπου 670 φορές σε σχέση με το 2010 [29]. Η ολοένα και αυξανόμενη ζήτηση για ασύρματες επικοινωνίες καθώς και οι προβλέψεις για ακόμη μεγαλύτερη μελλοντική ζήτηση δημιούργησαν την ανάγκη τα ασύρματα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) και μετά να χρησιμοποιούν διαφορετικούς τρόπους φασματικής απόδοσης και βελτίωσης της χωρητικότητας [30]. Μία τέτοια υποσχόμενη μέθοδος είναι η αύξηση της πυκνότητας των δικτύων, όπως για παράδειγμα η ανάπτυξη πολλών σταθμών βάσης (base stations) διαφορετικών τύπων, ώστε να υπάρχουν περισσότερα μπλοκ πόρων ανά μονάδα επιφάνειας [31]. Η κύρια πρόκληση, όμως, για πιο πυκνά δίκτυα είναι το κόστος απόκτησης τοποθεσίας για ανάπτυξη οπτικών ινών. Εδώ κάνουν την εμφάνισή τους, δίνοντας λύση, τα ασύρματα δίκτυα και πιο συγκεκριμένα τα ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης [32].

3.2 Ασύρματη οπισθόζευξη

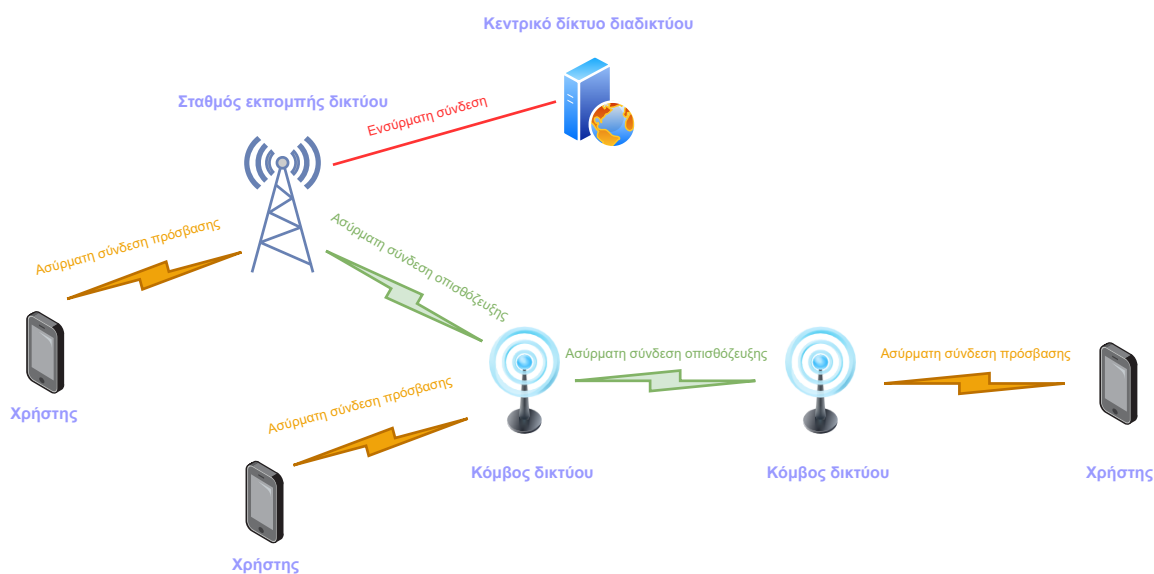
Παραδοσιακά, η οπισθόζευξη είναι μια υπηρεσία που παρέχεται από τον τομέα του δικτύου μετάδοσης στους κόμβους ασύρματης πρόσβασης. Για τα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης ένα τμήμα της οπισθόζευξης είναι ενσωματωμένο στον τομέα των δικτύων ασύρματης πρόσβασης που μοιράζεται κοινούς ασύρματους πόρους [33]. Στο [34] ως ασύρματη οπισθόζευξη ορίζεται η χρήση ασύρματης σύνδεσης για συνδεσιμότητα δικτύου πυρήνα, για την οποία παραδοσιακά χρησιμοποιούνται καλώδια. Η ασύρματη οπισθόζευξη δεν είναι μια

νέα έννοια, καθώς χρησιμοποιούνταν πριν από τα δίκτυα 5G για συνδέσεις μικροκυμάτων.

3.3 Υπεροχή δικτύων ολοκληρωμένης πρόσβασης και ασύρματης οπισθόζευξης

Για την αύξηση της πυκνότητας των δικτύων μέσω της σύνδεσης πολλών σταθμών βάσης με το κεντρικό δίκτυο, απαιτείται ένα δίκτυο μετάδοσης. Για την παροχή αυτού του δικτύου μετάδοσης χρησιμοποιούνται είτε ενσύρματες είτε ασύρματες συνδέσεις. Οι ενσύρματες συνδέσεις χρησιμοποιούνται συνήθως για μετάδοση κοντά στο κεντρικό δίκτυο όπου συγκεντρώνεται η κίνηση πολλών σταθμών βάσης. Αντίθετα, οι ασύρματες συνδέσεις χρησιμοποιούνται για τη μετάδοση κατά την οπισθόζευξη (backhaul) στο δίκτυο ασύρματης πρόσβασης (RAN) πιο κοντά στους σταθμούς βάσης [31]. Συγκριτικά με την οπισθόζευξη ενσύρματης ίνας, η ασύρματη οπισθόζευξη μπορεί να παρέχει σχεδόν τον ίδιο ρυθμό μετάδοσης με την οπτική ίνα αλλά με σημαντικά μειωμένο κόστος και πιο ευέλικτη και έγκαιρη ανάπτυξη [35]. Επιπλέον, για την αντιμετώπιση της εκθετικής αύξησης της παγκόσμιας κίνησης δεδομένων αναμένεται η πυκνότητα των σταθμών βάσης να αυξηθεί σημαντικά στο μέλλον, εγείροντας μια νέα πρόκληση για τη δομή του δικτύου μετάδοσης. Παράλληλα, ένας από τους στόχους των 6G επικοινωνιών είναι να επιτευχθεί μια παγκόσμια συνδεσιμότητα, γεγονός που εντείνει την ανάγκη για παροχή αξιόπιστων υπηρεσιών επικοινωνίας και σε περιοχές εκτός κεντρικών και μεγάλων πόλεων. Όμως, η επίτευξη αυτής της συνδεσιμότητας με οπτικές ίνες είναι οικονομικά ασύμφορη [35]. Συνεπώς, μια καλή λύση για όλα τα παραπάνω είναι η χρήση δικτύων με ασύρματη οπισθόζευξη, συνήθως ως συμπλήρωμα των οπτικών ινών, σε περιπτώσεις που η οπτική ίνα είτε δεν είναι διαθέσιμη είτε είναι πολύ δαπανηρή [33].

Συμπερασματικά, η ασύρματη οπισθόζευξη προβλέπεται να κατέχει μια ιδιαίτερως σημαντική θέση στα μελλοντικά δίκτυα, επιτρέποντας πιο πυκνά δίκτυα με μεγαλύτερη απόδοση.



Σχήμα 3.1: Ασύρματο δίκτυο ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης

Κεφάλαιο 4

Ομόσπονδη μάθηση

Στο παρόν κεφάλαιο εξετάζεται η έννοια της ομόσπονδης μάθησης και αναλύεται η δομή και ο αλγόριθμός της. Γίνεται ειδική αναφορά στη δομή και στη διαδικασία εκπαίδευσης με ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση, καθώς θα μας απασχολήσει ιδιαίτερα στη συνέχεια της παρούσας εργασίας. Τέλος, αναφέρονται πολύ συνοπτικά κάποιες άλλες κατηγορίες ομόσπονδης μάθησης και παρουσιάζονται μέθοδοι συνάθροισης μοντέλων.

4.1 Ομόσπονδη μάθηση (Federated Learning)

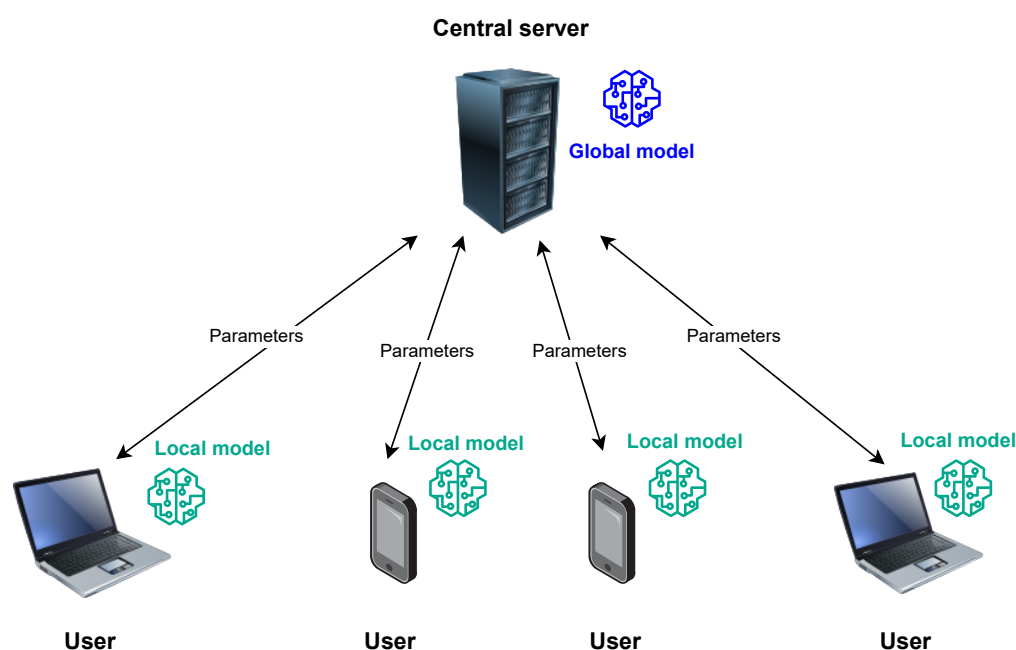
4.1.1 Εισαγωγή στην ομόσπονδη μάθηση

Με την ανάπτυξη των Big Data δεν απασχολεί πλέον μόνο το ζήτημα του τεράστιου όγκου δεδομένων, αλλά και το ζήτημα της ιδιωτικότητας και της ασφάλειας αυτών. Κατά τη συλλογή και την επεξεργασία των δεδομένων υπάρχει κίνδυνος έκθεσής τους στον έξω κόσμο και παρόλο που οι διαδικασίες και οι κανονισμοί έχουν βελτιωθεί, προκύπτει μεγάλη δυσκολία στη λήψη δεδομένων για την εκπαίδευση αλγορίθμων. Όταν χρησιμοποιείται μια κεντρική τεχνική για την εκπαίδευση και τη δημιουργία ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης, τα δεδομένα πρέπει να συγκεντρώνονται σε έναν διακομιστή. Ωστόσο, με αυτόν τον τρόπο ενδέχεται να εκτεθούν ιδιωτικά δεδομένα και να παραβιαστεί το απόρρητο του κατόχου τους. Αυτό το πρόβλημα έρχεται να λύσει η ομόσπονδη μάθηση, που εισήχθη σαν έννοια για πρώτη φορά το 2017 από τη Google [3],[36].

4.1.2 Δομή ομόσπονδης μάθησης

Η ομόσπονδη μάθηση (OM) ορίζεται ως ένας κατανεμημένος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που περιλαμβάνει τον κεντρικό διακομιστή και τις συσκευές των χρηστών που είναι συνδεδεμένες σε αυτόν. Ο αλγόριθμος αυτός επιτρέπει στους χρήστες να εκπαιδεύσουν συνεργατικά ένα διαμοιραζόμενο μοντέλο πρόβλεψης χωρίς να ανταλλάσσουν μεταξύ τους τα δεδομένα τους. Οι χρήστες αποθηκεύουν στις συσκευές τους τα δεδομένα που συνέλεξαν και δεν υπάρχει πρόσβαση από τρίτους στα ιδιωτικά δεδομένα του κάθε χρήστη [3], [36]. Αντί οι χρήστες να στέλνουν τα δεδομένα τους σε έναν κεντρικό διακομιστή για εκπαίδευση του μοντέλου, το μοντέλο εκπαιδεύεται τοπικά σε κάθε συσκευή και μόνο οι παράμετροι του ανανεωμένου μοντέλου στέλνονται στον κεντρικό διακομιστή. Εκεί συγκεντρώνονται όλες οι παράμετροι από όλους τους χρήστες και χρησιμοποιούνται για τη βελτίωση του

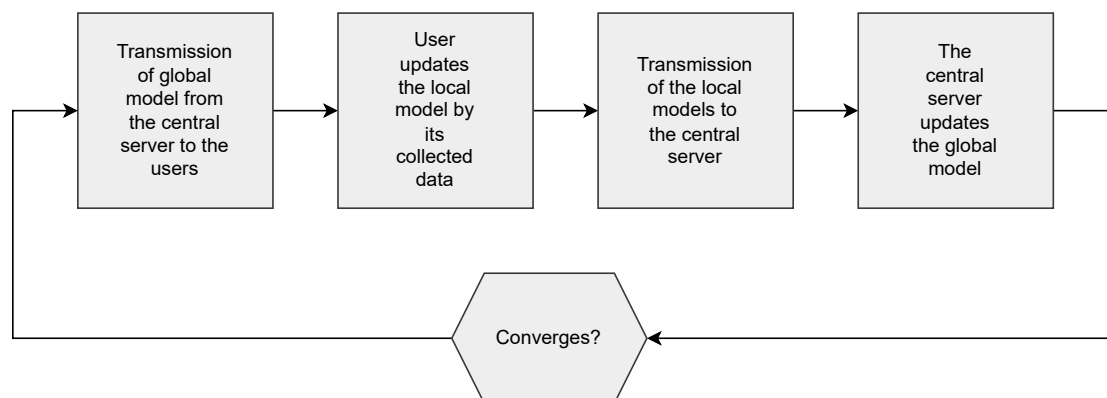
διαμοιραζόμενου μοντέλου. Για να εκπαιδευτεί ένα αλγόριθμος ΟΜ μέσω ενός ασύρματου δικτύου, χρειάζεται οι χρήστες να μεταδίδουν τις παραμέτρους εκπαίδευσης μέσω ασύρματων συνδέσεων. Υπάρχει, όμως, έτσι κίνδυνος να εισαχθούν σφάλματα εκπαίδευσης, λόγω των περιορισμών και της εγγενούς αναξιοπιστίας των ασύρματων συνδέσεων. Συχνά, λόγω των περιορισμών στο εύρος ζώνης των ασύρματων δικτύων, μόνο ένας περιορισμένος αριθμός χρηστών μπορεί να εκτελέσει τον αλγόριθμο της ΟΜ. Επίσης, λαμβάνοντας υπόψη και παράγοντες όπως η κατανάλωση ενέργειας, χρειάζεται να επιλεγεί ένα κατάλληλο υποσύνολο χρηστών για την εκτέλεση του αλγορίθμου της ΟΜ και τη βελτιστοποίηση της απόδοσης [3].



Σχήμα 4.1: Αρχιτεκτονική δικτύου ομόσπονδης μάθησης

4.1.3 Μια τυπική διαδικασία εκπαίδευσης με ομόσπονδη μάθηση

Μια τυπική ροή ενός αλγορίθμου ομόσπονδης μάθησης είναι η εξής: Πρώτα ο κεντρικός διακομιστής αρχικοποιεί το καθολικό μοντέλο (global model), το οποίο καλείται το σύστημα να εκπαιδεύσει, και στέλνει αυτό το μοντέλο στους χρήστες. Κάθε χρήστης, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του, εκπαιδεύει τοπικά το μοντέλο του και μόλις τελειώσει στέλνει τις παραμέτρους του εκπαιδευμένου μοντέλου πίσω στον κεντρικό διακομιστή. Αφού ο κεντρικός διακομιστής συγκεντρώσει τις παραμέτρους όλων των χρηστών, τις συναθροίζει και δημιουργείται το ανανεωμένο μοντέλο. Εν συνεχεία, ξαναστέλνει το νέο μοντέλο στους χρήστες και επαναλαμβάνεται η παραπάνω διαδικασία για ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων, με το πέρας των οποίων θα προκύψει το τελικό καθολικό μοντέλο [37].



Σχήμα 4.2: Διαδικασία εκπαίδευσης με ομόσπονδη μάθηση

4.2 Ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση (Hierarchical Federated Learning)

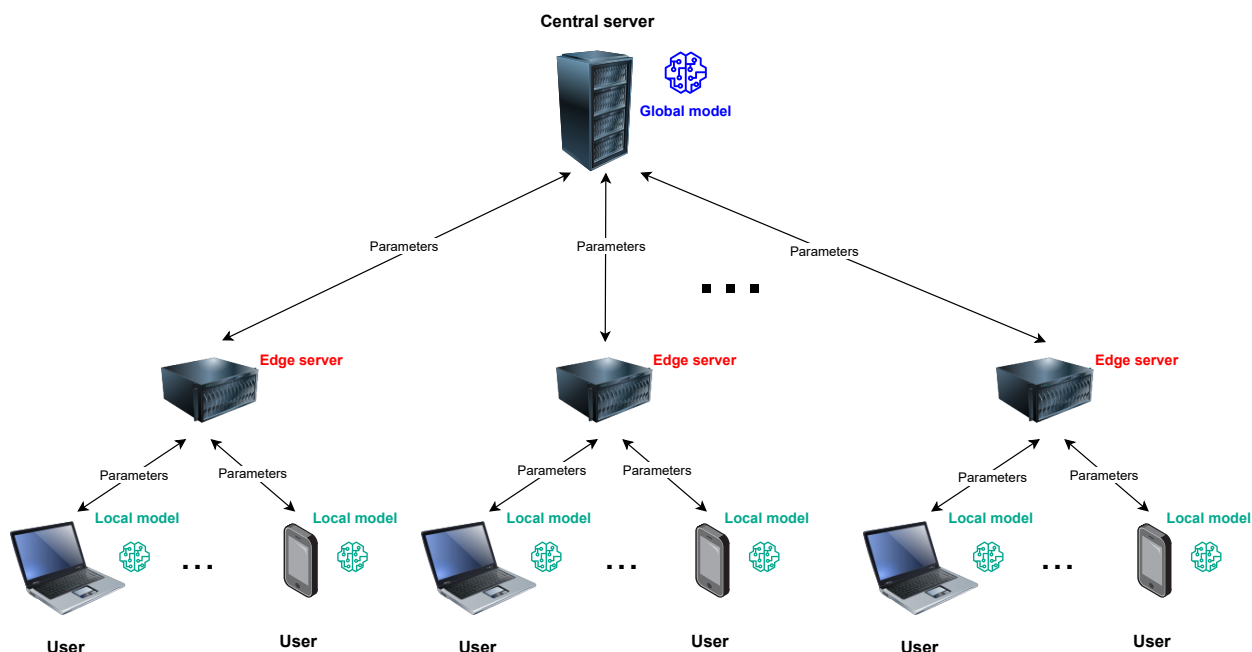
4.2.1 Εισαγωγή στην ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση

Μέσω της ΟΜ οι χρήστες ωθούνται να ανταλλάξουν με τους διακομιστές παραμέτρους μοντέλων παρά ακατέργαστα δεδομένα. Ωστόσο, η άμεση επικοινωνία με το νέφος μπορεί να προκαλέσει προβλήματα, όπως αύξηση στην κίνηση του δικτύου επιστροφής (backhaul network traffic), ενώ λόγω των περιορισμών του ασύρματου περιβάλλοντος ορισμένοι χρήστες μπορεί να έχουν και προβλήματα σύνδεσης [2]. Για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων προτάθηκε μια παραλλαγή της ΟΜ, η ιεραρχική ΟΜ. Αυτό το είδος μάθησης μειώνει τον αριθμό των απευθείας συνδέσεων επικοινωνίας και περιορίζει την επιβάρυνση των υπολογιστικών κέντρων. Ένας μηχανισμός συγκέντρωσης παραμέτρων εξισορροπεί την ακρίβεια του μοντέλου και την αποτελεσματικότητα της εκπαίδευσης ώστε να επιταχύνει τη σύγκλιση του μοντέλου και τη συνολική εκπαίδευση [38]. Στην ιεραρχική ΟΜ το καθολικό μοντέλο παράγεται με έναν καταναμημένο τρόπο μέσω μοντέλων, εκπαιδευμένων τοπικά στις συσκευές των τελικών χρηστών. Οι τελικοί χρήστες χρησιμοποιούν μόνο τα δικά τους δεδομένα και όλες οι παράμετροι των μοντέλων συγκεντρώνονται στους διακομιστές.

4.2.2 Δομή ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης

Για την επίτευξη μικρότερου κόστους επικοινωνίας, η ιεραρχική ΟΜ προτείνει ένα επιπλέον επίπεδο ανάμεσα στο νέφος και στις συσκευές των χρηστών. Αυτό το έξτρα επίπεδο αποτελείται από τους διακομιστές ακμής (edge servers) και διευκολύνει τη συγκέντρωση και τη μετάδοση των μοντέλων των χρηστών προς το νέφος. Αποτέλεσμα αυτού είναι η μείωση του χρόνου σύγκλισης και της καταναλισκόμενης ενέργειας [2]. Συνοπτικά, λοιπόν, η αρχιτεκτονική της ιεραρχικής ΟΜ περιλαμβάνει τρία επίπεδα: το επίπεδο των συσκευών, το επίπεδο των ακμών και το επίπεδο της υπηρεσίας. Στο επίπεδο των συσκευών περιέχονται οι συσκευές των χρηστών όπου συλλέγεται και αποθηκεύεται μεγάλος όγκος δεδομένων και όπου πραγματοποιούνται οι τοπικές εκπαιδεύσεις των μοντέλων. Στο επίπεδο των ακμών περιέχονται πολλοί διακομιστές ακμής που λειτουργούν ως ενδιάμεσοι για την επικοινωνία

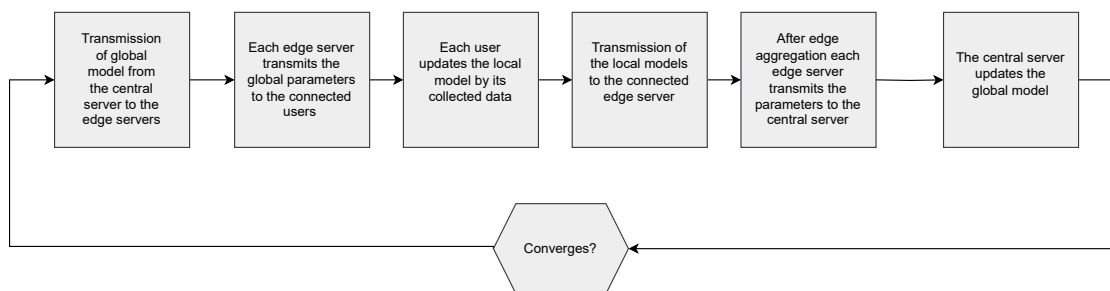
των συσκευών και του κεντρικού διακομιστή. Στο ανώτερο επίπεδο, το επίπεδο υπηρεσίας, υπάρχει το νέφος που είναι υπεύθυνο για τη διανομή και την ενημέρωση του καθολικού μοντέλου [38].



Σχήμα 4.3: Αρχιτεκτονική δικτύου ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης

4.2.3 Μια τυπική διαδικασία εκπαίδευσης με ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση

Μια τυπική ροή ενός αλγορίθμου ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης είναι η εξής: Πρώτα, ο κεντρικός διακομιστής αρχικοποιεί τις παραμέτρους του καθολικού μοντέλου και τις γνωστοποιεί σε κάθε διακομιστή ακμής. Καθένας από αυτούς, αφού λάβει τις παραμέτρους και συνδεθεί με κάποιες από τις συσκευές των χρηστών, στέλνει τις παραμέτρους για τον τρέχοντα γύρο σε κάθε μία από αυτές. Οι χρήστες χρησιμοποιώντας τα τοπικά δεδομένα τους και τις παραμέτρους του καθολικού μοντέλου, εκπαιδεύουν και βελτιστοποιούν τοπικά το μοντέλο τους. Μόλις τελειώσουν με την τοπική εκπαίδευση στέλνουν τις τοπικές παραμέτρους που προέκυψαν στον διακομιστή ακμής με τον οποίο συνδέονται. Ο διακομιστής ακμής λαμβάνει τις τοπικές παραμέτρους από τους συνδεδεμένους χρήστες του και τις συγκεντρώνει για να αποκτήσει το μοντέλο συνάθροισης (edge aggregation model). Μόλις όλοι οι διακομιστές ακμής τελειώσουν με τη συνάθροιση των παραμέτρων, ο κεντρικός διακομιστής λαμβάνει όλες τις παραμέτρους από αυτούς για την τελική ενοποίηση. Τέλος, ο κεντρικός διακομιστής ενημερώνει τις παραμέτρους του καθολικού μοντέλου με βάση τις συγκεντρωτικές παραμέτρους, για να ξεκινήσει ο επόμενος κύκλος εκπαίδευσης. Με εξαίρεση το πρώτο βήμα, η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται για έναν καθολικό αριθμό επαναλήψεων [38].



Σχήμα 4.4: Διαδικασία εκπαίδευσης με ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση

4.3 Άλλες κατηγορίες ομόσπονδης μάθησης

Η ΟΜ μπορεί να διακριθεί και σε άλλες κατηγορίες, όπως η κάθετη ΟΜ και η μεταφερόμενη ΟΜ, που όμως ξεφεύγουν από το θέμα της παρούσας διπλωματικής εργασίας και συνεπώς δεν αναλύονται περαιτέρω.

4.4 Μέθοδοι συνάθροισης

Ως μέθοδος συνάθροισης ορίζεται ο τρόπος με τον οποίο οι παράμετροι των τοπικών μοντέλων συγκεντρώνονται και συνδυάζονται για να προκύψει το καθολικό μοντέλο. Η επιλογή της μεθόδου επηρεάζει σημαντικά την τελική απόδοση του αλγορίθμου της ΟΜ. Ο πιο συνήθης αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για τη συνάθροιση των παραμέτρων είναι ο **Federated Averaging** (FedAvg). Κατά την εκτέλεση αυτού του αλγορίθμου επιλέγεται τυχαία ένα σύνολο χρηστών σε κάθε γύρο εκπαίδευσης για συμβολή στη συνάθροιση. Κατά τη διαδικασία της συνάθροισης τοποθετούνται βάρη στις παραμέτρους του κάθε χρήστη και εν συνεχεία υπολογίζεται ο μέσος όρος όλων των βαρών και προκύπτει το καθολικό μοντέλο [39]. Εκτός του FedAvg υπάρχουν ακόμη πολλές άλλες μέθοδοι συνάθροισης, όπως FedProx, FedNova, Scaffold, Per-FedAvg κλπ, που δεν αποτελούν αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής και συνεπώς δεν θα αναλυθούν.

Κεφάλαιο 5

Μοντελοποίηση συστήματος

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται το σύστημα στο οποίο υλοποιείται το παίγνιο και επιλύεται το πρόβλημα βελτιστοποίησης. Μελετώνται και αναλύονται έννοιες που αφορούν τη μοντελοποίηση του προβλήματος, το μοντέλο της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης, την επικοινωνία μεταξύ νέφους - διακομιστών ακμής - χρηστών και γενικότερα έννοιες που διαμορφώνουν το αποτέλεσμα του παιγνίου.

5.1 Εισαγωγή στη μοντελοποίηση του συστήματος

5.1.1 Περιγραφή τοπολογίας

Το παίγνιο το οποίο μελετάμε και υλοποιούμε στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι ένα μη συνεργατικό παίγνιο Stackelberg πολλαπλών ηγετών - πολλαπλών ακολούθων για συστήματα που εκπαιδεύονται με ιεραρχική ΟΜ και βασίζονται σε ασύρματα δίκτυα ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης.

Το συστημά μας αποτελείται από τρία επίπεδα: στο ανώτερο επίπεδο βρίσκεται το νέφος, στο ενδιάμεσο επίπεδο βρίσκονται οι διακομιστές ακμής και στο κατώτερο επίπεδο βρίσκονται οι χρήστες.

5.1.2 Ορισμός συνόλων

Με βάση τις οντότητες από τις οποίες αποτελείται το σύστημα που εξετάζουμε, ορίζουμε ως:

- $N = \{1, \dots, n, \dots, |N|\}$: το σύνολο των χρηστών
- $M = \{1, \dots, m, \dots, |M|\}$: το σύνολο των διακομιστών ακμής
- $N_m = \{1, \dots, n, \dots, |N_m|\}$: το σύνολο των χρηστών που συνδέονται με τον διακομιστή ακμής m

Το κριτήριο που εξασφαλίζει με ποιον διακομιστή ακμής θα συνδεθεί ο κάθε χρήστης είναι η ευκλείδεια απόσταση. Αφού υπολογιστούν όλες οι ευκλείδειες αποστάσεις για κάθε ζευγάρι διακομιστή ακμής - χρήστη, κάθε χρήστης συνδέεται με εκείνον τον διακομιστή ακμής με τον οποίο έχει την μικρότερη ευκλείδεια απόσταση.

Επιπλέον, ορίζουμε τα σύνολα S_n , S^m και S ως εξής:

- $S_n = \{\mathbf{x}_j, y_j\}_{j=1}^{|S_n|}$: τα δείγματα του συνόλου δεδομένων του χρήστη n πληθικότητας $|S_n|$, όπου \mathbf{x}_j, y_j τα αντίστοιχα δείγματα και η κλάση τους.
- $S^m = \cup_{n=1}^{|N_m|} S_n = \{\mathbf{x}_j, y_j\}_{j=1}^{|S^m|}$: τα δείγματα του συνόλου δεδομένων του διακομιστή ακμής m
- $S = \cup_{n=1}^{|N|} S_n = \{\mathbf{x}_j, y_j\}_{j=1}^{|S|}$: τα δείγματα του ολικού συνόλου δεδομένων του συστήματος

5.2 Μοντέλο ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης

5.2.1 Τοπική εκπαίδευση και ανανέωση μοντέλων

Κάθε χρήστης στην i -οστή επανάληψη του αλγορίθμου της ΟΜ επιλέγει ένα πλήθος δειγμάτων s_n , το οποίο αντιστοιχίζεται σε ένα υποσύνολο του S_n , και το χρησιμοποιεί για να εκπαιδεύσει και να ανανεώσει το τοπικό του μοντέλο. Το υποσύνολο μπορεί να δημιουργηθεί με διάφορους τρόπους, όπως για παράδειγμα με τυχαία επιλογή δειγμάτων.

Η ανανέωση του τοπικού μοντέλου του χρήστη n στην i -οστή επανάληψη περιγράφεται ως

$$\mathbf{W}_n^i = \mathbf{W}_n^{i-1} - \eta \cdot \nabla F_n(s_n, \mathbf{W}_n^{i-1}) \quad (5.1)$$

όπου $\eta \in [0, 1]$ είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate) και F_n είναι η εμπειρική συνάρτηση απώλειας (empirical loss function) που προκύπτει από το σύνολο δεδομένων S_n .

Η empirical loss function δίνεται από τον τύπο

$$F_n(S_n, \mathbf{W}_n^i) = \frac{1}{|S_n|} \cdot \sum_{j=1}^{|S_n|} F(\mathbf{x}_j, y_j, \mathbf{W}_n^i) \quad (5.2)$$

όπου F είναι η empirical loss function του j -οστού δείγματος που αποτυπώνει την ταξινόμηση του μοντέλου \mathbf{W}_n^i για το συγκεκριμένο δείγμα δεδομένων.

Στη δική μας περίπτωση θα χρησιμοποιήσουμε την cross-entropy loss function.

5.2.2 Edge Model Aggregation

Για τη συγκέντρωση των τοπικών μοντέλων στους διακομιστές ακμής, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος FedAvg, που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 4.

Θεωρώντας ως k_1 το πλήθος των επαναλήψεων για την τοπική εκπαίδευση του μοντέλου στη συσκευή του χρήστη, ισχύει ότι με το πέρας των k_1 επαναλήψεων, τα τοπικά μοντέλα των χρηστών μεταφέρονται και συγκεντρώνονται σε εκείνον τον διακομιστή ακμής με τον οποίο συνδέονται οι χρήστες. Η συνάθροιση αυτών των μοντέλων στο διακομιστή ακμής m περιγράφεται από τον τύπο

$$\mathbf{W}_m^i = \frac{\sum_{n=1}^{|N_m|} |S_n| \cdot \mathbf{W}_n^i}{|S^m|}, \text{ if } i \bmod k_1 \neq 0 \quad (5.3)$$

Αμέσως μετά τη συνάθροιση των μοντέλων στους διακομιστές ακμής, τα τοπικά μοντέλα $\mathbf{W}_n^t, \forall n \in N_m$ ανανεώνονται και αντικαθίστανται από τα μοντέλα \mathbf{W}_m^t .

5.2.3 Cloud Model Aggregation

Ομοίως με πριν, χρησιμοποιούμε και εδώ τον αλγόριθμο FedAvg για τη συγκέντρωση των μοντέλων στο cloud.

Θεωρούμε ως k_2^m το πλήθος των επαναλήψεων που ο διακομιστής ακμής m συναθροίζει τα τοπικά μοντέλα. Μετά τις k_2^m συναθροίσεις οι οποίες είναι εξατομικευμένες για κάθε διακομιστή ακμής, π.χ γίνονται $k_1 \cdot k_2^m$ ανανεώσεις τοπικού μοντέλου, τα μοντέλα των διακομιστών ακμής συναθροίζονται στο νέφος. Η συνάθροιση αυτών των μοντέλων στο νέφος περιγράφεται από τον τύπο

$$\mathbf{W}^t = \frac{\sum_{m=1}^{|M|} |S^m| \cdot \mathbf{W}_m^t}{|S|}, \text{ if } i \bmod k_1 \cdot \max\{k_2^m\} \neq 0^1 \quad (5.4)$$

Αμέσως μετά τη συνάθροιση των μοντέλων στο νέφος, το τοπικό μοντέλο \mathbf{W}_n^t ανανεώνεται και αντικαθίσταται από το μοντέλο \mathbf{W}^t .

5.3 Μοντελοποίηση επικοινωνίας

5.3.1 Επικοινωνία μεταξύ διακομιστών ακμής - χρηστών

Η ικανότητα με την οποία ένα σύστημα μπορεί να μεταδίδει δεδομένα σχετίζεται με το εύρος ζώνης αυτού του συστήματος. Εδώ, ορίζουμε ως

- B_{access} [Hz]: το συνολικό εύρος ζώνης του συστήματος για ασύρματη πρόσβαση
- $B_m = \frac{B_{access}}{|M|}$ [Hz]: το διαθέσιμο εύρος ζώνης για επικοινωνία μεταξύ του διακομιστή ακμής m και των χρηστών $n \in N_m$
- $B_{backhaul}$ [Hz]: το συνολικό εύρος ζώνης του συστήματος για ασύρματη οπισθοζεύξη

Για τη μεταφορά των τοπικών μοντέλων από τους χρήστες στον αντίστοιχο διακομιστή ακμής m , χρησιμοποιείται το NOMA (Non-Orthogonal Multiple Access), το οποίο είναι μια τεχνική που επιτρέπει την μεταξύ χρηστών παρεμβολή στην κατανομή των πόρων και έτσι πολλαπλοί χρήστες εξυπηρετούνται χρησιμοποιώντας τους ίδιους πόρους [40].

Υποθέτοντας ότι $G_{1,m} \leq \dots \leq G_{n,m} \leq \dots \leq G_{|N_m|,m}$ είναι τα κέρδη καναλιού του χρήστη $n \in N_m$ με τον διακομιστή ακμής m , ταξινομημένα σε αύξουσα σειρά, τότε ο ρυθμός των δεδομένων του χρήστη $n \in N_m$ που επιτυγχάνεται στη ζεύξη ανόδου δίνεται από τον τύπο

$$R_{n,m} = B_m \cdot \log_2\left(1 + \frac{G_{n,m} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m}\right) \quad (5.5)$$

¹Ορίζουμε στη συνθήκη για $\max\{k_2^m\}$, διότι πρέπει να εξασφαλιστεί ότι πρώτα όλοι οι διακομιστές ακμής έχουν ολοκληρώσει τις επαναλήψεις τους και μετά πραγματοποιείται η συνάθροιση στο νέφος.

όπου p_n [Watt] είναι η ισχύς μετάδοσης του χρήστη n στον διακομιστή ακμής m στη ζεύξη ανόδου και I_0 [dBm/Hz] είναι η φασματική πυκνότητα ισχύος ενός λευκού θορυβού AWGN μηδενικού μέσου.

Δεδομένου, λοιπόν, του μοντέλου της επικοινωνίας μεταξύ των χρηστών και των αντίστοιχων διακομιστών ακμής, ο χρόνος και η ενέργεια που απαιτούνται για σκοπούς επικοινωνίας υπολογίζονται ως

$$T_n^{comm} = \frac{Z(\mathbf{W}_n^t)}{R_{n,m}} \quad [sec] \quad (5.6)$$

$$E_n^{comm} = \frac{Z(\mathbf{W}_n^t)}{R_{n,m}} \cdot p_n \quad [J] \quad (5.7)$$

όπου $Z(\mathbf{W}_n^t)$ [bits] είναι το μέγεθος των παραμέτρων του τοπικού μοντέλου \mathbf{W}_n^t .

Επιπλέον, ο χρόνος και η ενέργεια που απαιτούνται για υπολογιστικούς σκοπούς, εξαιτίας της εκπαίδευσης των τοπικών μοντέλων, υπολογίζονται ως

$$T_n^{comp} = \frac{c_n \cdot (s_n \cdot s_{size})}{F_n} \quad [sec] \quad (5.8)$$

$$E_n^{comp} = \frac{a_n}{2} \cdot c_n \cdot (s_n \cdot s_{size}) \cdot F_n^2 \quad [J] \quad (5.9)$$

όπου c_n [CPU cycles/bit] είναι το πλήθος των κύκλων CPU που απαιτούνται για την εκτέλεση των υπολογισμών για ένα δείγμα δεδομένων, F_n [CPU cycles/sec] είναι η συχνότητα CPU της συσκευής του χρήστη n , s_{size} είναι το μέγεθος του ενός δείγματος και $\frac{a_n}{2}$ είναι ο συντελεστής αποτελεσματικής χωρητικότητας (effective capacitance coefficient).

5.3.2 Επικοινωνία μεταξύ νέφους - διακομιστών ακμής

Αντίστοιχα με πριν, για την επικοινωνία μεταξύ του νέφους και των διακομιστών ακμής χρησιμοποιείται και πάλι η μέθοδος NOMA.

Υποθέτοντας ότι $G_{1,c} \leq \dots \leq G_{m,c} \leq \dots \leq G_{M,c}$ είναι τα κέρδη καναλιού του διακομιστή ακμής $m \in M$ με τον διακομιστή νέφους, ταξινομημένα σε αύξουσα σειρά, τότε ο ρυθμός των δεδομένων του διακομιστή ακμής $m \in M$ που επιτυγχάνεται στη ζεύξη ανόδου δίνεται από τον τύπο

$$R_{m,c} = B_{backhaul} \cdot \log_2 \left(1 + \frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} \right) \quad (5.10)$$

όπου p_m [Watt] είναι η ισχύς μετάδοσης του διακομιστή ακμής m προς τον διακομιστή νέφους στη ζεύξη ανόδου.

Ο χρόνος και η ενέργεια που απαιτούνται για την επικοινωνία υπολογίζονται ως

$$T_m^{comm} = \frac{Z(\mathbf{W}_m^t)}{R_{m,c}} \quad [sec] \quad (5.11)$$

$$E_m^{comm} = \frac{Z(\mathbf{W}_m^t)}{R_{m,c}} \cdot p_m \quad [J] \quad (5.12)$$

όπου $Z(\mathbf{W}_m^t)$ [bits] είναι το μέγεθος των παραμέτρων του μοντέλου \mathbf{W}_m^t .

Όσον αφορά τον χρόνο και την ενέργεια που απαιτούνται για τους υπολογισμούς στο επίπεδο των διακομιστών ακμής, θεωρούμε ότι οι τιμές τους είναι πολύ μικρές και δεν τις λαμβάνουμε υπόψη.

5.4 Μοντελοποίηση της ανταμοιβής

Ο διακομιστής νέφος διαθέτει ένα ποσό ανταμοιβής (reward) R και σκοπός του είναι να εκπαιδευτεί ένα καθολικό μοντέλο. Ωστόσο, για να γίνει αυτό χρειάζεται η συνδρομή των χρηστών, για την εκπαίδευση των τοπικών μοντέλων. Για να παρακινήσει, λοιπόν, ο διακομιστής νέφος τους χρήστες να συμμετέχουν στην εκπαιδευτική διαδικασία χρησιμοποιεί το ποσό ανταμοιβής. Πιο συγκεκριμένα, μοιράζει το ποσό ανταμοιβής στους διακομιστές ακμής και εν συνεχεία κάθε διακομιστής ακμής μοιράζει το ποσό που έλαβε στους χρήστες με τους οποίους συνδέεται. Το ποσό ανταμοιβής που λαμβάνουν αρχικά οι διακομιστές ακμής και μετά οι χρήστες δεν είναι τυχαίο, αλλά καθορίζεται από τις συναρτήσεις χρησιμότητας του καθενός αντίστοιχα, όπως αυτές ορίζονται παρακάτω.

5.4.1 Συνάρτηση χρησιμότητας του χρήστη

Κάθε χρήστης $n \in N$ έχει μια συνάρτηση χρησιμότητας η οποία αντιπροσωπεύει το ποσό της ανταμοιβής που έλαβε καθώς και το κόστος που προέκυψε από τη συμμετοχή του στη διαδικασία της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης. Αυτή η συνάρτηση χρησιμότητας δίνεται από τον τύπο

$$U_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}, p_n, \mathbf{p}_{-n}) = \left(\frac{s_n}{\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'}} \cdot r_m - k_1 \cdot E_n^{comp} \right) + \left(\frac{R_{n,m}}{\sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}} \cdot r_m - E_n^{comm} \right) \quad (5.13)$$

όπου s_n είναι το πλήθος των δειγμάτων του συνόλου δεδομένων που μπορεί να χρησιμοποιήσει ο χρήστης n , k_1 είναι το πλήθος των επαναλήψεων εκπαίδευσης του τοπικού μοντέλου και $r_m = r_m(R)$ είναι η συνάρτηση που μοιράζει το αρχικό ποσό ανταμοιβής στους διακομιστές ακμής (ο τύπος της θα δοθεί παρακάτω).

Αντίστοιχα, η συνάρτηση που μοιράζει το ποσό ανταμοιβής κάθε διακομιστή ακμής στους συνδεδεμένους σε αυτόν χρήστες αποτελεί τον πρώτο όρο της παραπάνω εξίσωσης και δίνεται από τον τύπο $r_n(r_m) = \left(\frac{s_n}{\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'}} + \frac{R_{n,m}}{\sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}} \right) \cdot r_m$.

Η φυσική σημασία της συνάρτησης χρησιμότητας ενός χρήστη n είναι ότι όσο περισσότερα δείγματα χρησιμοποιήσει ο χρήστης n για να εκπαιδευτεί το τοπικό του μοντέλο, τόσο μεγαλύτερο θα είναι και το ποσό ανταμοιβής που θα λάβει από το νέφος μέσω του αντίστοιχου διακομιστή ακμής. Αυτό συμβαίνει διότι ο χρήστης αυτός, αφού θα έχει περισσότερα

δείγματα, θα εκπαιδεύσει ένα πιο ακριβές τοπικό μοντέλο και κατά συνέπεια θα επηρεάσει και την ακρίβεια του τελικού καθολικού μοντέλου.

Επιπλέον, το κόστος του κάθε χρήστη η εξαρτάται από τη συνολική ενέργεια που απαιτείται για να εκπαιδεύσει το μοντέλο του και είναι το άθροισμα της ενέργειας που χρειάζεται για τους υπολογισμούς κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του τοπικού μοντέλου και της ενέργειας που χρειάζεται για την επικοινωνία του χρήστη η με τον αντίστοιχο διακομιστή ακμής.

5.4.2 Συνάρτηση χρησιμότητας του διακομιστή ακμής

Κάθε διακομιστής ακμής $m \in M$ έχει μια συνάρτηση χρησιμότητας η οποία αντιπροσωπεύει το ποσό της ανταμοιβής που έλαβε ο διακομιστής ακμής από τον διακομιστή νέφους καθώς και το καταγραφόμενο κόστος. Η συνάρτηση χρησιμότητας ενός διακομιστή ακμής m δίνεται από τον τύπο

$$U_m(k_2^m, \mathbf{k}_2^{-m}, p_m, \mathbf{p}_{-m}) = \left(\frac{k_2^m}{\sum_{m'=1}^M k_2^{m'}} \cdot R - k_2^m \cdot k_1 \cdot \sum_{n'=1}^{N_m} E_{n'}^{comp} \right) + \left(\frac{R_{mc}}{\sum_{m'=1}^M R_{m'c}} \cdot R - E_m^{comm} \right) \quad (5.14)$$

όπου ο όρος $\left(\frac{k_2^m}{\sum_{m'=1}^M k_2^{m'}} + \frac{R_{mc}}{\sum_{m'=1}^M R_{m'c}} \right) \cdot R$ είναι η συνάρτηση $r_m(R)$ που αναφέρθηκε παραπάνω.

Η φυσική σημασία της συνάρτησης χρησιμότητας ενός διακομιστή ακμής m είναι ότι όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των επαναλήψεων για τη συνάθροιση των μοντέλων στον διακομιστή ακμής, τόσο μεγαλύτερο θα είναι το μερίδιο της ανταμοιβής που θα λάβει αυτός ο διακομιστής από το νέφος, καθώς έτσι θα βελτιωθεί η ακρίβεια του μοντέλου.

5.5 Μοντελοποίηση του παιγνίου Stackelberg

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή, εντός του συστήματος διεξάγεται ένα μη συνεργατικό παίγνιο Stackelberg πολλαπλών ηγέτων και πολλαπλών ακολούθων. Αυτό το παίγνιο αποτελείται από τους ηγέτες και τους ακόλουθους, η δομή των οποίων θα αναλυθεί ακριβώς παρακάτω.

5.5.1 Ηγέτες

Ως ηγέτες συμπεριφέρονται οι διακομιστές ακμής, οι οποίοι παίζουν ένα μη-συνεργατικό παίγνιο $G_1 = [M, A^M, U^M]$, όπου

- M : το σύνολο των παικτών, δηλαδή των διακομιστών ακμής
- A^M : το σύνολο των ενεργειών (action set), με $A^M = A_1^M \times \dots \times A_m^M \times \dots \times A_{|M|}^M$ και $A_m^M = \{(k_2^m, p_m) | k_2^m \in [0, k_2^{max}], p_m \in [0, p_{max}]\}$
- U^M : το σύνολο των ανταμοιβών (payoff set), με $U^M = \{U_1, \dots, U_m, \dots, U_{|M|}\}$

Εδώ, κάθε διακομιστής ακμής επιδιώκει να μεγιστοποιήσει τη συνάρτηση χρησιμότητάς του, λαμβάνοντας υπόψη τις ενέργειες των υπόλοιπων διακομιστών ακμής.

Η τυπική αναπαράσταση του προβλήματος βελτιστοποίησης για κάθε διακομιστή ακμής $m \in M$ περιγράφεται ως

$$\max_{(k_2^m, p_m)} U_m(k_2^m, \mathbf{k}_2^{-m}, p_m, \mathbf{p}_{-m}) : k_2^m \in [0, k_2^{max}] \text{ και } p_m \in [0, p_{max}] \quad (5.15)$$

όπου k_2^{max} είναι το μέγιστο πλήθος επαναλήψεων συνάθροισης στον διακομιστή ακμής και p_{max} η μέγιστη διαθέσιμη ισχύς του.

Παρακάτω αναλύονται ένας ορισμός και κάποια θεωρήματα που θα χρησιμεύσουν στη συνέχεια της εργασίας.

Ορισμός 5.1. Το προφίλ δράσεων $\{k_2^{m*}, p_m^*, \mathbf{k}_2^{-m*}, \mathbf{p}_{-m}^*\}_M, \forall m \in M$ είναι ένα σημείο ισορροπίας Nash αν $\forall m \in M$ και $\forall (k_2^m, p_m) \in A_m^M$ και $\forall (\mathbf{k}_2^{-m}, \mathbf{p}_{-m}) \in A_{-m}^M$ ισχύει ότι

$$U_m(k_2^{m*}, \mathbf{k}_2^{-m*}, p_m^*, \mathbf{p}_{-m}^*) \geq U_m(k_2^m, \mathbf{k}_2^{-m}, p_m, \mathbf{p}_{-m}) \quad (5.16)$$

Θεώρημα 5.1. Το μη-συνεργατικό παίγνιο G_1 έχει τουλάχιστον ένα σημείο ισορροπίας Nash.

Απόδειξη. Η απόδειξη του θεωρήματος, **βασίζεται σημαντικά στην απόδειξη του αντίστοιχου θεωρήματος των συγγραφέων του [20].**

Υπολογίζουμε τις μερικές παραγώγους πρώτου και δεύτερου βαθμού της U_m ως προς k_2^m και p_m αντίστοιχα ως εξής :

$$\frac{\partial U_m(k_2^m, p_m)}{\partial k_2^m} = -\frac{k_2^m \cdot R}{(\sum_{m'=1, m' \neq m}^M k_2^{m'} + k_2^m)^2} - k_1 \cdot \sum_{n'=1}^{N_m} E_{n'}^{comp} \quad (5.17)$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial U_m(k_2^m, p_m)}{\partial p_m} = & \frac{G_{mc} \cdot R \cdot B_{backhaul}^2 \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\left(\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m\right) \cdot \left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
 & \cdot \frac{1}{\left(\frac{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{m'=1}^M R_{m'c}\right)^2} \cdot \log^2(2) \\
 & + \frac{G_{mc} \cdot R \cdot B_{backhaul}}{\left(\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m\right) \cdot \left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
 & \cdot \frac{1}{\left(\frac{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{m'=1}^M R_{m'c}\right)} \cdot \log(2) \\
 & + \frac{G_{mc} \cdot Z_m \cdot p_m \cdot \log(2)}{B_{backhaul} \cdot \left(\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m\right) \cdot \left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
 & \cdot \frac{1}{\log^2\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
 & - \frac{Z_m \cdot \log(2)}{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}
 \end{aligned} \tag{5.18}$$

$$\frac{\partial^2 U_m(k_2^m, p_m)}{\partial k_2^{m2}} = \frac{2 \cdot R \cdot \sum_{m'=1, m' \neq m}^M k_2^{m'}}{\left(\sum_{m'=1, m' \neq m}^M k_2^{m'} + k_2^m\right)^3} \tag{5.19}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2 U_m(k_2^m, p_m)}{\partial p_m^2} = & \frac{G_{mc}^2 \cdot R \cdot B_{backhaul}^2 \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\left(\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m\right)^2 \cdot \left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)^2} \\
 & \cdot \frac{1}{\left(\frac{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{m'=1}^M R_{m'c}\right)^2} \cdot \log^2(2) \\
 & \cdot \left[\frac{2 \cdot B_{backhaul}}{\left(\frac{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{mc} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{m'=1}^M R_{m'c}\right)} \cdot \log(2) - 1 \right]
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \frac{G_{mc}^2 \cdot R \cdot B_{backhaul}}{(\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m)^2 \cdot \left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)^2} \\
& \cdot \frac{1}{\left(\frac{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{m'=1}^M R_{m',c} \right) \cdot \log(2)} \\
& \cdot \left(\frac{2 \cdot B_{backhaul}}{\left(\frac{B_{backhaul} \cdot \log\left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{m'=1}^M R_{m',c} \right) \cdot \log(2)} + 1 \right) \\
& \frac{G_{mc}^2 \cdot Z_m \cdot p_m \cdot \log(2)}{B_{backhaul} \cdot (\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m)^2 \cdot \left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)^2 \cdot \log^2\left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
& \frac{2 \cdot G_{mc} \cdot Z_m \cdot \log(2)}{B_{backhaul} \cdot (\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m) \cdot \left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right) \cdot \log^2\left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
& \cdot \left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{(\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m) \cdot \left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right) \cdot \log\left(\frac{G_{m,c} \cdot p_m}{\sum_{m'=1}^{m-1} G_{m',c} \cdot p_{m'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} - 1 \right)
\end{aligned} \tag{5.20}$$

Με βάση τις παραπάνω μερικές παραγώγους ισχύει ότι:

- 1) Το σύνολο δράσεων A^M είναι κυρτό, συμπαγές και μη-κενό $\forall m \in M$
- 2) Η συνάρτηση χρησιμότητας U_m είναι συνεχής στα $k_2^m, k_2^{-m}, p_m, p_{-m} \forall m \in M$
- 3) Η συνάρτηση χρησιμότητας U_m είναι κοίλη στο $k_2^m, \forall k_2^{-m} \in A_{-m}^M$ και στο $p_m, \forall p_{-m} \in A_{-m}^M$

Επιπλέον, με βάση το Θεώρημα Ακρότατης Τιμής του Weierstrass [41], μία πραγματική συνάρτηση που είναι συνεχής σε έναν συμπαγή τοπολογικό χώρο επιτυγχάνει ένα ολικό ελάχιστο και ένα ολικό μέγιστο.

Συνεπώς, δεδομένων των παραπάνω ιδιοτήτων και του θεωρήματος Weierstrass, προκύπτει ότι η συνάρτηση χρησιμότητας U_m έχει τουλάχιστον ένα ολικό μέγιστο και συγκεκριμένα το $(k_2^{m*}, p_m^*) = (k_2^{1*}, k_2^{2*}, \dots, k_2^{m*}, p_1^*, p_2^*, \dots, p_m^*)$, το οποίο είναι σημείο ισορροπίας Nash του παιγνίου G_1 . Σε αυτό το σημείο ισορροπίας, η συνάρτηση χρησιμότητας κάθε διακομιστή ακμής είναι μέγιστη και δε μπορεί να βελτιωθεί περαιτέρω με οποιαδήποτε άλλη αλλαγή. Έτσι, το Θεώρημα Ακρότατης Τιμής του Weierstrass συμβάλλει στην απόδειξη της ύπαρξης τουλάχιστον ενός σημείου ισορροπίας Nash στο παίγνιο G_1 .

□

5.5.2 Ακόλουθοι

Ως ακόλουθοι συμπεριφέρονται οι χρήστες, οι οποίοι παίζουν ένα μη-συνεργαστικό παίγνιο $G_2 = [N, A^N, U^N]$, όπου

- N : το σύνολο των παικτών, δηλαδή των χρηστών

- A^N : το σύνολο των ενεργειών (action set), με $A^N = A_1^N \times \dots \times A_n^N \times \dots \times A_{|N|}^N$ και $A_n^N = \{(s_n, p_n) | s_n \in [0, |S_n|], p_n \in [0, p_{max}]\}$
- U^N : το σύνολο των ανταμοιβών (payoff set), με $U^N = \{U_1, \dots, U_n, \dots, U_{|N|}\}$

Εδώ, κάθε χρήστης επιδιώκει να μεγιστοποιήσει τη συνάρτηση χρησιμότητάς του, λαμβάνοντας υπόψη τις ενέργειες των υπόλοιπων χρηστών.

Η τυπική αναπαράσταση του προβλήματος βελτιστοποίησης για κάθε χρήστη $n \in N$ περιγράφεται ως

$$\max_{(s_n, p_n)} U_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}, p_n, \mathbf{p}_{-n}) : s_n \in [0, |S_n|] \text{ και } p_n \in [0, p_{max}] \quad (5.21)$$

Παρακάτω αναλύονται και πάλι ένας χρήσιμος ορισμός και κάποια θεωρήματα.

Ορισμός 5.2. Το προφίλ δράσεων $\{s_n^*, p_n^*, \mathbf{s}_{-n}^*, \mathbf{p}_{-n}^*\}_N, \forall n \in N$ είναι ένα σημείο ισορροπίας Nash αν $\forall n \in N$ και $\forall (s_n, p_n) \in A_n^N$ και $\forall (\mathbf{s}_{-n}, \mathbf{p}_{-n}) \in A_{-n}^N$ ισχύει ότι

$$U_n(s_n^*, \mathbf{s}_{-n}^*, p_n^*, \mathbf{p}_{-n}^*) \geq U_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}, p_n, \mathbf{p}_{-n}) \quad (5.22)$$

Θεώρημα 5.2. Το μη-συνεργατικό παίγνιο G_2 έχει τουλάχιστον ένα σημείο ισορροπίας Nash.

Απόδειξη. Αντίστοιχα με το θεώρημα 5.1 και η παρούσα απόδειξη βασίζεται σημαντικά στην απόδειξη του αντίστοιχου θεωρήματος των συγγραφέων του [20].

Υπολογίζουμε τις μερικές παραγώγους πρώτου και δεύτερου βαθμού της U_n ως προς s_n και p_n αντίστοιχα ως εξής:

$$\frac{\partial U_n(s_n, p_n)}{\partial s_n} = \frac{B_m \cdot s_n \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{(\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'})^2 \cdot \log(2)} + \frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{(\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'}) \cdot \log(2)} - 392 \cdot a_n \cdot c_n \cdot f_n^2 \cdot k_1 \quad (5.23)$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial U_n(s_n, p_n)}{\partial p_n} = & - \frac{G_{nm} \cdot B_m^2 \cdot r_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m) \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
& \cdot \frac{\left(\frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}\right)^2}{1} \cdot \log^2(2) \\
& + \frac{G_{nm} \cdot B_m \cdot r_m}{(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m) \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
& \cdot \frac{\left(\frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}\right) \cdot \log(2)}{1} \\
& + \frac{G_{nm} \cdot B_m \cdot s_n}{(\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'}) \cdot (\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m) \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right) \cdot \log(2)} \\
& + \frac{G_{nm} \cdot Z_n \cdot p_n \cdot \log(2)}{B_m \cdot (\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m) \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
& \cdot \frac{1}{\log^2\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
& - \frac{Z_n \cdot \log(2)}{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}
\end{aligned} \tag{5.24}$$

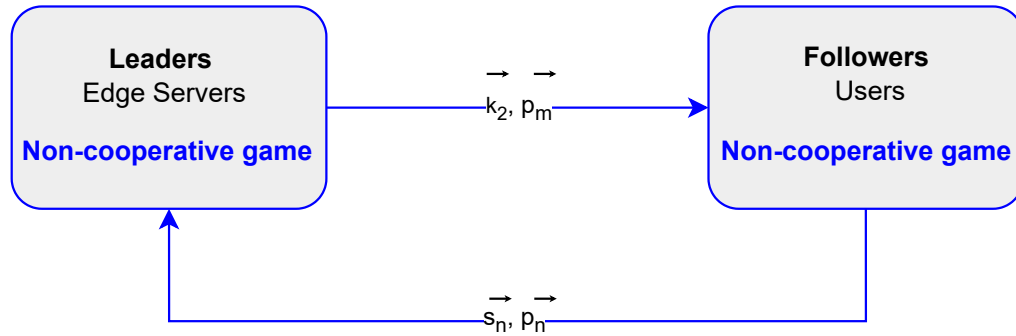
$$\frac{\partial^2 U_n(s_n, p_n)}{\partial s_n^2} = - \frac{2 \cdot B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{(\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'})^2 \cdot \log(2)} \cdot \left(1 - \frac{s_n}{(\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'})}\right) \tag{5.25}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2 U_n(s_n, p_n)}{\partial p_n^2} = & \frac{G_{nm}^2 \cdot B_m^2 \cdot r_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\left(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m\right)^2 \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)^2} \\
 & \cdot \frac{\left(\frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}\right)^2}{1} \cdot \log^2(2) \\
 & \cdot \left(\frac{2 \cdot B_m}{\left(\frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}\right) \cdot \log(2)} + 1\right) \\
 & - \frac{G_{nm}^2 \cdot B_m}{\left(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m\right)^2 \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)^2 \cdot \log(2)} \\
 & \cdot \left(\frac{2 \cdot B_m \cdot r_m + r_m \cdot \log(2) \cdot \frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)}}{\left(\frac{B_m \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)}{\log(2)} + \sum_{n'=1}^{N_m} R_{n',m}\right)^2 \cdot \log(2)} + \frac{s_n}{\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'}}\right) \\
 & - \frac{G_{nm}^2 \cdot Z_n \cdot p_n \cdot \log(2)}{B_m \cdot \left(\sum_{n'=1}^{N_m} s_{n'}\right) \cdot \left(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m\right)^2} \\
 & \cdot \frac{1}{\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)^2 \cdot \log^2\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
 & - \frac{2 \cdot G_{nm} \cdot Z_n \cdot \log(2)}{B_m \cdot \left(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m\right) \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right) \cdot \log^2\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} \\
 & \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\left(\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m\right) \cdot \left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right) \cdot \log\left(\frac{G_{nm} \cdot p_n}{\sum_{n'=1}^{n-1} G_{n',m} \cdot p_{n'} + I_0 \cdot B_m} + 1\right)} - \right. \\
 & \left. \right) \tag{5.26}
 \end{aligned}$$

Με βάση τις παραπάνω μερικές παραγώγους ισχύει ότι:

- 1) Το σύνολο δράσεων A^N είναι κυρτό, συμπαγές και μη-κενό $\forall n \in N$
- 2) Η συνάρτηση χρησιμότητας U_n είναι συνεχής στα $s_n, \mathbf{s}_{-n}, p_n, \mathbf{p}_{-n} \forall n \in N$
- 3) Η συνάρτηση χρησιμότητας U_n είναι κοίλη στο $s_n, \forall \mathbf{s}_{-n} \in A_{-n}^N$ και στο $p_n, \forall \mathbf{p}_{-n} \in A_{-n}^N$

Συνεπώς, δεδομένων των παραπάνω ιδιοτήτων και του θεωρήματος Weierstrass, προκύπτει ότι η συνάρτηση χρησιμότητας U_n έχει τουλάχιστον ένα ολικό μέγιστο και συγκεκριμένα το $(\mathbf{s}_n^*, \mathbf{p}_n^*) = (s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*, p_1^*, p_2^*, \dots, p_n^*)$, το οποίο είναι σημείο ισορροπίας Nash του παιγνίου G_2 . Σε αυτό το σημείο ισορροπίας, η συνάρτηση χρησιμότητας κάθε χρήστη είναι μέγιστη και δε μπορεί να βελτιωθεί περαιτέρω με οποιαδήποτε άλλη αλλαγή. Έτσι, το Θεώρημα Ακρότατης Τιμής του Weierstrass συμβάλει στην απόδειξη της ύπαρξης τουλάχιστον ενός σημείου ισορροπίας Nash στο παίγνιο G_2 . \square



Σχήμα 5.1: Η επαναλαμβανόμενη εκτέλεση των δύο μη-συνεργατικών παιγνίων

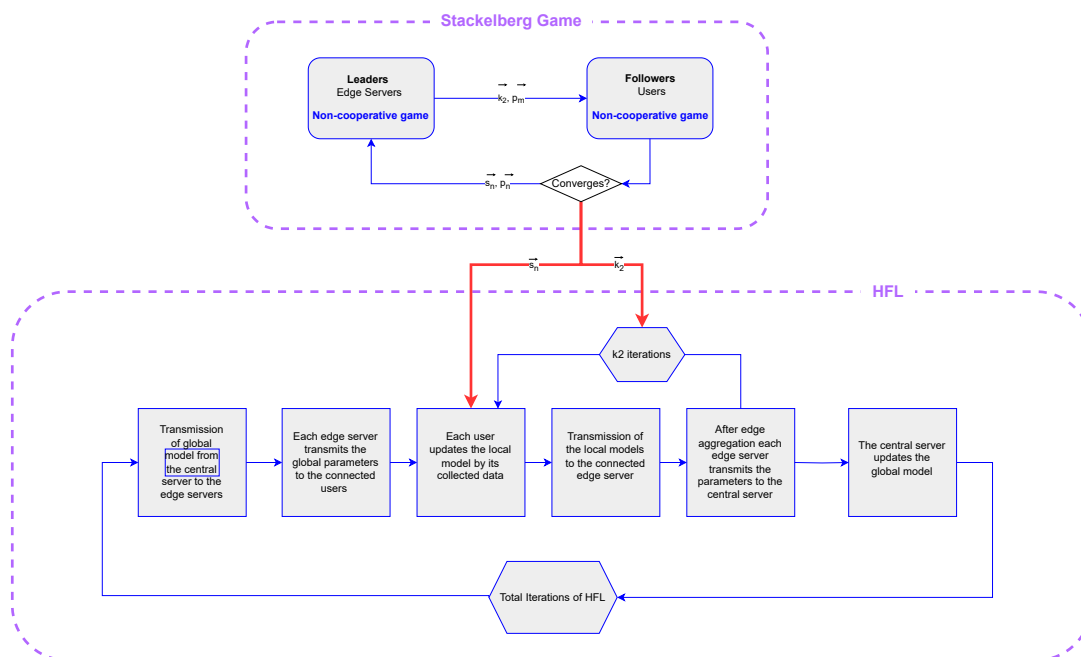
Τα δύο μη-συνεργατικά παίγνια που περιγράφηκαν παραπάνω, διεξάγονται επαναλαμβανόμενα και το αποτέλεσμα του G_1 λειτουργεί ως είσοδος για το G_2 , με βάση τον αλγόριθμο 5.1.

Από αυτή την επαναλαμβανόμενη διαδικασία θα προκύψει το σημείο ισορροπίας Stackelberg

$$(\mathbf{k}_2^{m*}, \mathbf{p}_m^*, \mathbf{s}_n^*, \mathbf{p}_n^*) \quad \forall m \in M, \forall n \in N$$

Με την ολοκλήρωση του παιγνίου Stackelberg, αφού επέλθει ισορροπία, οι τιμές των μεταβλητών k_2^m και s_n που προέκυψαν ως βέλτιστες, εισάγονται στον αλγόριθμο της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης.² Κάθε χρήστης έχει διαθέσιμα από το σύνολο δεδομένων s_n δείγματα για την εκπαίδευση του τοπικού του μοντέλου και κάθε διακομιστής ακμής εκτελεί τη συνάθροιση των παραμέτρων k_2^m φορές.

Η διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω φαίνεται αναλυτικά και στην εικόνα 5.2.



Σχήμα 5.2: Το συνολικό σύστημα HFL με χρήση παιγνίου Stackelberg

²Στον αλγόριθμο 5.1 το `ite_leader` αναφέρεται στον αριθμό των επαναλήψεων που απαιτούνται για τη σύγκλιση του μη συνεργατικού παιγνίου μεταξύ των διακομιστών ακμής, το `ite_follower` στον αριθμό των επαναλήψεων για τη σύγκλιση του μη συνεργατικού παιγνίου μεταξύ των χρηστών και το `ite` στον συνολικό αριθμό των επαναλήψεων που απαιτούνται για τη σύγκλιση ολόκληρου του παιγνίου

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ 5.1: Αλγόριθμος για το παίγνιο Stackelberg

```

1: Initialize all problems variables  $\mathbf{s}_n, \mathbf{p}_n, \mathbf{k}_2^m, \mathbf{p}_m$ 
2:  $convergence \leftarrow 0$ 
3:  $ite \leftarrow 1$ 
4: while  $convergence == 0$  do
5:    $convergence\_leader \leftarrow 0$ 
6:    $ite\_leader \leftarrow 1$ 
7:   while  $convergence\_leader == 0$  do
8:     for  $m = 1 : M$  do
9:        $\max_{(k_2^m, p_m)} U_m(k_2^m, \mathbf{k}_2^{-m}, p_m, \mathbf{p}_{-m}) : k_2^m \in [0, k_2^{max}]$  and  $p_m \in [0, p_{max}]$ 
10:    end for
11:     $count \leftarrow 0$ 
12:    for  $m = 1 : M$  do
13:      if  $|k_2^{m(ite\_leader)} - k_2^{m(ite\_leader-1)}| < \epsilon$  and  $|p_m^{ite\_leader} - p_m^{ite\_leader-1}| < \epsilon$  then
14:         $count \leftarrow count + 1$ 
15:      end if
16:    end for
17:    if  $count == |M|$  then
18:       $convergence\_leader \leftarrow 1$ 
19:    end if
20:     $ite\_leader \leftarrow ite\_leader + 1$ 
21:  end while
22:  while  $convergence\_follower == 0$  do
23:    for  $n = 1 : N$  do
24:       $\max_{(s_n, p_n)} U_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}, p_n, \mathbf{p}_{-n}) : s_n \in [0, |S_n|]$  and  $p_n \in [0, p_{max}]$ 
25:    end for
26:     $count \leftarrow 0$ 
27:    for  $n = 1 : N$  do
28:      if  $|s_n^{ite\_follower} - s_n^{ite\_follower-1}| < \epsilon$  and  $|p_n^{ite\_follower} - p_n^{ite\_follower-1}| < \epsilon$  then
29:         $count \leftarrow count + 1$ 
30:      end if
31:    end for
32:    if  $count == |N|$  then
33:       $convergence\_follower \leftarrow 1$ 
34:    end if
35:     $ite\_follower \leftarrow ite\_follower + 1$ 
36:  end while
37:   $count \leftarrow 0$ 
38:  for  $m = 1 : M$  do
39:    if  $|k_2^{m(ite)} - k_2^{m(ite-1)}| < \epsilon$  and  $|p_m^{ite} - p_m^{ite-1}| < \epsilon$  then
40:       $count \leftarrow count + 1$ 
41:    end if
42:  end for
43:  for  $n = 1 : N$  do
44:    if  $|s_n^{ite} - s_n^{ite-1}| < \epsilon$  and  $|p_n^{ite} - p_n^{ite-1}| < \epsilon$  then
45:       $count \leftarrow count + 1$ 
46:    end if
47:  end for
48:  if  $count == |M| + |N|$  then
49:     $convergence \leftarrow 1$ 
50:  end if
51:   $ite \leftarrow ite + 1$ 
52: end while

```


Κεφάλαιο 6

Αποτελέσματα

Στο παρόν κεφάλαιο, αρχικά παρουσιάζεται η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση του συστήματος και την εξαγωγή των αποτελεσμάτων. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την υλοποίηση του παιγνίου Stackelberg και την επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης. Με βάση αυτά, εκτελείται ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης και προκύπτουν αποτελέσματα που αφορούν την ακρίβεια του αλγορίθμου.

6.1 Μεθοδολογία

6.1.1 Χαρακτηριστικά υλοποίησης

Για την υλοποίηση του ασύρματου δικτύου θεωρούνται διαθέσιμοι ένας κεντρικός διακομιστής -το νέφος-, 3 διακομιστές ακμής και 9 χρήστες. Η σύνδεση των χρηστών με τους διακομιστές ακμής γίνεται με βάση τη μικρότερη ευκλείδεια απόσταση. Πιο συγκεκριμένα, υπολογίζονται οι ευκλείδειες αποστάσεις όλων των χρηστών από όλους τους διακομιστές ακμής και εν συνεχεία γίνεται η σύνδεση κάθε χρήστη στον πλησιέστερο διακομιστή ακμής. Ένα παράδειγμα τοπολογίας δικτύου φαίνεται στην εικόνα 6.1.

Επίσης, οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται για τις εξισώσεις του κεφαλαίου 5 παίρνουν τις ακόλουθες τιμές:

$$I_0 = 10^{\frac{-104-30}{10}} \left[\frac{dBm}{Hz} \right], R = 30, W_{access} = 10^6 \text{ [Hz]}, W_{backhaul} = \frac{10^6}{2} \text{ [Hz]}, W_m = \frac{10^6}{3} \text{ [Hz]}, \alpha_n = 2 \cdot 10^{-28}, Z_m = 28.1 \cdot 10^3 \text{ [bits]}, Z_n = 28.1 \cdot 10^3 \text{ [bits]}, F_n = 10^9 \text{ [CPU cycles/sec]}, c_n = 20 \text{ [CPU cycles/bit]}.$$

Με βάση τα παραπάνω, εκτελείται ο αλγόριθμος 5.1 του παιγνίου Stackelberg, από όπου προκύπτουν τα τελικά βέλιστα αποτελέσματα για τις μεταβλητές k_2, p_m, s_n και p_n .

Εν συνεχεία, οι προκύπτουσες τιμές των μεταβλητών χρησιμοποιούνται στον αλγόριθμο της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης για την εκπαίδευση των τοπικών και του καθολικού μοντέλου. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιείται ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται αρχικά από 2 συνελκτικά στρώματα 32 φίλτρων το καθένα και συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU, ενώ μετά ακολουθούν ένα στρώμα max pooling με μέγεθος 2x2 για μείωση των χωρικών διαστάσεων και ένα στρώμα dropout με ποσοστό 25% για την αποφυγή υπερεκπαίδευσης. Στη συνέχεια υπάρχει ένα στρώμα flatten που μετασχηματίζει τον



Σχήμα 6.1: Κατανομή χρηστών και διακομιστών ακμής στο ασύρματο δίκτυο

δισδιάστατο πίνακα σε μονοδιάστατο διάνυσμα και περνά μέσα από ένα πλήρως συνδεδεμένο στρώμα (dense) με 128 νευρώνες και συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU, ενώ υπάρχει και ένα ακόμη στρώμα dropout με ποσοστό 50% για κανονικοποίηση. Το στρώμα εξόδου είναι ένα πλήρως συνδεδεμένο στρώμα με 10 νευρώνες και συνάρτηση ενεργοποίησης softmax.

Σε κάθε έναν κύκλο από τις συνολικές επαναλήψεις πραγματοποιείται εκπαίδευση των τοπικών μοντέλων με βάση τις παραμέτρους του καθολικού μοντέλου, συνάθροιση των τοπικών παραμέτρων στους διακομιστές ακμής και εκπαίδευση του καθολικού μοντέλου. Με το πέρας όλων των επαναλήψεων προκύπτει το τελικό εκπαιδευμένο καθολικό μοντέλο και εξάγονται αποτελέσματα για την ακρίβειά του.

6.1.2 Τεχνολογίες και εργαλεία

Για τη συγγραφή και την εκτέλεση του κώδικα χρησιμοποιήθηκαν Jupyter Notebook και γλώσσα προγραμματισμού python. Ειδική αναφορά αξίζει να γίνει στο πακέτο της python spacy.optimize -που εδώ χρησιμοποιείται για την εύρεση των σημείων όπου βελτιστοποιούνται οι συναρτήσεις χρησιμότητας- καθώς και στη βιβλιοθήκη tensorflow.keras -που χρησιμοποιείται στην διαδικασία της ιεραρχικής ομόσπονδης μάθησης.

Το πακέτο spacy.optimize παρέχει πολλούς ευρέως χρησιμοποιούμενους αλγορίθμους

βελτιστοποίησης [42]. Συγκεκριμένα, στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `minimize`, η οποία συνδυάστηκε με τον `simplex` αλγόριθμο Nelder-Mead. Η συνάρτηση `minimize` παρέχει μια κοινή διεπαφή για αλγορίθμους ελαχιστοποίησης με ή χωρίς περιορισμούς για βαθμωτές συναρτήσεις πολλών μεταβλητών. Ο `simplex` αλγόριθμος Nelder-Mead είναι ένας απλός τρόπος για την ελαχιστοποίηση μιας αρκετά καλά συμπεριφερόμενης συνάρτησης καθώς απαιτεί μόνο αξιολογήσεις της συνάρτησης. Ωστόσο, μπορεί να χρειαστεί περισσότερο χρόνο για να καταλήξει σε λύση, δεδομένου ότι δε χρησιμοποιεί καθόλου αξιολογήσεις της παραγώγου [42].

Το Keras είναι ένα υψηλού επιπέδου API της πλατφόρμας TensorFlow και συναντάται στην επίλυση προβλημάτων μηχανικής μάθησης, με έμφαση στη σύγχρονη βαθιά μάθηση. Καλύπτει κάθε βήμα της ροής εργασιών μηχανικής μάθησης και ελαχιστοποιεί τον αριθμό των ενεργειών που απαιτούνται σε καθένα από αυτά τα βήματα [43].

6.1.3 MNIST

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, για την εκπαίδευση των μοντέλων χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων MNIST.

Το MNIST είναι μία δωρεάν διαθέσιμη βάση δεδομένων που αποτελείται από εικόνες χειρόγραφων ψηφίων, οι οποίες χρησιμοποιούνται εκτενώς στην αναγνώριση οπτικών χαρακτήρων και στην έρευνα μέσω μηχανικής μάθησης. Περιλαμβάνει 60.000 εικόνες εκπαίδευσης και 10.000 εικόνες δοκιμής, οι οποίες προέρχονται από την ίδια κατανομή. Όλα τα ασπρόμαυρα ψηφία έχουν κανονικοποιημένο μέγεθος και κεντράρονται σε μια εικόνα σταθερού μεγέθους, όπου το κέντρο βάρους της έντασης βρίσκεται στο κέντρο της εικόνας διαστάσεων 28x28 pixel. Έτσι, η διαστασιολόγηση κάθε δείγματος εικόνας είναι $28 * 28 = 784$, όπου κάθε στοιχείο είναι δυαδικό [44].

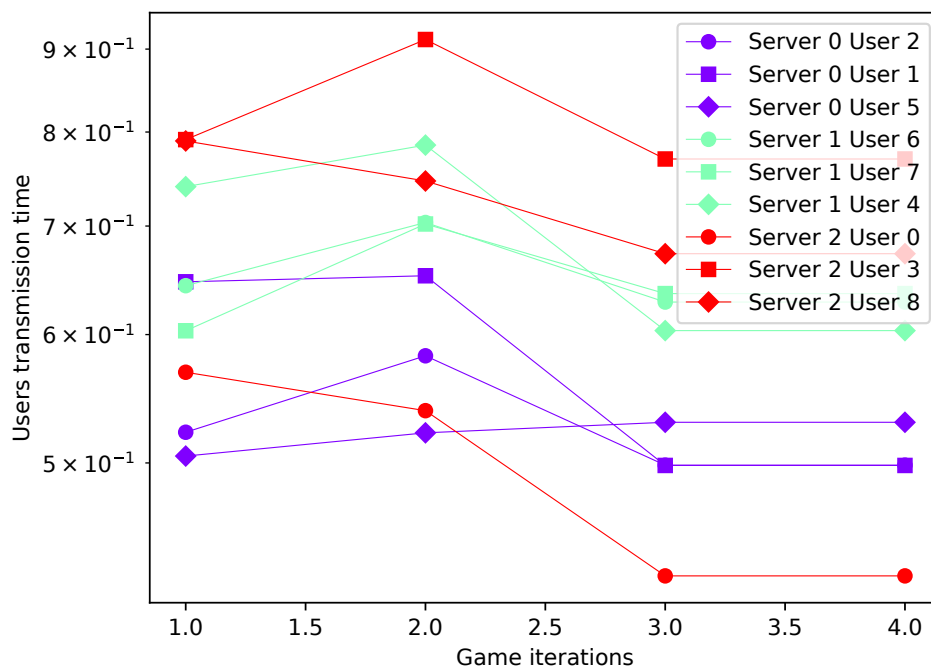
6.2 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

6.2.1 Αξιολόγηση της σύγκλισης

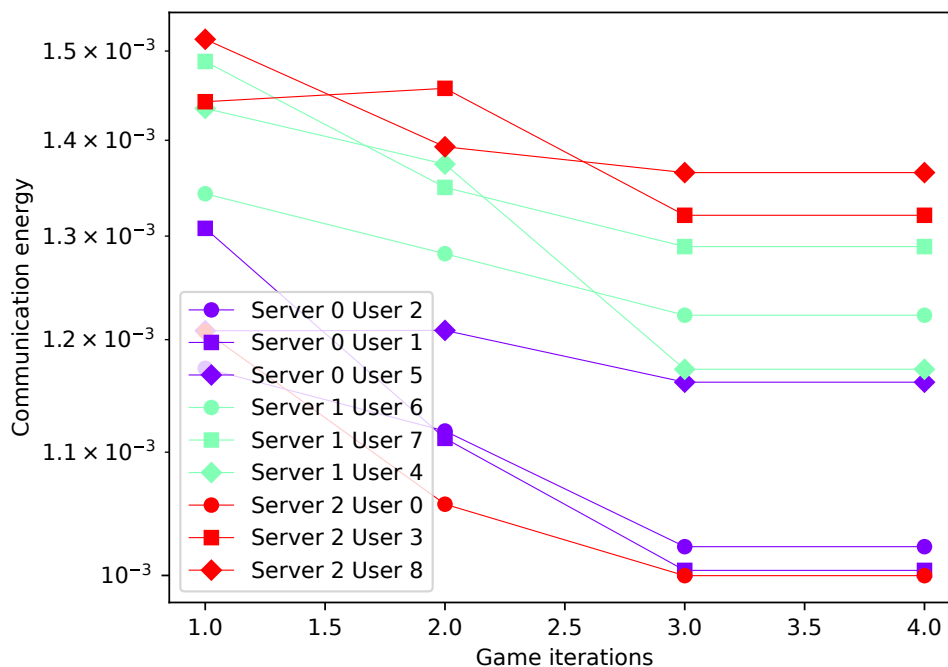
Όπως αναφέρθηκε και στο 2.4, τα παίγνια ισορροπίας -άρα και το παίγνιο Stackelberg- συνδέονται με την έννοια της ισορροπίας Nash. Κατά την εκτέλεση του παιγνίου Stackelberg, οι χρήστες ανταγωνίζονται για τη βελτιστοποίηση του τοπικού τους μοντέλου κατά τη διάρκεια ενός πλήθους επαναλήψεων k_1 και σταματούν σε εκείνη την επανάληψη στην οποία θα επέλθει ισορροπία. Παράλληλα, οι διακομιστές ακμής ανταγωνίζονται μεταξύ τους κατά τη διάρκεια ενός πλήθους επαναλήψεων k_2 και σταματούν και αυτοί σε εκείνη την επανάληψη στην οποία θα επέλθει ισορροπία. Το παίγνιο εκτελείται για κάποιον συνολικό αριθμό επαναλήψεων.

Κατά τη διάρκεια των συνολικών επαναλήψεων του παιγνίου αξίζει να αναλυθεί και να παρουσιαστεί η συμπεριφορά ενός συνόλου μετρικών και να εντοπιστούν οι επαναλήψεις στις οποίες οι τιμές αυτών των μετρικών συγκλίνουν.

Στις γραφικές παραστάσεις των εικόνων 6.2 και 6.3 παρουσιάζονται αντίστοιχα ο χρόνος μετάδοσης του κάθε χρήστη και η ενέργεια που καταναλώνεται για σκοπούς επικοινωνίας

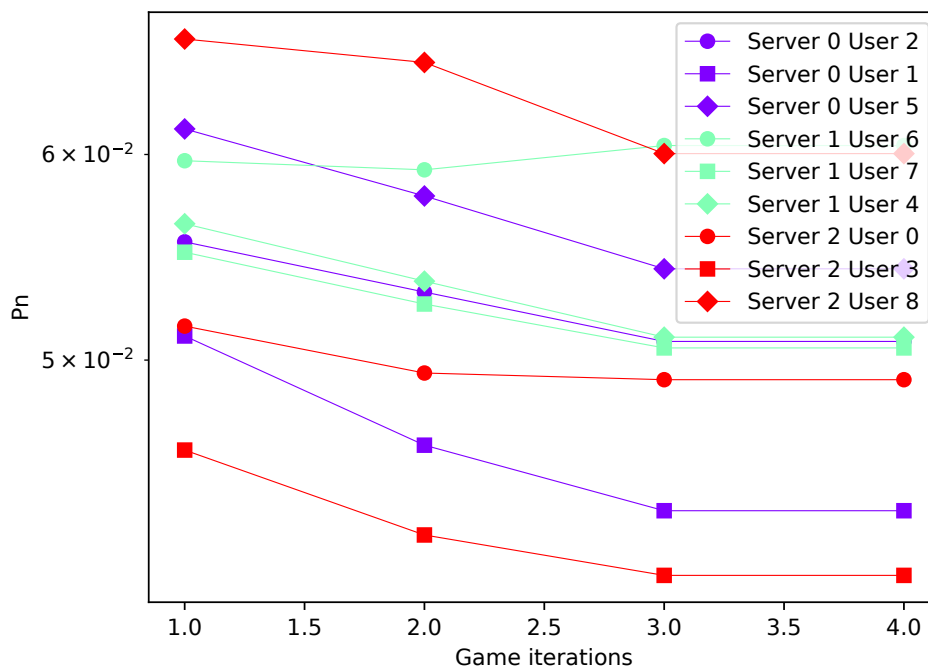


Σχήμα 6.2: Σύγκλιση του χρόνου μετάδοσης του χρήστη



Σχήμα 6.3: Σύγκλιση της ενέργειας επικοινωνίας

κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, για τους 9 διαφορετικούς χρήστες του συστήματος. Παρατηρείται ότι οι τιμές των δύο αυτών μετρικών συγκλίνουν κατά βάση μετά την 3η συνολική



Σχήμα 6.4: Σύγκλιση της ισχύος των χρηστών

επανάληψη του παιχνιδιού.

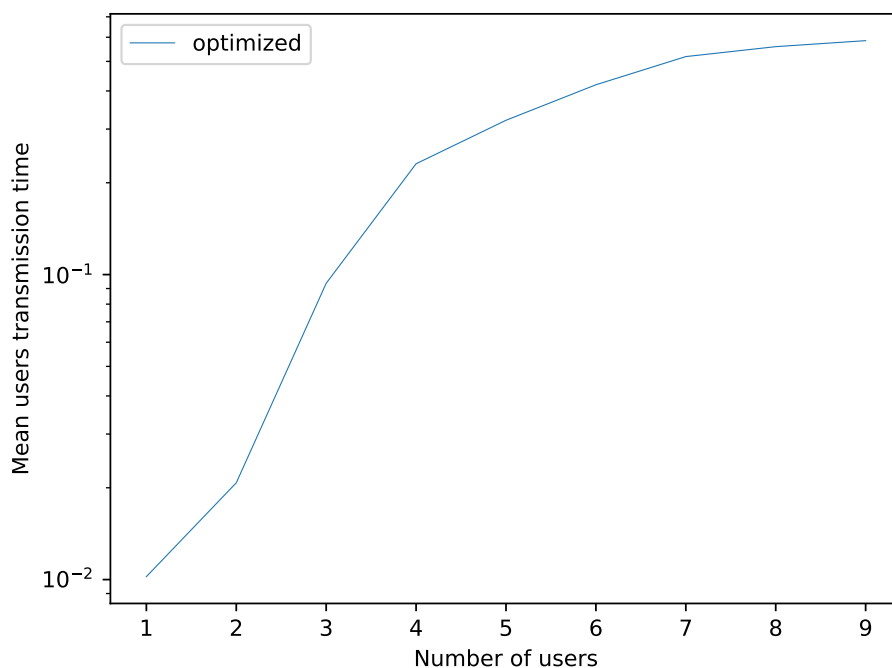
Στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.4 παρουσιάζεται η ισχύς που χρειάζεται κάθε χρήστης κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, για τους 9 διαφορετικούς χρήστες του συστήματος. Παρατηρείται και εδώ ότι για κάποιους χρήστες η τιμή της ισχύος συγκλίνει μετά την 3η συνολική επανάληψη του παιχνιδιού, ενώ για κάποιους άλλους χρήστες, η τιμή της ισχύος έχει σχεδόν συγκλίνει πριν την 3η επανάληψη. Επίσης, παρατηρείται ότι για αρκετούς χρήστες οι οποίοι είναι πιο απομακρυσμένοι από τον διακομιστή ακμής η τιμή της ισχύος που απαιτείται είναι μεγαλύτερη.

Με βάση, λοιπόν, τις παραπάνω παρατηρήσεις επί των γραφικών παραστάσεων προκύπτει ότι ως επί το πλείστον απαιτούνται 3 συνολικές επαναλήψεις του παιχνιδιού ώστε να καταφέρουν να συγκλίνουν όλες οι τιμές των παραμέτρων για όλους τους χρήστες του ασύρματου δικτύου.

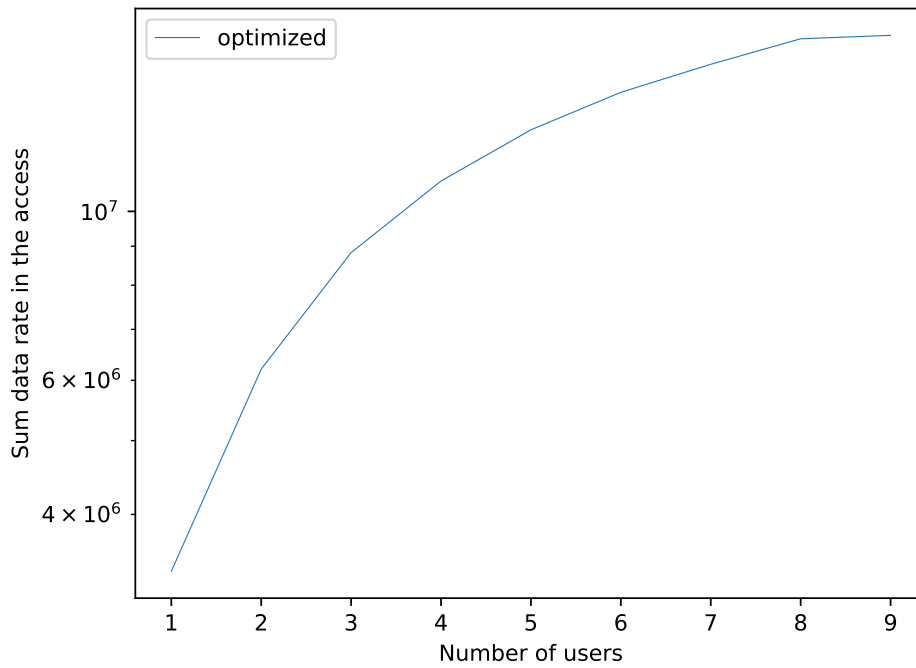
6.2.2 Αξιολόγηση της κλιμάκωσης του δικτύου

Στην παρούσα υποενότητα θα μελετηθεί και θα αξιολογηθεί η κλιμάκωση του δικτύου και πιο συγκεκριμένα θα σχολιαστούν τα αποτελέσματα που επιφέρει η εκτέλεση του παιγνίου στο δίκτυο όταν αυτό αποτελείται από διαφορετικά πλήθη χρηστών.

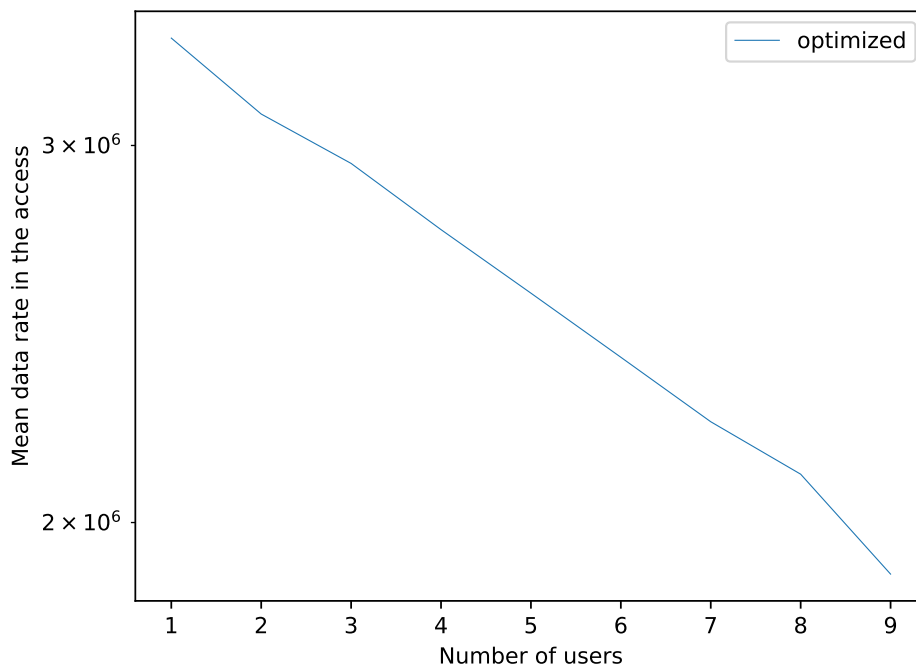
Στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.5 παρατηρείται ότι η καμπύλη είναι αύξουσα. Δηλαδή, όσο πιο πολλοί χρήστες υπάρχουν στο ασύρματο δίκτυο, τόσο περισσότερος είναι ο μέσος χρόνος που απαιτείται για τη μετάδοση. Κάτι ανάλογο προκύπτει και από τη γραφική παράσταση της εικόνας 6.6, όπου όσο αυξάνεται το πλήθος των χρηστών τόσο αυξάνεται και ο συνολικός ρυθμός δεδομένων πρόσβασης του δικτύου. Αντίθετα, ο μέσος ρυθμός δεδομένων πρόσβασης του δικτύου μειώνεται με την αύξηση του πλήθους των χρηστών, όπως διακρίνεται και από τη γραφική παράσταση της εικόνας 6.7.



Σχήμα 6.5: Μέσος χρόνος μετάδοσης των χρηστών για διαφορετικά πλήθη χρηστών



Σχήμα 6.6: Συνολικός ρυθμός δεδομένων πρόσβασης στο δίκτυο για διαφορετικά πλήθη χρηστών



Σχήμα 6.7: Μέσος ρυθμός δεδομένων πρόσβασης στο δίκτυο για διαφορετικά πλήθη χρηστών

Τα παραπάνω δικαιολογούνται, αν αναλογιστεί κανείς ότι όσο περισσότεροι χρήστες υπάρχουν στο δίκτυο τόσο περισσότερες είναι και οι παρεμβολές που δημιουργούνται εντός αυτού. Ως εκ τούτου, ο μέσος ρυθμός δεδομένων πρόσβασης μειώνεται και άρα ο μέσος χρόνος μετάδοσης γίνεται όλο και μεγαλύτερος.

6.2.3 Αξιολόγηση της ακρίβειας του μοντέλου ομόσπονδης μάθησης

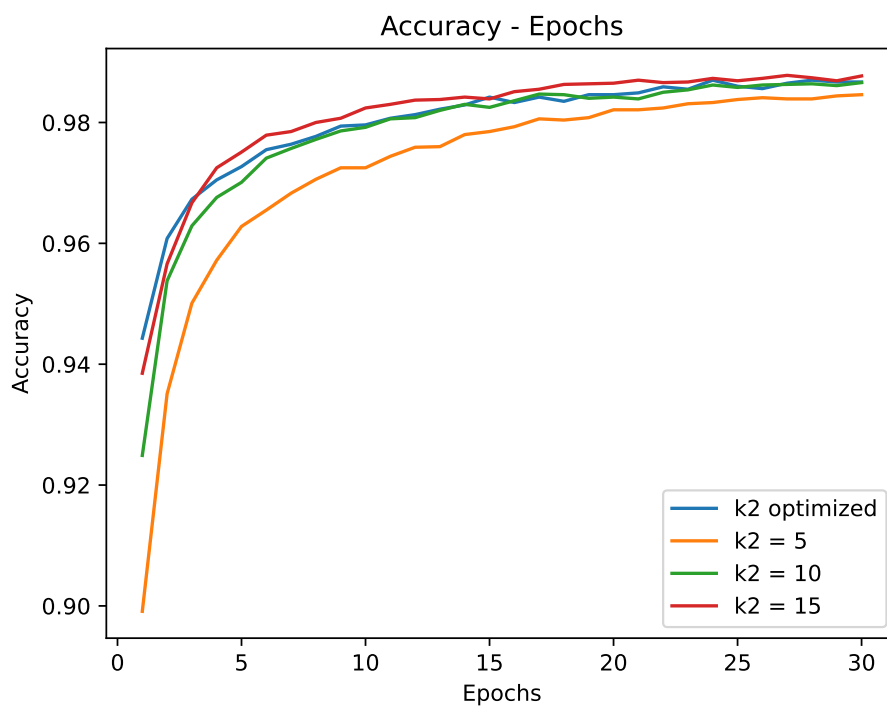
Χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα που προκύπτουν ως βέλτιστα από το παίγνιο Stackelberg, υλοποιείται το μοντέλο της ομόσπονδης μάθησης με σκοπό την εξαγωγή αποτελεσμάτων και γραφικών παραστάσεων που πληροφορούν για τη βελτιστοποίηση που προέκυψε από το παίγνιο και κυρίως για την ακρίβεια του μοντέλου.

Στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.8 παρουσιάζονται οι τιμές της ακρίβειας που προκύπτουν για διαφορετικά πλήθη επαναλήψεων συνάθροισης στους διακομιστές ακμής. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρείται ότι για το πλήθος των επαναλήψεων που προκύπτει από το παίγνιο Stackelberg, το μοντέλο παρουσιάζει καλύτερη ακρίβεια συγκριτικά με τις υπόλοιπες τιμές επαναλήψεων που δοκιμάστηκαν. Για πλήθη επαναλήψεων που απέχουν πολύ από τη βέλτιστη τιμή (πχ $k_2 = 5$), παρατηρείται ότι η ακρίβεια του μοντέλου είναι χειρότερη, ενώ για πλήθη επαναλήψεων που βρίσκονται πιο κοντά στη βέλτιστη τιμή δεν παρουσιάζεται τόσο μεγάλη διαφορά ως προς τις τιμές της ακρίβειας.

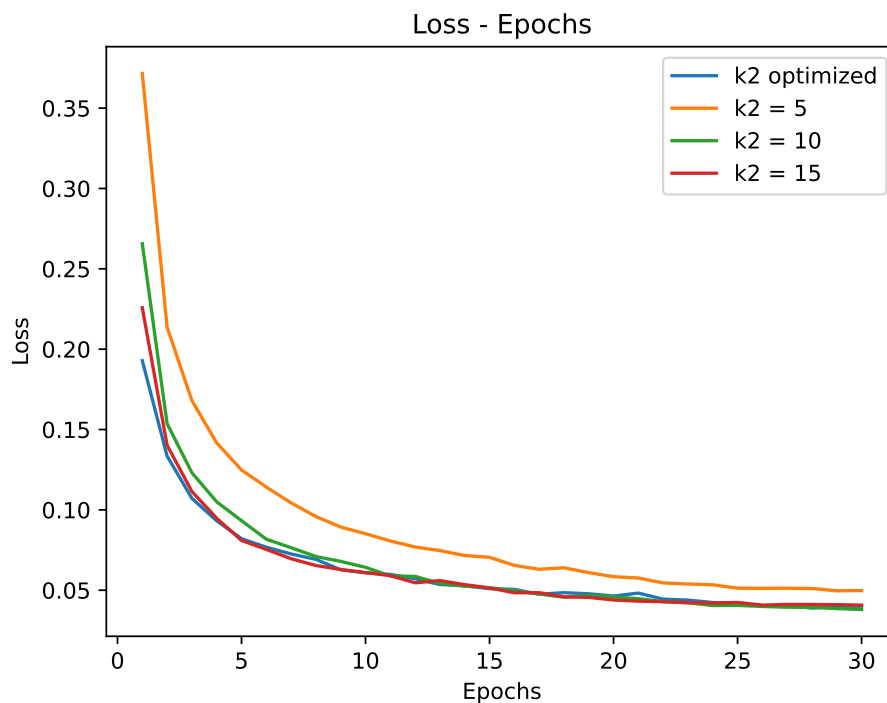
Αντίστοιχα, όσον αφορά το σφάλμα του μοντέλου OM που παρουσιάζεται στην εικόνα 6.9, προκύπτει ότι για το βέλτιστο πλήθος επαναλήψεων συνάθροισης που υποδεικνύει το παίγνιο το σφάλμα είναι πολύ μικρό, ενώ το σφάλμα μεγαλώνει για πλήθος επαναλήψεων που απέχει πολύ από το βέλτιστο.

Στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.10 παρουσιάζονται οι τιμές της ακρίβειας του μοντέλου OM που προκύπτουν για διαφορετικά πλήθη δειγμάτων που μπορεί να χρησιμοποιήσει κάθε χρήστης από το σύνολο δεδομένων για την εκπαίδευση του τοπικού του μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρείται ότι για την βέλτιστη τιμή που υποδεικνύει το παίγνιο, η ακρίβεια του μοντέλου είναι ιδιαίτερα υψηλή. Αντίθετα, για πλήθος δειγμάτων που απέχει κατά πολύ από το βέλτιστο πλήθος, η ακρίβεια του μοντέλου μειώνεται και το σφάλμα αυξάνεται, όπως φαίνεται και στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.11.

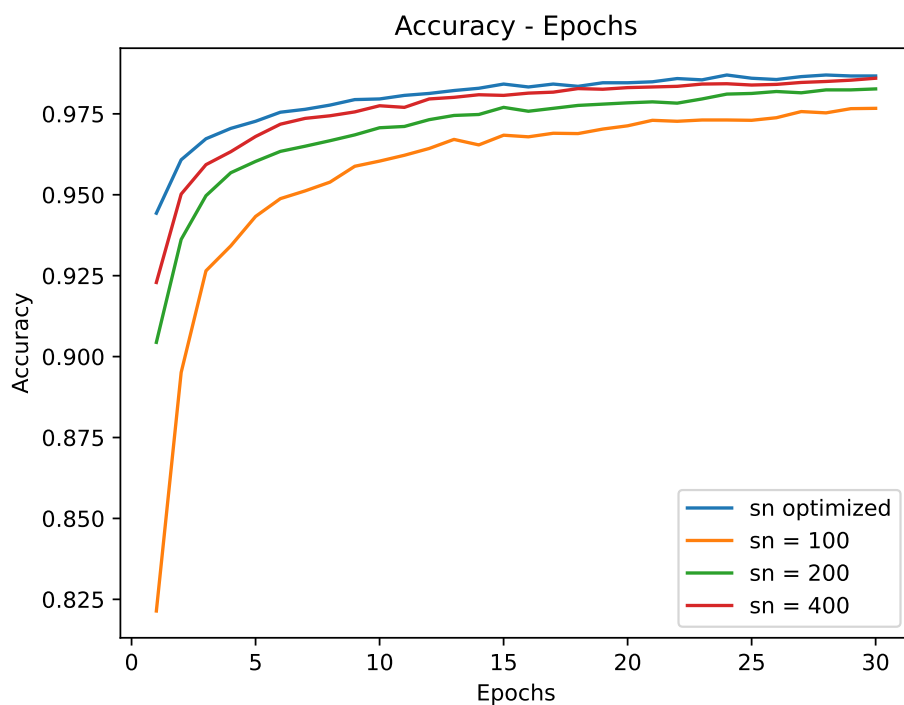
Τέλος, στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.12 συγκρίνονται οι τιμές της ακρίβειας του μοντέλου OM που προκύπτουν για πλήθος δειγμάτων αφενός ανεξάρτητων και πανομοιότυπα κατανεμημένων (iid) και αφετέρου μη ανεξάρτητων και πανομοιότυπα κατανεμημένων (non iid). Όπως εύκολα γίνεται αντιληπτό, η ακρίβεια του μοντέλου είναι σαφώς καλύτερη για iid παρά για non iid δείγματα. Αντίστοιχα, όπως φαίνεται στη γραφική παράσταση της εικόνας 6.13, για δείγματα iid το μοντέλο παρουσιάζει μικρότερο σφάλμα.



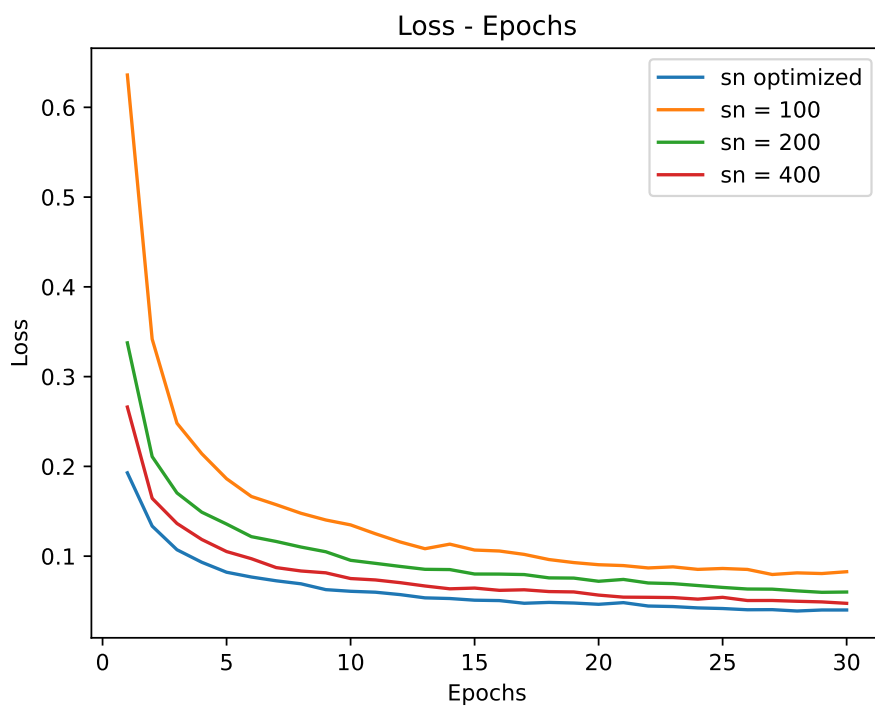
Σχήμα 6.8: Ακρίβεια μοντέλου ΟΜ για διαφορετικό πλήθος επαναλήψεων συνάδρωσης στους διακομιστές ακμής



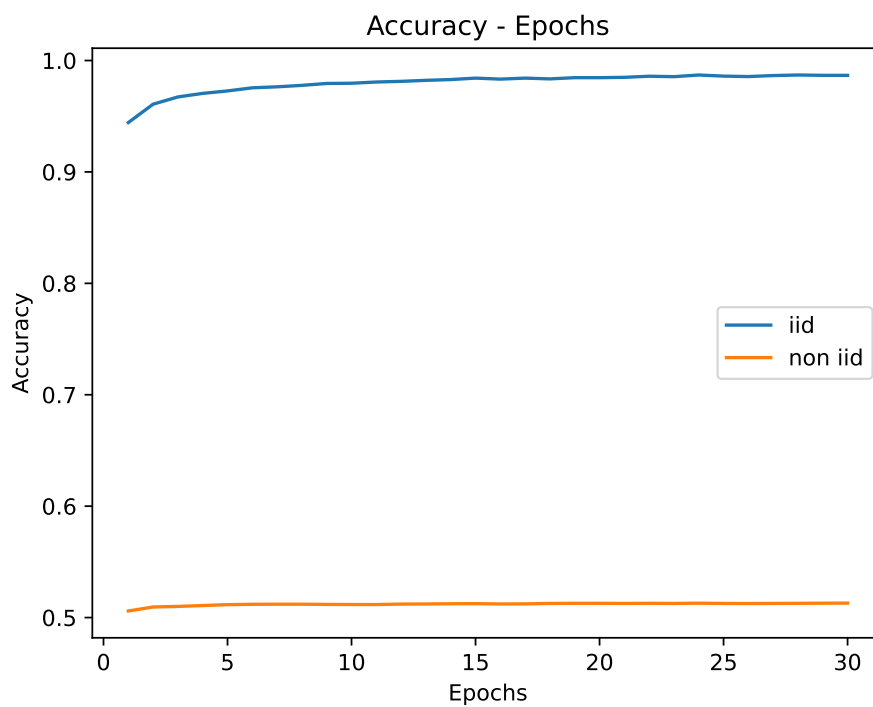
Σχήμα 6.9: Σφάλμα μοντέλου ΟΜ για διαφορετικό πλήθος επαναλήψεων συνάδρωσης στους διακομιστές ακμής



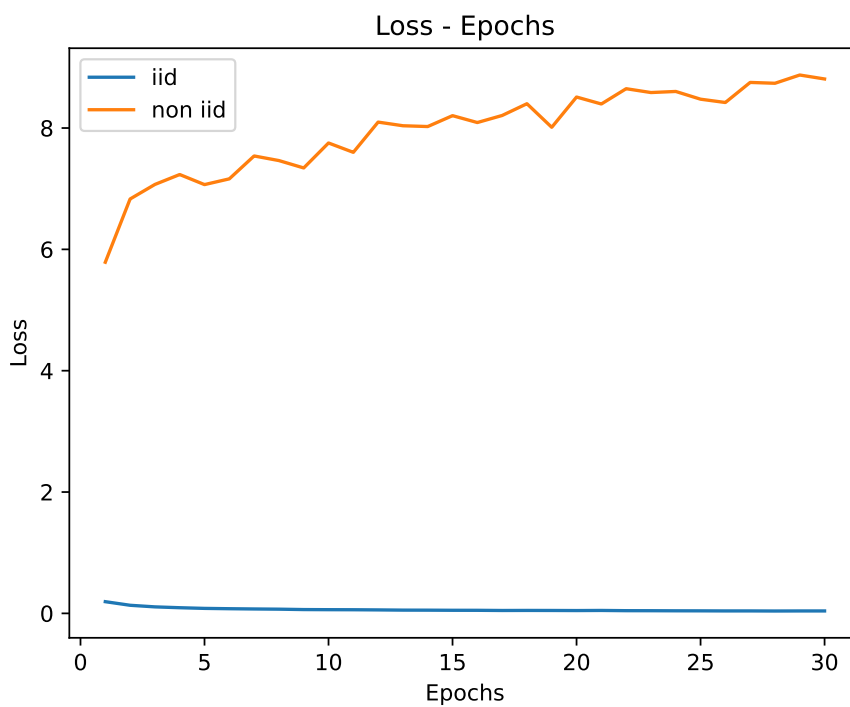
Σχήμα 6.10: Ακρίβεια μοντέλου ΟΜ για διαφορετικό πλήθος δειγμάτων



Σχήμα 6.11: Σφάλμα μοντέλου ΟΜ για διαφορετικό πλήθος δειγμάτων



Σχήμα 6.12: Ακρίβεια μοντέλου ΟΜ για πλήθος δειγμάτων iid και non iid



Σχήμα 6.13: Σφάλμα μοντέλου ΟΜ για πλήθος δειγμάτων iid και non iid

Κεφάλαιο **7**

Επίλογος

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα και η αξιολόγηση της υλοποίησης, ενώ παράλληλα αναλύονται και κάποιες επεκτάσεις της που θα μπορούσαν να πραγματοποιηθούν μελλοντικά.

7.1 Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, η αλματώδης ανάπτυξη του διαδικτύου των αντικειμένων και η επιτακτική ανάγκη για διαχείριση του μεγάλου όγκου δεδομένων οδήγησε σε ραγδαία αύξηση της χρήσης τεχνολογιών cloud computing. Για την όσο το δυνατόν καλύτερη ασφάλεια και αξιοπιστία στη διαχείριση των δεδομένων επιστρατεύτηκε η ομόσπονδη μάθηση και πιο συγκεκριμένα η ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση, για την ανταλλαγή μεταξύ συσκευών παραμέτρων και όχι καθεαυτού δεδομένων. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, για να αντιμετωπιστεί το ζήτημα του καταμερισμού του φόρτου εργασίας με βέλτιστο τρόπο, αξιοποιούνται οι δυνατότητες της θεωρίας παιγνίων και κυρίως των παιγνίων Stackelberg, όπου χρήστες ανταγωνίζονται ή/και συνεργάζονται για να επιτύχουν το καλύτερο δυνατό για αυτούς.

Με βάση και τα αποτελέσματα του κεφαλαίου 6, φαίνεται ότι η βελτιστοποίηση που προκύπτει από το παίγνιο Stackelberg, των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται στην ομόσπονδη μάθηση για την εκπαίδευση των τοπικών μοντέλων επιδρά θετικά στην τελική ακρίβεια του καθολικού μοντέλου. Η ακρίβεια που επιτυγχάνει το καθολικό μοντέλο για τις βέλτιστες παραμέτρους είναι κατά βάση καλύτερη από την ακρίβεια που επιτυγχάνει για διαφορετικές των βέλτιστων τιμές παραμέτρων.

Ο συνδυασμός, λοιπόν, ιεραρχικών παιγνίων και συγκεκριμένα παιγνίων Stackelberg, με την ιεραρχική ομόσπονδη μάθηση είναι ιδιαίτερα αποδοτικός και είναι σε θέση να λύσει σύγχρονα ζητήματα που αφορούν τη διαχείριση του μεγάλου όγκου δεδομένων με ασφάλεια και εγκυρότητα.

7.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Η υλοποίηση που αναπτύχθηκε έχει περιθώρια βελτίωσης και θα μπορούσε να επεκταθεί για την κάλυψη περαιτέρω προβλημάτων. Ενδεικτικά, κάποιιοι τρόποι επέκτασης περιγράφονται παρακάτω.

Στην παρούσα υλοποίηση το εύρος ζώνης ορίζεται εξ αρχής με μια σταθερή τιμή. Ωστόσο, με σκοπό την καλύτερη εκμετάλλευση των ασύρματων δικτύων ολοκληρωμένης πρόσβασης και οπισθόζευξης θα μπορούσε το εύρος ζώνης που δεσμεύεται να μοιράζεται δυναμικά στην πρόσβαση και στην οπισθόζευξη. Η τιμή του, δηλαδή, να προκύπτει από τη βελτιστοποίηση εντός του παιγνίου Stackelberg, όπως συμβαίνει με τις μεταβλητές που μελετήθηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια.

Μια άλλη επέκταση που θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί μελλοντικά είναι η θεώρηση της κινητικότητας των χρηστών. Πιο συγκεκριμένα, στην παρούσα υλοποίηση το παίγνιο Stackelberg είναι στατικό, καθώς οι συντεταγμένες των χρηστών είναι σταθερές και άρα αυτοί συνδέονται μονίμως στον ίδιο διακομιστή ακμής. Θα μπορούσε, λοιπόν, να θεωρηθεί πως οι παίκτες κινούνται και άρα οι συντεταγμένες τους αλλάζουν με τον χρόνο και συνεπώς αλλάζει και ο διακομιστής ακμής με τον οποίο συνδεόμαστε. Λόγω αυτής της κινητικότητας, το κέρδος του καναλιού θα είναι μεταβλητό και θα πρέπει να εφαρμοστεί μια μέθοδος επίλυσης που θα βασίζεται σε επαναλαμβανόμενα (repeated) παίγνια Stackelberg.

Ενδεικτικά τα παραπάνω θα μπορούσαν να εφαρμοστούν σε δίκτυα οχημάτων, όπου δεδομένα προερχόμενα από αισθητήρες μεταφορώνονται σε κοντινούς διακομιστές οι οποίοι τα επεξεργάζονται και παράγουν σχετική πληροφορία (για παράδειγμα για την κατασκευή χαρτών).

Βιβλιογραφία

- [1] Ting Lyu, Haitao Xu και Zhu Han. *Multi-leader Multi-follower Stackelberg Game based Resource Allocation in Multi-access Edge Computing*. σελίδες 4306–4311, 2022.
- [2] Panagiotis Charatsaris, Maria Diamanti και Symeon Papavassiliou. *On the Accuracy-Energy Tradeoff for Hierarchical Federated Learning via Satisfaction Equilibrium*. 2023.
- [3] Mingzhe Chen, Zhaohui Yang, Walid Saad, Changchuan Yin, H. Vincent Poor και Shuguang Cui. *A Joint Learning and Communications Framework for Federated Learning over Wireless Networks*, 2019.
- [4] Tao Li, Guanze Peng, Quanyan Zhu και Tamer Başar. *The Confluence of Networks, Games, and Learning a Game-Theoretic Framework for Multiagent Decision Making Over Networks*. *IEEE Control Systems*, 42:35–67, 2022.
- [5] Tinghao Zhang, Kwok Yan Lam και Jun Zhao. *User Assignment and Resource Allocation for Hierarchical Federated Learning over Wireless Networks*. *arXiv e-prints*, σελίδα αρθρ.:2309.09253, 2023.
- [6] Naram Mhaisen, Alaa Abdellatif, Amr Mohamed, Aiman Erbad και Mohsen Guizani. *Optimal User-Edge Assignment in Hierarchical Federated Learning Based on Statistical Properties and Network Topology Constraints*. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, ΠΠ:1–1, 2021.
- [7] 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*, 2020.
- [8] Shengli Liu, Guanding Yu, Xianfu Chen και Mehdi Bennis. *Joint User Association and Resource Allocation for Wireless Hierarchical Federated Learning With IID and Non-IID Data*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21, 2022.
- [9] Mohammad Sohrabi και Hossein Azgomi. *A Survey on the Combined Use of Optimization Methods and Game Theory*. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 27, 2018.
- [10] Favour Olaoye, Kaledio Potter και Lucas Doris. *Optimizing Resource Allocation with Machine Learning*. Επιστημονική Πρακτική νο. 12914, Επιστημονική, 2024.
- [11] Sajedeh Norozpour και Mehdi Safaei. *An Overview on Game Theory and Its Application*. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 993(1):012114, 2020.

- [12] Ferenc Forgó. *John von Neumann's Contribution to Modern Game Theory*. *Acta Oeconomica - ACTA OECON*, 54:73–84, 2004.
- [13] Bui Tinh, Nguyen Long, Kha Ha και Trung Duong. *Practical Optimization and Game Theory for 6G Ultra-Dense Networks: Overview and Research Challenges*. *IEEE Access*, 10:1–1, 2022.
- [14] Leonie Heuer και Andreas Orland. *Cooperation in the Prisoner's Dilemma: an experimental comparison between pure and mixed strategies*. *Royal Society Open Science*, 6:182142, 2019.
- [15] Giacomo Bonanno. *Game Theory*. Kindle Direct Publishing, 2η έκδοση, 2018.
- [16] Drew Fudenberg. *Noncooperative Game Theory for Industrial Organization: An Introduction and Overview*. 1986.
- [17] Giacomo Bonanno. *Non-cooperative game theory*, 2008.
- [18] Bezalel Peleg και Peter Sudhölter. *Introduction to the Theory of Cooperative Games*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2η έκδοση, 2007.
- [19] Charles Holt και Alvin Roth. *The Nash Equilibrium: A Perspective*. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101:3999–4002, 2004.
- [20] Eirini Eleni Tsiropoulou, Panagiotis Vamvakas και Symeon Papavassiliou. *Joint utility-based uplink power and rate allocation in wireless networks: A non-cooperative game theoretic framework*. *Physical Communication*, 9:299–307, 2013.
- [21] Maryam Lashgari, Behrouz Maham και Walid Saad. *Transmission Rate Maximization in Self-Backhauled Wireless Small Cell Networks*. σελίδες 1–5, 2017.
- [22] Pu yan Nie και Pei ai Zhang. *A Note on Stackelberg Games*. σελίδες 1201 – 1203, 2008.
- [23] Georgios Birmpas, Jiarui Gan, Alexandros Hollender, Francisco Marmolejo-Cossío, Ninad Rajgopal και Alexandros Voudouris. *Optimally Deceiving a Learning Leader in Stackelberg Games*, 2020.
- [24] Tanner Fiez, Benjamin Chasnov και Lillian Ratliff. *Implicit Learning Dynamics in Stackelberg Games: Equilibria Characterization, Convergence Analysis, and Empirical Study*. *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning* Hal Daumé III και Aarti Singh, επιμελητές, τόμος 119 στο *Proceedings of Machine Learning Research*, σελίδες 3133–3144. PMLR, 2020.
- [25] Antonio Tesoriere. *Stackelberg equilibrium with many leaders and followers. The case of zero fixed costs*. *Research in Economics*, 71, 2016.
- [26] Ming Hu και Masao Fukushima. *MULTI-LEADER-FOLLOWER GAMES: MODELS, METHODS AND APPLICATIONS*. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 58:1–23, 2015.

- [27] *Utility in gametheory.net*. <https://www.gametheory.net/dictionary/Utility.html>. Ημερομηνία πρόσβασης: 17-4-2024.
- [28] David “Rez” Graham. *An Introduction to Utility Theory*. *Game AI Pro* 360, 2019.
- [29] Radiocommunication Sector of ITU. *IMT traffic estimates for the years 2020 to 2030*. Τεχνική Αναφορά με αριθμό ITU-R M.2370-0, International Telecommunication Union, 2015.
- [30] Charitha Madapatha, Makki Behrooz, Chao Fang, Oumer Teyeb, Erik Dahlman, Mohamed Slim Alouini και Tommy Svensson. *On Integrated Access and Backhaul Networks: Current Status and Potentials*. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 1:1374–1389, 2020.
- [31] Charitha Madapatha, Makki Behrooz, Ajmal Muhammad, Erik Dahlman, Mohamed Slim Alouini και Tommy Svensson. *On Topology Optimization and Routing in Integrated Access and Backhaul Networks: A Genetic Algorithm-based Approach*, 2021.
- [32] Oumer Teyeb, Ajmal Muhammad, Gunnar Mildh, Erik Dahlman, Filip Barac και Behrooz Makki. *Integrated Access Backhauled Networks*. *2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall)*, σελίδες 1–5, 2019.
- [33] Henrik Ronkainen, Jonas Edstam, Anders Ericsson και Christer Östberg. *Integrated Access and Backhaul: A New Type of Wireless Backhaul in 5G*. *Frontiers in Communications and Networks*, 2:636949, 2021.
- [34] Berke Tezergil και Ertan Onur. *Wireless Backhaul in 5G and Beyond: Issues, Challenges and Opportunities*. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 24(4):2579–2632, 2022.
- [35] Yongqiang Zhang, Mustafa Kishk και Mohamed Slim Alouini. *A Survey on Integrated Access and Backhaul Networks*, 2021.
- [36] Subrato Bharati, M. Rubaiyat Mondal, Prajoy Podder και Surya Prasath. *Federated learning: Applications, challenges and future directions*. *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*, 18:19–35, 2022.
- [37] Peter Kairouz, H. McMahan, Brendan Avent, Aurélien Bellet, Mehdi Bennis, Arjun Bhagoji, Kallista Bonawitz, Zachary Charles, Graham Cormode, Rachel Cummings, Rafael D’Oliveira, Hubert Eichner, Salim El Rouayheb, David Evans, Josh Gardner, Zachary Garrett, Adrià Gascón, Badih Ghazi, Phillip Gibbons και Sen Zhao. *Advances and Open Problems in Federated Learning*. 2021.
- [38] Wenbo Zhang, Yuchen Zhao, Fangjing Li και Hongbo Zhu. *A Hierarchical Federated Learning Algorithm Based on Time Aggregation in Edge Computing Environment*. *Applied Sciences*, 13:5821, 2023.

- [39] Pian Qi, Diletta Chiaro, Antonella Guzzo, Michele Ianni, Giancarlo Fortino και Francesco Piccialli. *Model aggregation techniques in federated learning: A comprehensive survey*. *Future Generation Computer Systems*, 150, 2023.
- [40] S. M. Riazul Islam, Ming Zeng, Octavia Dobre και Kyung Kwak. *Nonorthogonal Multiple Access (NOMA): How It Meets 5G and Beyond*, σελίδες 1-28. 2019.
- [41] Juan Martínez-Legaz. *On Weierstrass extreme value theorem*. *Optimization Letters*, 8, 2014.
- [42] *Optimization (scipy.optimize)*. <https://docs.scipy.org/doc/scipy/tutorial/optimize.html>. Ημερομηνία πρόσβασης: 20-6-2024.
- [43] *Keras: The high-level API for TensorFlow*. <https://www.tensorflow.org/guide/keras>. Ημερομηνία πρόσβασης: 20-6-2024.
- [44] Li Deng. *The MNIST Database of Handwritten Digit Images for Machine Learning Research [Best of the Web]*. *IEEE Signal Processing Magazine*, 29(6):141-142, 2012.