

ΘΕΜΑΤΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΩΝ ΕΡΓΑΣΙΩΝ

<http://www.mfol.ece.ntua.gr>

www.icbnet.ntua.gr

ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2022

Για περισσότερες πληροφορίες επικοινωνήστε στα dkaklam@mail.ntua.gr (Καθ. Δ.-Θ. Κακλαμάνη, Θέματα 1-6), venieris@cs.ntua.gr (Καθ. Ι. Στ. Βενιέρης, Θέματα 7-11).

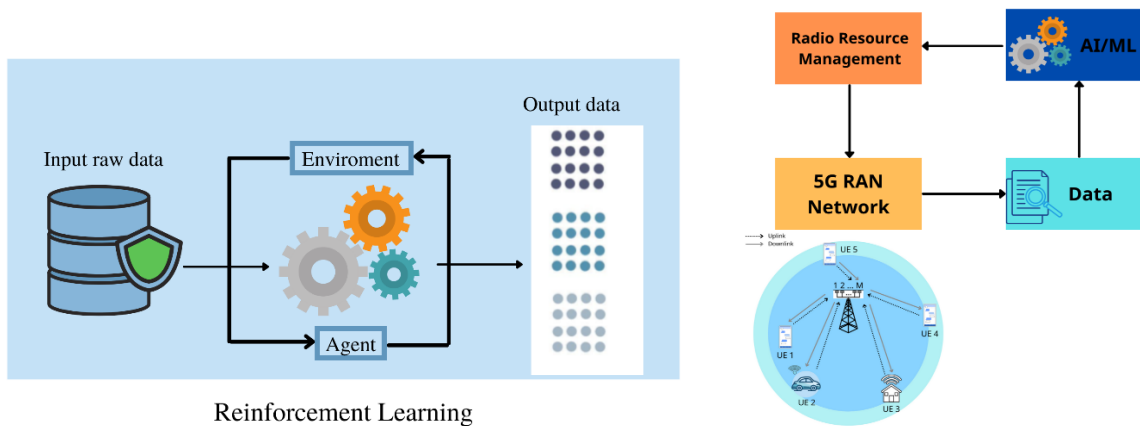
1. Δυναμική Ανάθεση Ραδιοπόρων σε Κυψελωτά Δίκτυα Επόμενης Γενιάς (5G and Beyond) με χρήση Βαθιάς Ενισχυτικής Μάθησης (Deep Reinforcement Learning - DRL). (1 Άτομο)

Η γεωμετρική αύξηση της ταυτόχρονης παρουσίας ενεργών χρηστών σε ασύρματα κυψελωτά δίκτυα, καθώς και οι ολοένα αυξανόμενες απαιτήσεις τους για υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης και ελάχιστη καθυστέρηση, καθιστούν αναγκαία την ανάπτυξη προηγμένων μεθόδων πρόσβασης στο φυσικό μέσο και αποδοτικών τεχνικών μετάδοσης δεδομένων. Σε αυτό το πλαίσιο, τόσο η προτυποποίηση των δικτύων 5^{ης} γενιάς (5G) όσο και η ερευνητική δραστηριότητα στα δίκτυα επόμενης γενιάς (Beyond 5G, 6G), επικεντρώνεται στην ταυτόχρονη ικανοποίηση των παραπάνω απαιτήσεων για ποιότητα υπηρεσίας και εμπειρίας (Quality of Service – QoS και Quality of Experience – QoE), αλλά και στην αύξηση της φασματικής απόδοσης των κυψελωτών συστημάτων.

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning - ML) έχει αποδειχθεί μια αποτελεσματική λύση για τη βελτιστοποίηση απόκρισης σε πολυπαραμετρικά προβλήματα, μειώνοντας συγχρόνως σημαντικά την υπολογιστική πολυπλοκότητα. Ωστόσο, στο πεδίο των ασυρμάτων επικοινωνιών με έμφαση στο δίκτυο πρόσβασης, η ύπαρξη πολλαπλών διασυνδεδεμένων συσκευών και η πολυπλοκότητα του καναλιού μετάδοσης δυσχεραίνουν ακόμα περισσότερο το πρόβλημα της αποτελεσματικής ανάθεσης ραδιοπόρων (Radio Resource Management – RRM). Συνεπώς, η Βαθιά και η Ενισχυτική μάθηση (Deep and Reinforcement Learning – DL και RL) προτείνονται ως αποτελεσματικότερες κατηγορίες ML αλγορίθμων για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Στόχος της παρούσης διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη και αξιοποίηση DRL αλγορίθμων σε υποδομές B5G. Η αποδοτικότερη και δυναμική κατανομή των ραδιοπόρων θα επιτυγχάνεται με βάση την κατηγοριοποίηση των παρεχόμενων υπηρεσιών, ανάλογα με τις απαιτήσεις του χρήστη και άλλες παραμέτρους (π.χ. την ισχύ κάτω ζεύξης). Έμφαση θα δοθεί σε παραλλαγές Βαθιάς Q-μάθησης (Deep Q-Learning) για την επίλυση του παραπάνω προβλήματος.

Η εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας περιλαμβάνει, αρχικά, μελέτη τόσο του θεωρητικού υπόβαθρου των συστημάτων 5G, όσο και των σημαντικότερων χρησιμοποιούμενων αλγορίθμων (non-ML) για την κατανομή και αποδοτική διαχείριση ραδιοπόρων. Στη συνέχεια, ο σπουδαστής θα εφαρμόσει μεθόδους και αλγορίθμους DRL, παραμετροποιώντας 5G προσομοιωτές επιπέδου ζεύξης, οι οποίοι έχουν ήδη υλοποιηθεί στο εργαστήριο και χρησιμοποιώντας τα αντίστοιχα σύνολα δεδομένων (datasets). Η διπλωματική εργασία θα ολοκληρωθεί με τη συγκριτική αποτίμηση των χρησιμοποιούμενων παραλλαγών των DRL μοντέλων, καθώς με σύγκριση αυτών με ένα σύστημα αναφοράς χωρίς χρήση ML, με βάση τόσο ML μετρικές (accuracy, RMSE, f1-score, etc.) όσο και δικτυακές μετρικές (throughput, SNIR, QoS, etc.).



Reinforcement Learning

Απαραίτητες γνώσεις: Βασικές γνώσεις κινητών επικοινωνιών, Βασικές γνώσεις Python.

Επιθυμητές γνώσεις: Αρχές και αρχιτεκτονικές Μηχανικής Μάθησης, Matlab, Python βιβλιοθήκες (Keras/Tensorflow).

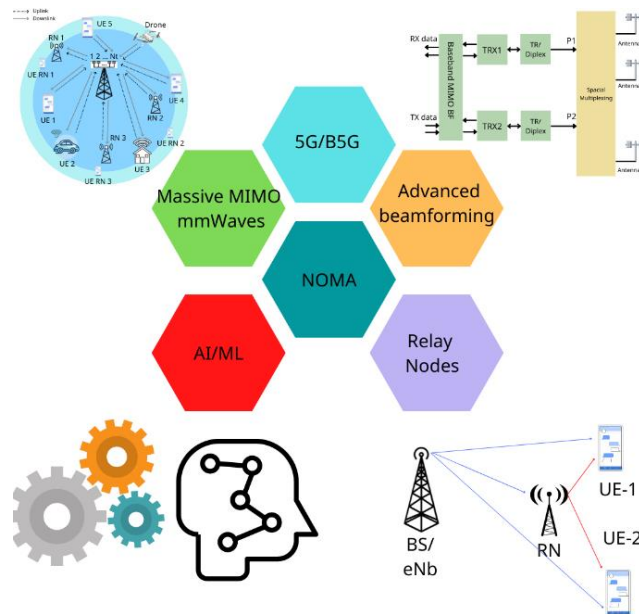
2. Βελτιστοποίηση τοποθέτησης και επιλογής Κόμβων Αναμετάδοσης σε Ετερογενή Δίκτυα επόμενης γενιάς (5G και Beyond) με χρήση τεχνικών Μηχανικής Μάθησης (ML). (1 Άτομο)

Ο μεγάλος αριθμός χρηστών σε δίκτυα νέας γενιάς (5G/B5G) και η ολοένα αυξανόμενη απαίτησή τους για υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης και υψηλά επίπεδα ποιότητας υπηρεσίας και εμπειρίας (Quality of Service – QoS και Quality of Experience – QoE) επιβάλλουν την ανάπτυξη προηγμένων μεθόδων πρόσβασης στο φυσικό μέσο και αποδοτικών τεχνικών μετάδοσης δεδομένων. Η χρήση πολύ μεγάλου πλήθους κεραιών στο σταθμό βάσης (Massive Multiple Input Multiple Output – mMIMO), η προσαρμοστική κωδικοποίηση (Adaptive Modulation Coding - AMC) και τα προηγμένα σχήματα πολλαπλής πρόσβασης στο μέσο (όπως η μη-ορθογώνια πολλαπλή πρόσβαση (Non-Orthogonal Multiple Access - NOMA)) που προτάθηκαν αρχικά στα δίκτυα 4G, χρίζουν περαιτέρω αξιοποίησης.

Στο ίδιο πλαίσιο, η χρήση κόμβων αναμετάδοσης (Relay Nodes - RN), κυρίως στα όρια της περιοχής κάλυψης κάθε κυψέλης, αποσκοπεί στην εύκολη επεκτασιμότητα και διεύρυνση του δικτύου, χωρίς την εγκατάσταση επιπλέον σταθμών βάσης (Base Station - BS). Όταν δε η ενεργοποίηση RN συνδυάζεται με τις προαναφερθείσες τεχνολογίες, οδηγεί σε αυξημένη ενεργειακή και φασματική απόδοση, αλλά και στη δημιουργία πλήθους ασυσχέτιστων καναλιών, τα οποία μπορούν να διατεθούν σε διαφορετικές ομάδες χρηστών. Συνεπώς, ο αριθμός των εξυπηρετούμενων χρηστών και η περιοχή κάλυψης αυξάνονται, διατηρώντας σταθερά επίπεδα QoS. Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning - ML) υπόσχεται ακόμα μεγαλύτερα οφέλη, χάρις στην ικανότητά της να επιλύει πολυπαραμετρικά προβλήματα, με ταυτόχρονη μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Στο πλαίσιο αυτό, υπάρχει έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον στην υλοποίηση ML αλγορίθμων σε δύο συναφή προβλήματα. Το πρώτο αφορά στην κατάλληλη επιλογή RN για κάθε χρήστη που δεν εξυπηρετείται από BS, είτε λόγω γεωγραφικών είτε λόγω φασματικών περιορισμών, ενώ το δεύτερο αφορά στην κατάλληλη τοποθέτηση των RN στην περιοχή κάλυψης της κάθε κυψέλης, με στόχο την παροχή υπηρεσίας σε όσους κατά το δυνατόν περισσότερους χρήστες.

Στόχος της παρούσης διπλωματικής εργασίας είναι η χρήση και αξιολόγηση ML αλγορίθμων για την επίλυση των παραπάνω προβλημάτων, με παραμετροποίηση ενός ήδη υλοποιημένου στο εργαστήριο link-level προσομοιωτή συστήματος B5G με πλήθος σταθμών βάσης και RNs. Η διπλωματική εργασία θα περιλαμβάνει, τόσο ανασκόπηση του θεωρητικού υπόβαθρου της χρήσης RNs σε ασύρματα δίκτυα

επικοινωνιών επόμενης γενιάς (5G/B5G), όσο και παραμετροποίηση πολλαπλών ML αλγορίθμων με χρήση 5G datasets για τη βελτιστοποίηση της επιλογής και τοποθέτησης RNs στην B5G τοπολογία, αλλά και στην κατανομή των διαθέσιμων ραδιοπόρων.



Απαραίτητες γνώσεις: Βασικές γνώσεις κινητών επικοινωνιών, Βασικές γνώσεις Python.

Επιθυμητές γνώσεις: Αρχές και αρχιτεκτονικές Μηχανικής Μάθησης, Matlab, Python βιβλιοθήκες (Keras/Tensorflow).

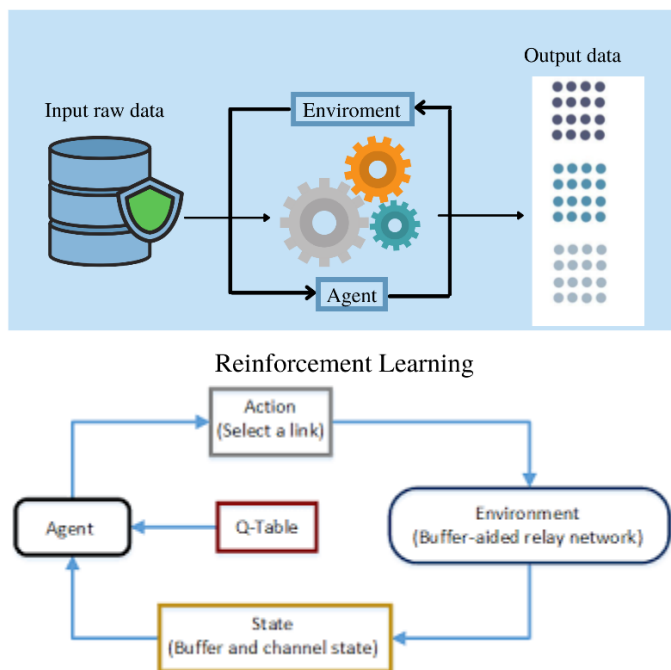
3. Εφαρμογή αλγορίθμων Βαθιάς Ενισχυτικής Μάθησης (Deep Reinforcement Learning - DRL) για την κατάλληλη τοποθέτηση και επιλογή Κόμβων Αναμετάδοσης σε Ετερογενή Δίκτυα επόμενης γενιάς (5G και Beyond). (1 Άτομο)

Η ανάγκη ταυτόχρονης εξυπηρέτησης πληθώρας χρηστών σε δίκτυα νέας γενιάς (5G/B5G), χωρίς, ωστόσο, επίπτωση στην παροχή υψηλών ρυθμών μετάδοσης και επιπέδων ποιότητας υπηρεσίας και εμπειρίας (Quality of Service – QoS και Quality of Experience – QoE), επιβάλλουν την ανάπτυξη προηγμένων μεθόδων πρόσβασης στο φυσικό μέσο και αποδοτικών τεχνικών μετάδοσης δεδομένων. Επιπλέον, η ανάγκη για υποστήριξη ετερογενών υπηρεσιών και δικτύων σε μικρές περιοχές κάλυψης (πυκνά δίκτυα) καθιστούν αναγκαία τη χρήση τεχνικών, όπως τα μαζικά κεραιοσυστήματα πολλαπλών εισόδων και πολλαπλών εξόδων (Massive Multiple Input Multiple Output – mMIMO) και τα προηγμένα σχήματα πολλαπλής πρόσβασης στο μέσο (όπως η μη-ορθογώνια πολλαπλή πρόσβαση (Non-Orthogonal Multiple Access - NOMA)).

Στο ίδιο πλαίσιο, η χρήση κόμβων αναμετάδοσης (Relay Nodes - RN), κυρίως στα όρια της περιοχής κάλυψης κάθε κυψέλης, αποσκοπεί στην εύκολη επεκτασιμότητα και διεύρυνση του δικτύου, χωρίς την εγκατάσταση επιπλέον σταθμών βάσης (Base Station - BS). Όταν δε η ενεργοποίηση RN συνδυάζεται με τις προαναφερθείσες τεχνολογίες, οδηγεί σε αυξημένη ενεργειακή και φασματική απόδοση, αλλά και στη δημιουργία πλήθους ασυσχέτιστων καναλιών, τα οποία μπορούν να διατεθούν σε διαφορετικές ομάδες χρηστών. Συνεπώς, ο αριθμός των εξυπηρετούμενων χρηστών και η περιοχή κάλυψης της κυψέλης αυξάνονται, διατηρώντας σταθερά επίπεδα QoS.

Η Βαθιά Ενισχυτική Μηχανική Μάθηση (Deep Reinforcement Learning - DRL) υπόσχεται ακόμα μεγαλύτερα οφέλη, χάρις στην ικανότητά της, όχι μόνο να επιλύει πολυπαραμετρικά προβλήματα, με ταυτόχρονη μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας, αλλά και να αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον του δικτύου πρόσβασης. Με αυτόν τον τρόπο, καθίσταται δυνατή η βελτιστοποίηση τόσο των ML μετρικών (accuracy, RMSE, f1-score, etc.) όσο και των δικτυακών μετρικών (throughput, SNIR, QoS, etc.). Στο πλαίσιο αυτό, υπάρχει έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον για την υλοποίηση DRL αλγορίθμων σε δύο συναφή προβλήματα. Το πρώτο αφορά στην κατάλληλη επιλογή RN για κάθε χρήστη που δεν εξυπηρετείται από BS, είτε λόγω γεωγραφικών είτε λόγω φασματικών περιορισμών, ενώ το δεύτερο αφορά στην κατάλληλη τοποθέτηση των RN στην περιοχή κάλυψη της κάθε κυψέλης, με στόχο την παροχή υπηρεσίας σε όσους περισσότερους χρήστες.

Στόχος της παρούσης διπλωματικής εργασίας είναι η αξιοποίηση DRL αλγορίθμων (εστιάζοντας σε παραλλαγές της Βαθιάς Q-μάθησης (Deep Q-Learning)) για την επίλυση των παραπάνω προβλημάτων, με παραμετροποίηση ενός ήδη υλοποιημένου στο εργαστήριο link-level προσομοιωτή συστήματος B5G με πλήθος σταθμών βάσης και RNs. Μετά από μελέτη του θεωρητικού υποβάθρου όσον αφορά στη χρήση RNs αλλά και DRL σε ασύρματα δίκτυα επικοινωνιών επόμενης γενιάς (5G/B5G), θα αξιολογηθεί καταλλήλως η απόδοση αλγορίθμων Deep Q-learning με χρήση 5G datasets για τη βελτιστοποίηση της επιλογής και τοποθέτησης RNs στην B5G τοπολογία, αλλά και στην κατανομή των διαθέσιμων ραδιοπόρων.



Απαραίτητες γνώσεις: Βασικές γνώσεις κινητών επικοινωνιών, Βασικές γνώσεις Python.

Επιθυμητές γνώσεις: Αρχές και αρχιτεκτονικές Μηχανικής Μάθησης, Matlab, Python βιβλιοθήκες (Keras/Tensorflow).

4. Σχεδίαση MIMO κεραίας φιλικής προς τον τελικό χρήστη και κατάλληλου ανθρώπινου ομοιώματος για εφαρμογές υψηλών συχνοτήτων. (2 Άτομα)

Οι κεραίες πολλαπλών κεραιοστοιχείων (Massive Multiple Input Multiple Output - mMIMO) αποτελούν μία από τις βασικές τεχνολογίες στις χιλιοστομετρικές συχνότητες (mmWaves). Η ενσωμάτωση πολλών

κεραιοστοιχείων, τόσο στο σταθμό βάσης (τάξεως μερικών εκατοντάδων), όσο και στο κινητό τερματικό (τάξεως δεκάδας), αφενός προσδίδει στο δίκτυο νέες δυνατότητες και επεκτείνει υφιστάμενες, αφετέρου προτάσσει και αρκετές προκλήσεις. Για παράδειγμα, η ανάπτυξη πολλαπλών κεραιοστοιχείων εκατέρωθεν του ραδιοδιαύλου έχει ως αποτέλεσμα, μεταξύ άλλων, την εξάλειψη του ασυσχέτιστου θορύβου (uncorrelated noise) και των διαλείψεων μικρής κλίμακας (small-scale fading), τη βελτίωση της φασματικής και ενεργειακής απόδοσης, καθώς και την εξομάλυνση παρεμβολών.

Ωστόσο, τα συστήματα MIMO εισάγουν και μια σειρά από προκλήσεις που χρήζουν αντιμετώπισης, όπως η παρεμβολή λόγω μη-ορθογωνιότητας των ακολουθιών εκπαίδευσης (pilot contamination), η υψηλή πολυπλοκότητα της επεξεργασίας σήματος (πολλαπλά κεραιοστοιχεία, πολλαπλοί χρήστες/συνδρομητές) σε hardware και υπολογιστικό επίπεδο, η ευαισθησία ευθυγράμμισης δέσμης, καθώς και η περαιτέρω διερεύνηση και χρήση Frequency Division Duplexing (FDD) αλγορίθμων διόρθωσης για την επίτευξη αμοιβαιότητας καναλιού (channel reciprocity). Σημειώνεται, επίσης, ότι εξίσου σημαντική είναι και η ανάγκη εξομάλυνσης της αμοιβαίας σύζευξης των κεραιοστοιχείων, καθώς και της έκθεσης του ανθρώπου στις Η/Μ ακτινοβολίες αυτών των κεραιών.

Λαμβάνοντας υπόψη το τελευταίο, η διπλωματική αυτή εργασία βασίζεται σε τρεις πυλώνες. Ο πρώτος αφορά στη μελέτη, σχεδίαση και βελτίωση της απομόνωσης των κεραιοστοιχείων στο τερματικό του χρήστη/συνδρομητή, όπου το φαινόμενο της αμοιβαίας σύζευξης των στοιχείων καθίσταται εντονότερο. Ο περιορισμός διαθέσιμου χώρου και το πολύ χαμηλό προφίλ των σύγχρονων κινητών συσκευών δεν αφήνει περιθώρια να αναπτυχθούν κεραιοστοιχεία μεγάλης κλίμακας με ικανοποιητική χωρική απομόνωση. Η σχεδίαση ομοιώματος, αντιπροσωπευτικού του ανθρώπινου σώματος, αποτελεί τον δεύτερο πυλώνα της διπλωματικής. Ο τρίτος και κυριότερος πυλώνας αφορά στη βελτίωση των επιπέδων έκθεσης του χρήστη σε Η/Μ ακτινοβολίες της συσκευής.

Η διπλωματική εργασία είναι οργανωμένη σε δύο ενότητες, οι οποίες θα εκτελούνται παράλληλα:

- Η μια ενότητα περιλαμβάνει τη μελέτη ανθρώπινων ομοιωμάτων και την κατηγοριοποίησή τους, με σκοπό τον προσδιορισμό των ιδανικών χαρακτηριστικών του ομοιώματος που θα αξιοποιηθεί στην διπλωματική. Στη συνέχεια, θα σχεδιαστεί επαρκές πλήθος ομοιωμάτων, των οποίων η καταλληλότητα και η επίδοση θα επιβεβαιωθούν με τη βοήθεια συμβατικής φορετής κεραίας αναφοράς. Η εν λόγω κεραία θα σχεδιαστεί αποκλειστικά και μόνον για την ανάδειξη του ανθρώπινου ομοιώματος.
- Στην άλλη ενότητα, θα μοντελοποιηθεί κεραία πολλαπλών θυρών σε mmWave συχνότητες και θα αξιολογηθεί η συμπεριφορά της. Στη συνέχεια, αφού μελετηθούν οι τεχνικές μείωσης της αμοιβαίας σύζευξης των κεραιοστοιχείων, θα επιλεγεί η καταλληλότερη και, αφού ενσωματωθεί στην υφιστάμενη κεραία, θα εκτιμηθεί η επίδρασή της στη συνολική επίδοση του συστήματος, με τη βοήθεια του ομοιώματος της προηγούμενης ενότητας. Η κεραία, τέλος, θα επικαιροποιηθεί και με δομές οι οποίες θα βελτιώνουν περαιτέρω την απομόνωση των θυρών και θα εξομαλύνουν την Η/Μ ακτινοβολία προς την πλευρά του χρήστη.

Η εργασία θα ολοκληρωθεί με τη συνολική αποτίμηση των αποτελεσμάτων που θα προκύψουν από συγκεκριμένο περιβάλλον προσομοίωσης.

Απαραίτητες γνώσεις: Βασικές γνώσεις κεραιών.

Επιθυμητές γνώσεις: HFSS, Open EMS (open source).

5. Πλάνο Διαχείρισης Μη-Ορθογώνιων Πόρων σε Ετερογενή Κατανεμημένα massive MIMO Συστήματα. (1 Άτομο)

Οι τεχνικές πολλαπλής πρόσβασης επιτρέπουν σε πολλούς τελικούς χρήστες να χρησιμοποιούν τους ίδιους πόρους για τη λήψη πληθώρας υπηρεσιών. Οι προγενέστερες τεχνολογικές γενιές κυψελωτών δικτύων (1G-4G) χαρακτηρίζονται από την ορθογωνιότητα μεταξύ των σημάτων, κατανέμοντας τους διαθέσιμους πόρους (frequency, time, code, space) σε διαφορετικούς τελικούς χρήστες. Η νέα τεχνολογική γενιά των ασύρματων δικτύων 5^{ης} γενιάς (5G) αναμένεται να υποστηρίξει έναν ακόμη μεγαλύτερο αριθμό συνδέσεων διαφορετικών απαιτήσεων (throughput, latency) και γενικά να παρέχει υπηρεσίες σε δίκτυα εκατονταπλάσιας σχεδόν πυκνότητας σε σχέση με την 4G. Για να ικανοποιηθούν αυτού του είδους οι απαιτήσεις, τα 5G κυψελωτά δίκτυα υιοθετούν νέες τεχνολογίες, οι οποίες έχουν αναπτυχθεί την τελευταία δεκαετία. Μεταξύ αυτών συγκαταλέγεται η μη-ορθογώνια πολλαπλή πρόσβαση (Non Orthogonal Multiple Access - NOMA). Η NOMA μπορεί να συνδυαστεί εύκολα και με άλλες υφιστάμενες αλλά και νέες τεχνολογίες, όπως αυτές των πολλαπλών κεραιοστοιχείων μεγάλης κλίμακας (massive MIMO) και των επικοινωνιών χιλιοστομετρικής μετάδοσης (mmWave), με στόχο την αύξηση της απόδοσης του συστήματος γενικότερα.

Συγκεκριμένα, οι κεραιοστοιχείες μεγάλης κλίμακας οι οποίες αποτελούνται από δεκάδες εκατοντάδες/χιλιάδες κεραιοστοιχεία στο σταθμό βάσης, αυξάνουν το πλήθος των εξυπηρετούμενων χρηστών και εξομαλύνουν τις H/M ομοδιαυλικές παρεμβολές. Από την άλλη, τα ετερογενή δίκτυα (HetNets) ενσωματώνουν στη δομή τους μεγάλης πυκνότητας μικρές κυψέλες, με σκοπό τη δημιουργία κοντινότερων ζεύξεων σταθμού βάσης - χρήστη, καθώς και την αποφόρτιση των μεγαλύτερων κυψελών. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση της καταναλισκόμενης ισχύος, την αύξηση της χωρητικότητας και τη βελτίωση της χωρικής επαναχρησιμοποίησης συχνοτήτων.

Στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας, αρχικά θα σχεδιαστεί ένα υβριδικό ετερογενές δίκτυο πολλαπλών κυψελών (macro, pico) στοχαστικής γεωμετρίας. Δεδομένου ότι υπάρχει η δυνατότητα επικάλυψης της υψηλής ισχύος macro κυψέλης με χαμηλής ισχύος pico κυψέλες, (α) οι σταθμοί βάσης των macro κυψελών θα είναι εξοπλισμένοι με massive MIMO κεραιοστοιχεία, ενώ οι σταθμοί βάσης των pico κυψελών και οι συσκευές των τελικών χρηστών θα είναι εξοπλισμένοι με μία απλή κεραία, (β) η σύνδεση των πολλαπλών χρηστών με τους pico σταθμούς βάσης θα πραγματοποιείται με μετάδοση NOMA, ενώ με τους macro σταθμούς βάσης στο ίδιο resource block (π.χ., time/frequency/code). Επίσης, στις κυψέλες υψηλής ισχύος θα υιοθετηθούν τεχνικές μετάδοσης και προεπεξεργασίας σήματος, ενώ στις κυψέλες χαμηλής ισχύος θα ενσωματωθούν και τεχνικές δίκαιης κατανομής πόρων. Η επίδοση των τεχνικών αυτών θα μελετηθεί πολύπλευρα και θα αξιολογηθεί κατόπιν αμοιβαίας σύγκρισης. Η εργασία θα ολοκληρωθεί με την συνολική αποτίμηση των αποτελεσμάτων προσομοίωσης.

Απαραίτητες γνώσεις: Βασικές γνώσεις ασύρματων ζεύξεων και διάδοσης, MATLAB.

6. Ανίχνευση και Καταστολή Παρεμβολών σε P2P Ζεύξεις με Τεχνικές Διαμόρφωσης Δέσμης. (1 Άτομο)

Οι ασύρματες ζεύξεις «σημείο-προς-σημείο» (Point-to-Point, P2P) είναι ο ευκολότερος και αποδοτικότερος τρόπος υποστήριξης ασύρματης επικοινωνίας απομακρυσμένων σημείων, καθώς, αφενός αποφεύγεται η χρήση μισθωμένης γραμμής καλωδίωσης και οπτικής ίνας, και αφετέρου επιτυγχάνεται η σύνδεση απομακρυσμένων σημείων με υψηλότερη ταχύτητα, συγκριτικά με το παραδοσιακό WiFi. Τυπικά, σε αυτού του τύπου ασύρματες επικοινωνίες χρησιμοποιούνται κατευθυντικές κεραίες, των οποίων η ζεύξη εξαρτάται από διάφορους παράγοντες. Λόγου χάριν, η ύπαρξη απευθείας συνιστώσας μετάδοσης (LoS, Line of Sight), το ύψος εγκατάστασης της κεραίας, η συχνότητα λειτουργίας της και τα επίπεδα μεταδιδόμενης ισχύος, καθώς και το προφίλ του περιβάλλοντα χώρου μπορούν να καθορίσουν το μήκος και την ποιότητα της ζεύξης. Καθοριστικό ρόλο,

επιπλέον, διαδραματίζουν και οι ομοδιαυλικές παρεμβολές, ειδικά σε περιπτώσεις: (α) χωρών με χαλαρά ρυθμιστικά μέτρα αδειοδότησης φάσματος, (β) χωρών οι οποίες επιτρέπουν στην ίδια ζώνη συχνοτήτων την ανάπτυξη μη-αδειοδοτημένων εφαρμογών (π.χ. WiFi6e), (γ) μη-αποδοτικού φασματικού συντονισμού μεταξύ ομοδιαυλικών τηλεπικοινωνιακών παρόχων (π.χ. frequency planning), κ.τ.λ.

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι η ανίχνευση ομοδιαυλικών παρεμβολών σε διάφορους τύπους τηλεπικοινωνιακών περιβαλλόντων (π.χ. αστικό, προαστιακό, υπαίθριο) και η καταστολή τους στο μέτρο του δυνατού. Επομένως, ο σπουδαστής καλείται να εργαστεί προς τέσσερις κύριες κατευθύνσεις:

(α) Βιβλιογραφική έρευνα και εξοικείωση με υφιστάμενες τεχνικές ανίχνευσης και καταστολής ομοδιαυλικών παρεμβολών.

(β) Ανάπτυξη υπολογιστικού κώδικα για τη διεξαγωγή ημι-στατικών προσομοιώσεων (π.χ. Link-level and System-level simulator).

(γ) Ενσωμάτωση βέλτιστων τεχνικών: (γ.1) ανίχνευσης παρεμβολών, (γ.2) διαμόρφωσης δέσμης και (γ.3) προεπεξεργασίας σήματος.

(δ) Αξιολόγηση προτεινόμενων τεχνικών, κατόπιν συνολικής αποτίμησης των αποτελεσμάτων.

Ως προς το τελευταίο, προτείνεται ο σπουδαστής να εστιάσει, όχι μόνο στην υπολογιστική πολυπλοκότητα και την αποδοτικότητα των τεχνικών (ποσοστιαία ανίχνευση παρεμβολών, ποιότητα ζεύξης, κ.τ.λ.), αλλά και στον αντίκτυπο που θα έχει στη σχεδίαση και κατασκευή του hardware.

Απαραίτητες γνώσεις: Βασικές γνώσεις ασύρματων ζεύξεων και διάδοσης, MATLAB.

7. Ανάπτυξη Εφαρμογής για τη Διάταξη και Αξιολόγηση Πολλαπλών Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων σε Κινητές Συσκευές (1 Άτομο)

Τα τελευταία χρόνια, η ταχεία ανάπτυξη των κινητών συσκευών σε συνδυασμό με την εξαιρετική επίδοση των βαθιών νευρωνικών δικτύων (DNNs) στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων (π.χ. κατηγοριοποίηση εικόνας, εντοπισμός αντικειμένων, αναγνώριση φωνής, μοντελοποίηση κειμένου) έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη ευφυών εφαρμογών (smart mobile apps) που σέβονται την ιδιωτικότητα του χρήστη και παρέχουν την απαιτούμενη ποιότητα υπηρεσίας.

Με τον αυξανόμενο ρυθμό διαθεσιμότητας εφαρμογών που βασίζονται σε Βαθιά Μάθηση, οι κινητές συσκευές καλούνται να εκτελέσουν πολλαπλά νευρωνικά δίκτυα (multiple Deep Neural Networks - multi-DNN) ταυτόχρονα, καταλήγοντας σε ένα multi-DNN σύστημα. Χαρακτηριστικές εκφάνσεις multi-DNN συστημάτων αποτελούν είτε η ταυτόχρονη εκτέλεση ανεξάρτητων εφαρμογών, όπως δύο εφαρμογές αναγνώρισης φωνής και οπτικής αναγνώρισης άγχους, είτε εφαρμογές που χρησιμοποιούν πολλαπλά διασυνδεδεμένα μοντέλα, όπως ένα μοντέλο για τον εντοπισμό προσώπων, ακολουθούμενο από ένα μοντέλο για την ταυτοποίηση του κάθε εντοπισμένου προσώπου.

Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη ραγδαία αύξηση των υπολογιστικών απαιτήσεων, ενώ καλεί προς μια ενδεχόμενη μελλοντική αναθεώρηση των αλγορίθμων χρονοδρομολόγησης, καθώς και άλλων τεχνικών βελτιστοποίησης, για την πιο αποδοτική χρήση των πόρων της συσκευής κατά την επεξεργασία πολλαπλών νευρωνικών δικτύων. Παρόλα αυτά, καίρια ερωτήματα, που αφορούν τις επιπτώσεις της παράλληλης εκτέλεσης πολλαπλών νευρωνικών μοντέλων πάνω στην απόδοση της εκάστοτε εφαρμογής, παραμένουν αναπάντητα.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη μιας εφαρμογής η οποία θα εκτελεί, μετράει και αξιολογεί την απόδοση multi-DNN συστημάτων σε κινητές συσκευές, και η σχετική ανάλυση και εξαγωγή συμπερασμάτων. Απαραίτητα χαρακτηριστικά της εφαρμογής αποτελούν η μεταφερσιμότητα σε ετερογενείς κινητές συσκευές (π.χ. με διαφορετικούς επεξεργαστές, υπολογιστική

ισχύ, χωρητικότητα μνήμης, κ.α.), η κλιμακωσιμότητα ως προς των αριθμό νευρωνικών δικτύων και ο υπολογισμός πολλαπλών μετρικών απόδοσης (π.χ. χρόνος απόκρισης, διαπερατότητα, αποτύπωμα μνήμης).

Απαραίτητες γνώσεις προγραμματισμού: Python, Java

Επιθυμητές γνώσεις: Android mobile app development, Deep Learning frameworks (TensorFlow, TFLite)

8. Διερεύνηση της Συμβατότητας μεταξύ Μεθόδων Συμπίεσης Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων και Μονάδων Επεξεργασίας Κινητών Συσκευών (1 Άτομο)

Τα τελευταία χρόνια, η ταχεία ανάπτυξη των κινητών συσκευών σε συνδυασμό με την εξαιρετική επίδοση των βαθιών νευρωνικών δικτύων (DNNs) στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων (π.χ. κατηγοριοποίηση εικόνας, εντοπισμός αντικειμένων, αναγνώριση φωνής, μοντελοποίηση κειμένου) έχουν δημιουργήσει την ανάγκη για ευφυείς εφαρμογές (smart mobile apps) που σέβονται την ιδιωτικότητα του χρήστη και παρέχουν την απαιτούμενη ποιότητα υπηρεσίας.

Τα state-of-the-art βαθιά νευρωνικά δίκτυα που πετυχαίνουν σήμερα υψηλή ακρίβεια στις διάφορες διεργασίες Βαθιάς Μάθησης διαθέτουν πολλές παραμέτρους και είναι απαιτητικά από άποψη υπολογιστικής ισχύος και μνήμης, επομένως οι περιορισμένοι πόροι μιας κινητής συσκευής μπορεί να μην είναι πάντοτε επαρκείς. Με λίγα λόγια, η εκτέλεση ενός παραδοσιακού μοντέλου σε μια κινητή συσκευή μπορεί να μην ικανοποιεί τα κριτήρια απόδοσης της εφαρμογής (π.χ. γρήγορο χρόνο απόκρισης) ή ακόμη και να μην είναι καν εφικτή (π.χ. λόγω μνήμης).

Ένας από τους τρόπους αντιμετώπισης του παραπάνω ζητήματος είναι η συμπίεση (ή βελτιστοποίηση) νευρωνικών δικτύων, μέσω της οποίας γίνεται επεξεργασία στις τιμές των παραμέτρων ενός δικτύου με στόχο τη μείωση του μεγέθους του και την πιο γρήγορη εκτέλεσή του. Κάποιες από τις πιο γνωστές μεθόδους συμπίεσης είναι η κβαντοποίηση (quantization), το κλάδεμα (pruning) και η ομαδοποίηση (clustering). Παρόλο που οι προαναφερθείσες μέθοδοι πετυχαίνουν σε πολύ καλό βαθμό τον σκοπό τους, συνήθως μειώνουν την ακρίβεια των μοντέλων.

Ταυτόχρονα, τα σύγχρονα έξυπνα κινητά τηλέφωνα (smartphones) είναι εξοπλισμένα με ειδικές μονάδες επεξεργασίας, οι οποίες στοχεύουν στο να επιταχύνουν την εκτέλεση βαθιών νευρωνικών δικτύων ή να μειώσουν την κατανάλωση ενέργειας. Τέτοιες μονάδες είναι οι GPUs, οι DSPs και οι NPUs.

Η επιλογή του ζεύγους (μέθοδος συμπίεσης, μονάδα επεξεργασίας) είναι ζωτικής σημασίας για την απόδοση του μοντέλου κατά την ενσωμάτωση του (deployment) στην κινητή συσκευή. Αν και υπάρχουν θεωρητικοί κανόνες σχετικά με το ποια ζεύγη πρέπει να προτιμώνται και ποια πρέπει να αποφεύγονται, έχει παρατηρηθεί ότι δεν ισχύουν σε όλες τις περιπτώσεις.

Στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι: (α) η μελέτη των υπάρχουσών μεθόδων συμπίεσης νευρωνικών δικτύων, (β) η εφαρμογή τους σε έναν αριθμό από αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, (γ) η τοποθέτηση των συμπιεσμένων μοντέλων σε μια mobile εφαρμογή και (δ) η επαλήθευση ή η «κατάρριψη» των θεωρητικών κανόνων σε σχέση με τα ζεύγη επιλογής.

Απαραίτητες γνώσεις προγραμματισμού: Python, Java

Επιθυμητές γνώσεις: Android mobile app development, Deep Learning frameworks (TensorFlow, TFLite)

9. Μοντέλα Transformers σε Κατανεμημένα Συστήματα Βαθιάς Μάθησης για Εφαρμογές Κινητών Συσκευών (1 Άτομο)

Τα τελευταία χρόνια, η ταχεία ανάπτυξη των κινητών συσκευών σε συνδυασμό με την εξαιρετική επίδοση των βαθιών νευρωνικών δικτύων στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων (κατηγοριοποίηση εικόνας, εντοπισμός αντικειμένων, αναγνώριση φωνής, μοντελοποίηση κειμένου) έχουν δημιουργήσει την

ανάγκη για ευφυείς εφαρμογές (smart mobile apps) που σέβονται την ιδιωτικότητα του χρήστη και παρέχουν την απαιτούμενη ποιότητα υπηρεσίας.

Η εκτέλεση νευρωνικών δικτύων στα πλαίσια τέτοιων εφαρμογών εμπεριέχει δύο βασικές προσεγγίσεις: (α) τοπικά, χρησιμοποιώντας τους περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους της κινητής συσκευής του χρήστη, ή (β) στο υπολογιστικό νέφος ή στην άκρη του δικτύου με την υποβοήθηση ενός ισχυρού εξυπηρετητή. Αν επιλεγεί η τοπική εκτέλεση, τότε το βασικό μειονέκτημα είναι ότι οι πόροι της κινητής συσκευής μπορεί να μην είναι πάντοτε επαρκείς και επομένως να μην μπορεί να διατηρηθεί η ποιότητα υπηρεσίας. Αντίθετα, με την απομακρυσμένη εκτέλεση, η επιπρόσθετη καθυστέρηση που εισάγεται λόγω της μεταφοράς των δεδομένων μπορεί να είναι απαγορευτική για την εύρυθμη λειτουργία της εφαρμογής. Μια λύση στα παραπάνω ζητήματα είναι η επιλεκτική κατανομημένη εκτέλεση ανάλογα με τις συνθήκες και τα δυναμικά χαρακτηριστικά τόσο του απομακρυσμένου εξυπηρετητή και της κινητής συσκευής, όσο και της σύνδεσης μεταξύ τους.

Από τη μελέτη που έχει γίνει γύρω από αρχιτεκτονικές Βαθιάς Μάθησης τα τελευταία χρόνια, εξαιρετικά ενδιαφέρουσες είναι οι αρχιτεκτονικές των Transformers οι οποίες χρησιμοποιούνται πια ευρέως σε εφαρμογές Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing), αλλά και στην επεξεργασία εικόνων, όπου τα αποτελέσματά τους ανταγωνίζονται τα Συνελκτικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks).

Στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελούν: (α) η σύγκριση μοντέλων Transformers και CNNs σε διάφορες εφαρμογές κατηγοριοποίησης χρησιμοποιώντας πληθώρα μετρικών, (β) η μοντελοποίηση και ανάπτυξη ενός πλαισίου (framework), το οποίο θα βασίζεται πάνω στην κατανομημένη αρχιτεκτονική αλληλουχίας (cascade) και θα χρησιμοποιεί τις αρχιτεκτονικές των Transformers και CNNs τόσο στη συσκευή όσο και στον εξυπηρετητή. Πιο συγκεκριμένα, η αρχιτεκτονική αλληλουχίας χρησιμοποιεί «ελαφριά» μοντέλα για την κατηγοριοποίηση των δεδομένων τοπικά στη κινητή συσκευή. Έπειτα, με βάση τα αποτελέσματα επιλέγονται τα δυσκολότερα από αυτά, τα οποία και αποστέλλονται στον εξυπηρετητή όπου επεξεργάζονται από ένα πιο ισχυρό μοντέλο με στόχο την αύξηση της ακρίβειας. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα γίνει διερεύνηση, λαμβάνοντας υπόψη δυναμικά χαρακτηριστικά του συστήματος, μετρικές και στόχους επίδοσης, στις περιπτώσεις όπου χρησιμοποιούνται αποκλειστικά CNNs, αποκλειστικά Transformers και υβριδικό συνδυασμοί μεταξύ των αρχιτεκτονικών σε συσκευή και εξυπηρετητή.

Απαραίτητες γνώσεις προγραμματισμού: Python

Επιθυμητές γνώσεις: Deep Learning frameworks (TensorFlow, Keras)

10. Ανάπτυξη Συστήματος Κατανομημένης Μηχανικής Μάθησης για Εκφόρτωση Δεδομένων στις Παρυφές του Δικτύου (1 Άτομο)

Τα τελευταία χρόνια, η ταχεία ανάπτυξη των κινητών συσκευών σε συνδυασμό με την εξαιρετική επίδοση των βαθιών νευρωνικών δικτύων στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων (κατηγοριοποίηση εικόνων, εντοπισμός αντικειμένων, αναγνώριση φωνής, μοντελοποίηση κειμένου) έχουν δημιουργήσει την ανάγκη για ευφυείς εφαρμογές (smart mobile apps) που σέβονται την ιδιωτικότητα του χρήστη και παρέχουν την απαιτούμενη ποιότητα υπηρεσίας.

Η εκτέλεση νευρωνικών δικτύων στα πλαίσια τέτοιων εφαρμογών εμπεριέχει δύο βασικές προσεγγίσεις: (α) τοπικά, χρησιμοποιώντας τους περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους της κινητής συσκευής του χρήστη, ή (β) στο υπολογιστικό νέφος ή στην άκρη του δικτύου με την υποβοήθηση ενός ισχυρού

εξυπηρετητή. Αν επιλεγεί η τοπική εκτέλεση, τότε το βασικό μειονέκτημα είναι ότι οι πόροι της κινητής συσκευής μπορεί να μην είναι πάντοτε επαρκείς και επομένως να μην μπορεί να διατηρηθεί η ποιότητα υπηρεσίας. Αντίθετα, με την απομακρυσμένη εκτέλεση, η επιπρόσθετη καθυστέρηση που εισάγεται λόγω της μεταφοράς των δεδομένων μπορεί να είναι απαγορευτική για την εύρυθμη λειτουργία της εφαρμογής. Μια λύση στα παραπάνω ζητήματα είναι η επιλεκτική κατανομημένη εκτέλεση ανάλογα με τις συνθήκες και τα δυναμικά χαρακτηριστικά τόσο του απομακρυσμένου εξυπηρετητή και της κινητής συσκευής, όσο και της σύνδεσης μεταξύ τους.

Η πιο απλή κατανομημένη αρχιτεκτονική είναι αυτή της εκφόρτωσης (offloading), στην οποία ανάλογα με τις εκάστοτε συνθήκες επιλέγεται αν τα δεδομένα θα επεξεργαστούν στη συσκευή ή αν μπορούν να προωθηθούν στον εξυπηρετητή. Μια ενδιαφέρουσα εξέλιξη της αρχιτεκτονικής αυτής είναι η «τομή» μοντέλων με μερική επεξεργασία των δεδομένων στη συσκευή και προώθηση των μερικών αποτελεσμάτων στον εξυπηρετητή ώστε να ολοκληρωθεί η επεξεργασία. Η τεχνική αυτή προσφέρει πολλά προτερήματα ως προς τη συμπίεση των δεδομένων πριν την αποστολή, την επιτάχυνση της εκτέλεσης, τη διατήρηση της ιδιωτικότητας, κ.α.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μοντελοποίηση και ανάπτυξη ενός πλαισίου (framework), το οποίο λαμβάνοντας υπόψη τα δυναμικά χαρακτηριστικά του συστήματος, μετρικές και στόχους επίδοσης θα αποφασίζει το σημείο επεξεργασίας των δεδομένων είτε μερικώς είτε ολικώς, επιτυγχάνοντας διατήρηση της ακρίβειας, επιτάχυνση της εκτέλεσης, διατήρηση της ιδιωτικότητας, κ.α.

Απαραίτητες γνώσεις προγραμματισμού: Python

Επιθυμητές γνώσεις: Deep Learning frameworks (TensorFlow, Keras)

11. Εκπαίδευση Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων στη Διεργασία της Ανίχνευσης Εισβολών (1 Άτομο)

Τα σημερινά δίκτυα επικοινωνιών παράγουν τεράστιο και ετερογενή όγκο από δεδομένα κίνησης (traffic data) λόγω της πληθώρας υπηρεσιών / εφαρμογών και του μεγάλου αριθμού χρηστών που πρέπει να εξυπηρετήσουν. Λόγω της πολύπλοκης συμπεριφοράς τους, αυτά τα δεδομένα απαιτούν συνεχή παρακολούθηση για τη διατήρηση της επίδοσης, τη βελτιστοποίηση της κατανομής των δικτυακών πόρων, αλλά και τον έλεγχο και την αποτελεσματική διαχείριση των τηλεπικοινωνιακών υποδομών.

Τα τελευταία χρόνια, τεχνικές Βαθιάς Μάθησης έχουν οδηγήσει σε πρωτοφανή επίπεδα επιδόσεων σε πολλούς τομείς, όπως είναι η όραση υπολογιστών, η αναγνώριση ομιλίας, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η ιατρική, οι μεταφορές, η ρομποτική, κ.α. και προσφέρουν τη state-of-the-art επίδοση που ξεπερνά κατά πολύ την ανθρώπινη. Επίσης, παρουσιάζουν νέες προοπτικές για έρευνα σε περιοχές που μέχρι σήμερα δεν έχουν εξερευνηθεί αρκετά ή και καθόλου.

Αν και τα είδη προβλημάτων που μπορούν να αντιμετωπιστούν με μοντέλα AI (κατηγοριοποίηση, πρόβλεψη, λήψη αποφάσεων) ταιριάζουν στα δικτυακά προβλήματα, δεν έχει δοθεί αρκετή βαρύτητα σε σύγκριση με άλλους τομείς ενδιαφέροντος, όπως είναι η Όραση Υπολογιστών ή η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας. Γνωστά δικτυακά προβλήματα είναι η κατηγοριοποίηση της κίνησης, η πρόβλεψη της απόδοσης (π.χ. συμφόρησης), ο προγραμματισμός του δικτύου και η ασφάλεια.

Η διατήρηση της ασφάλειας και η προστασία έναντι σε επιθέσεις είναι απαραίτητα για τη διασφάλιση της διαθεσιμότητας και της ακεραιότητας των τηλεπικοινωνιακών συστημάτων. Οι πιο γνωστοί τύποι επιθέσεων που συναντώνται σήμερα είναι: web browser attacks, worm attacks, malware attacks, DoS, identity spoofing, sniff attacks, brute force, the man in the middle attacks, Address Resolution Protocol (ARP) attacks, botnet, Domain Name System (DNS) spoofing attacks, back door attacks, κ.α. Προβλήματα

ασφάλειας είναι συνήθως προβλήματα κατηγοριοποίησης της κίνησης, όπου κάθε εισερχόμενη ροή ταξινομείται ως καλοήθης ή ως κακόβουλη.

Στόχοι της διπλωματικής εργασίας είναι: (α) η μελέτη της βιβλιογραφίας σχετικά με τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης που θα χρησιμοποιηθούν και το πρόβλημα της ανίχνευσης εισβολών (intrusion detection), (β) η εκπαίδευση διαφορετικών αρχιτεκτονικών βαθιών νευρωνικών δικτύων στη διεργασία της ανίχνευσης εισβολών σε δικτυακά δεδομένα κίνησης και (γ) η αξιολόγηση της απόδοσής τους ως προς την ακρίβεια. Θα χρησιμοποιηθούν γνωστά σύνολα δεδομένων από το Canadian Institute for Cybersecurity (CIC) του University of New Brunswick.

Απαραίτητες γνώσεις προγραμματισμού: Python

Επιθυμητές γνώσεις: Deep Learning frameworks (TensorFlow, Keras)