



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**  
**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**  
**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΠΡΟΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**  
**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΤΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗΝ**  
**ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ ΕΥΡΥΖΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΙΩΝ**

**ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ ΦΟΙΤΗΤΗ**  
**ΦΟΥΡΑΚΗΣ ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ**

**ΑΡΙΘΜΟΣ ΜΗΤΡΩΟΥ**  
**171189**

**ΕΙΣΗΓΗΤΗΣ**  
**ΑΝΤΩΝΙΟΣ ΜΠΟΓΡΗΣ**

**ΑΘΗΝΑ, ΜΑΡΤΙΟΣ 2024**

(Κενό φύλλο)

# **ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΤΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ  
ΕΥΡΥΖΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΙΩΝ**

**ΦΟΥΡΑΚΗΣ ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ**

**A.M. 171189**

**Εισηγητής:**

**ΑΝΤΩΝΙΟΣ ΜΠΟΓΡΗΣ**

**Εξεταστική Επιτροπή:**

**Επίκουρος καθηγητής, Νικόλαος Μυριδάκης**

**Καθηγητής, Βασίλειος Μάμαλης**

**Ημερομηνία εξέτασης: 22/3/2024**

(Κενό φύλλο)

## ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

«Βεβαιώνω ότι είμαι συγγραφέας αυτής της Διπλωματικής εργασίας και κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Ο/Η Δηλών/ούσα



(Κενό φύλλο)

## Εισαγωγή

Η συνεχή ζήτηση των χρηστών για ταχύτερες συνδέσεις, ποιοτικότερες και σταθερές υπηρεσίες και οι νέες τεχνολογίες του σήμερα, ανάγκασαν τους φορείς να αναπτύξουν τεχνικές για την ευρυζωνική κάλυψη, αξιοπιστία και ταχύτητα στην λήψη και μεταφορά των δεδομένων. Η ανάπτυξη των κέντρων δεδομένων, οι νέες τεχνολογίες οπτικών ινών και τα δίκτυα πέμπτης γενιάς, είναι από τις πιο σύνηθες τεχνολογίες, οι οποίες χρησιμοποιούνται καθημερινά από τους χρήστες για την κάλυψη των αναγκών τους.

Συχνά υπάρχει το φαινόμενο της συμφόρησης λόγω υψηλής ζήτησης των υπηρεσιών ή μεγάλη κίνηση ροής, η οποία διαφέρει κατά την περιοχή και το χρονικό διάστημα. Επιπλέον η διαχείριση των πόρων αλλά και οι προτεραιότητες που θα δοθούν στους χρήστες, συνδέονται άμεσα με την τοπολογία, την χρήση, τους συνδρομητές που είναι ήδη στο αντίστοιχο δίκτυο και τις υπηρεσίες. Σημαντική επίσης είναι και η επεκτασιμότητα των διαθέσιμων κέντρων δεδομένων, για την ευελιξία και αξιοπιστία των δικτύων και των κέντρων. Επιπλέον η υψηλή κατανάλωση ενέργειας, έχει κάνει τους επιστήμονες να επικεντρωθούν σε νεότερες τεχνολογίες, οι οποίες θα μας επιφέρουν υψηλότερες επιδόσεις με μικρότερη κατανάλωση ενέργειας.

Γενικότερα, όλες αυτές τις αναφερόμενες προκλήσεις, μπορούμε να τις προσεγγίσουμε και να τις διαχειριστούμε αποτελεσματικά μέσω της μηχανικής μάθησης, η οποία θα μπορεί σε πραγματικό χρόνο να ταξινομεί, να φιλτράρει και να επαναυπολογίζει διαδρομές στην ροή, ώστε να μπορούν να οριστούν τόσο οι αρχιτεκτονικές, για την δημιουργία του αντίστοιχου δικτύου, όσο και οι πόροι που θα χρειαστούν.

## Abstract

The constant demand from users for faster connections, higher quality and stable services and today's new technologies have forced operators to develop techniques for broadband coverage, reliability and speed in receiving and transferring data. The deployment of data centers, new fiber optic technologies and fifth generation networks are among the most common technologies used daily by users to meet their needs.

Often there is the phenomenon of congestion due to high demand for services or heavy traffic flow, which varies by region and time period. In addition, the management of resources and the priorities to be given to users are directly related to the topology, usage, subscribers already on the respective network and services. The scalability of the available data centers is also important for the flexibility and reliability of the networks and centers. In addition, high energy consumption has made scientists focus on newer technologies, which will bring us higher performance with less energy consumption.

More generally, all these mentioned challenges can be approached and managed effectively through machine learning, which will be able to classify, filter and recalculate paths in the flow in real time, so that both the architectures to create the corresponding network and the resources that will be needed can be defined.





## Πίνακας περιεχομένων

Εισαγωγή.....	7
Abstract.....	8
Κεφάλαιο 1 <sup>ο</sup> - Ευρυζωνικότητα.....	12
1.1 Γενικά .....	12
1.2 Ορισμός της ευρυζωνικότητας και αναγκαίες δικτυακές υποδομές .....	13
1.3 Ευρυζωνική πρόσβαση και τεχνολογίες .....	14
1.4 Η τάση για σύγκλιση των υπηρεσιών .....	17
Εικόνα 1.4.1 Τα δίκτυα σήμερα .....	18
Κεφάλαιο 2 <sup>ο</sup> - Εισαγωγή στη μηχανική μάθηση.....	19
2.1 Γνωριμία με τον όρο μηχανική μάθηση .....	19
Εικόνα 2.1.1 Μηχανική μάθηση.....	19
2.2 Είδη μηχανικής μάθησης .....	20
2.3 Μοντέλα εκπαίδευσης .....	24
2.4 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης .....	26
2.5 Ορισμός της τεχνητής νοημοσύνης.....	27
Εικόνα 2.5.1 Τεχνητή νοημοσύνη .....	28
2.6 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	29
Κεφάλαιο 3 <sup>ο</sup> - Επίδραση της μηχανικής μάθησης στα οπτικά δίκτυα .....	33
3.1 Οπτικά δίκτυα.....	33
3.2 Τεχνολογίες FTTx και αρχιτεκτονικές .....	34
Εικόνα 3.2.1 FFTN .....	35
Εικόνα 3.2.2 FFTH Home run .....	36
Εικόνα 3.2.3 FFTH Star .....	36
Εικόνα 3.2.4 FFTB.....	37
3.3 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα οπτικά δίκτυα .....	37
Εικόνα 3.3.1 Σύστημα επικοινωνίας με οπτικές ίνες .....	38
Κεφάλαιο 4 <sup>ο</sup> - Επίδραση της μηχανικής μάθησης δίκτυα κέντρων δεδομένων .....	42
4.1 Ορισμός στα δίκτυα κέντρων δεδομένων.....	42
Εικόνα 4.1.1 DCN .....	42
4.2 Υποδομή κέντρου δικτύου δεδομένων .....	43
Εικόνα 4.2.1 Τοπολογία βασισμένη στο υλικό .....	45
Εικόνα 4.2.2 Fat tree .....	46
Εικόνα 4.2.3 Jellyfish .....	47
4.3 Δίκτυα κέντρων δεδομένων και τεχνητή νοημοσύνη .....	48

Κεφάλαιο 5 <sup>ο</sup> -Επίδραση της μηχανικής μάθησης δίκτυα πέμπτης γενιάς .....	53
5.1 Δίκτυα Πέμπτης Γενιάς 5G .....	53
Εικόνα 5.1.1 Σταθμοί βάσεων .....	57
5.2 Πρότυπα και χρήση δικτύων πέμπτης γενιάς.....	57
5.3 Η μηχανική μάθηση στα δίκτυα πέμπτης γενιάς - Επίπεδο εφαρμογών (Application level).....	60
Εικόνα 5.3.1 Εξισορρόπηση δικτύου (load balancing).....	61
5.4 Η μηχανική μάθηση στα δίκτυα πέμπτης γενιάς – Επίπεδο υποδομής (Infrastructure level).....	62
5.5 Οι προκλήσεις της μηχανικής μάθησης στα δίκτυα πέμπτης γενιάς.....	63
Κεφάλαιο 6 <sup>ο</sup> - Συμπεράσματα .....	64
Αναφορές.....	66
Πηγές .....	66

## Κεφάλαιο 1<sup>ο</sup> - Ευρυζωνικότητα

### 1.1 Γενικά

Ο άνθρωπος ως ένας ζωντανός και ευφυής οργανισμός έχει την ανάγκη της επικοινωνίας και της πρόσβασης στην πληροφορία, ώστε να μπορεί να ανταποκριθεί στις ανάγκες της επιβίωσής του και στην διαμόρφωση των καθημερινών του δραστηριοτήτων. Αυτή την ανάγκη ήρθαν να καλύψουν εξ ορισμού τα ευρυζωνικά δίκτυα και οι υπηρεσίες που μπορούν να προσφέρουν. Η αγορά και οι εξελίξεις των τηλεπικοινωνιών αναπτύσσονται με γοργούς ρυθμούς και αναμένεται να επιφέρουν σημαντικές αλλαγές, στην εκπαίδευση, στην υγεία, στις συναλλαγές, στις εμπορικές δραστηριότητες και την πληροφόρηση. Πάρα ταύτα, η αναμενόμενη ανάπτυξή τους εξελίσσεται με αργούς ρυθμούς δεδομένου ότι πρέπει να υπάρξουν αλλαγές σε όλους όσους εμπλέκονται στην τηλεπικοινωνιακή αγορά. Σε αυτούς φυσικά εντάσσονται και οι πολίτες, οι οποίοι πρέπει να εξοικειωθούν με τα νέα δεδομένα, αλλά επί το πλείστον και οι επιχειρήσεις. Συνεπώς πρέπει να υπάρξει οικονομική αναβάθμιση της αγοράς και κάλυψη των παροχών, από τις πιο απομακρυσμένες περιοχές (ορεινές, νησιωτικές, αγροτικές) ή τις λιγότερο ανεπτυγμένες αντίστοιχα. [1]

Φυσικά τα ευζωνικά δίκτυα, διαθέτουν μεγάλη χωρητικότητα και ταχεία μετάδοση της πληροφορίας, για να μπορούν να εξασφαλίσουν την πρόσβαση όλων σε αυτή. Πρακτικά όμως αντιμετωπίζουν ένα ψηφιακό χάσμα, σε παγκόσμιο, κοινωνικό και δημοκρατικό επίπεδο το οποίο θα χρειαστεί να ξεταστεί εξονυχιστικά όχι μόνο από την τεχνολογική σκοπιά αλλά και ως ένα κοινωνικό γεγονός που πρέπει άμεσα να προσεγγιστεί. [1]

## 1.2 Ορισμός της ευρυζωνικότητας και αναγκαίες δικτυακές υποδομές

Ο ορισμός της ευρυζωνικότητας έχει μια πιο σύνθετη έννοια, καθώς πολλοί άνθρωποι την συνδυάζουν είτε με την ταχύτητα σύνδεσης, είτε με ένα συγκεκριμένο σύνολο υπηρεσιών. Εξ ορισμού η ευρυζωνικότητα προέρχεται από το εύρος ζώνης όπου απευθύνεται στην χωρητικότητα με την ταχύτητα της σύνδεσης, σε ένα προηγμένο και καινοτόμο περιβάλλον, όπου παρέχονται οι κατάλληλες υποδομές για την ανάπτυξη νέων, ευρυζωνικών εφαρμογών και υπηρεσιών. [2]

Αναλυτικότερα ένα προηγμένο και καινοτόμο περιβάλλον πρέπει να αποτελείται από :

1. **Παροχή γρήγορων συνδέσεων** ώστε να έχει την δυνατότητα να εξυπηρετήσει όσο το δυνατόν μεγαλύτερο μέρος του πληθυσμού σε ανταγωνιστικές τιμές, χωρίς περιορισμούς στα συστήματα μετάδοσης και του εξοπλισμού των επικοινωνούντων άκρων.
2. **Η δικτυακή υποδομή θα πρέπει να είναι ικανή να αναβαθμίζεται συνεχώς** με όσο το δυνατό μικρότερο κόστος για να ικανοποιεί τις ανάγκες των πελατών αλλά και τις εφαρμογές στο εύρος ζώνης, πράγμα που προϋποθέτει αδιάλειπτη σύνδεση και διαθεσιμότητα των υπηρεσιών.
3. **Να υπάρχει η δυνατότητα επιλογής του χρήστη** μεταξύ ποικίλων δικτυακών εφαρμογών και υπηρεσιών, με εναλλακτικές προσφορές ζήτησης που ταιριάζουν στις προτιμήσεις και τον εξοπλισμό του χρήστη.
4. **Ένα κατάλληλο ρυθμιστικό πλαίσιο** το οποίο θα αποτελείται από πολιτικές, μέτρα, πρωτοβουλίες και άμεσες/έμμεσες παρεμβάσεις για την υγιή ανάπτυξη, την καινοτομία και την προστασία του ανταγωνισμού. [2]

Αναφορικά μερικές εφαρμογές και παραδείγματα των ευζωνικών δικτύων:

- **Ανταγωνιστικότερες επιχειρήσεις:** Ένα μεγάλο εύρος των υπηρεσιών που μας παρέχουν μας διευκολύνει στις καθημερινές μας υποχρεώσεις.

Συνεπώς όσες περισσότερες έχουμε στην διάθεση μας ως επιχείρηση, μας καθιστά πιο αποδοτικούς αλλά και ανταγωνιστικούς.

- **Επικοινωνία:** Υπάρχει η δυνατότητα επικοινωνίας σε πραγματικό χρόνο μέσω του ήχου, των δεδομένων, ακόμα και της εικόνας.
- **Ηλεκτρονικό εμπόριο και συναλλαγές:** Μπορούμε να βρούμε τα προϊόντα τα οποία χρειαζόμαστε σε ένα μεγάλο πλήθος ιστοσελίδων αλλά και να τα πληρώσουμε ηλεκτρονικά μέσω υπηρεσιών όπως είναι το e-banking.
- **Νέες θέσεις εργασίας:** Για την διασφάλιση των υπηρεσιών χρειάζεται την αντίστοιχη εξειδίκευσή και τεχνογνωσία, γεγονός που αποφέρει όλο και περισσότερες θέσεις εργασίας.
- **Παιδεία:** Μέσω των δικτύων μπορούμε να βρούμε άμεσα πληροφορίες από έναν μεγάλο ιστό καθώς και μπορούμε να εκπαιδευτούμε ηλεκτρονικά, είτε σύγχρονα, είτε ασύγχρονα, μέσω της τηλεκπαίδευσης.
- **Υγεία και τηλεϊατρική:** Η άμεση επικοινωνία με τον γιατρό, τα ηλεκτρονικά συστήματα συνταγογράφησης, οι ηλεκτρονικοί φάκελοι του ασθενούς, είναι λίγες από τις υπηρεσίες που μας προσφέρει.
- **Ψυχαγωγία:** Μπορούμε να ενημερωθούμε ή ακόμα και να ψυχαγωγηθούμε μέσω των βίντεο , της μουσικής , των παιχνιδιών αλλά και των βιβλίων. [1]

### 1.3 Ευρυζωνική πρόσβαση και τεχνολογίες

Για την επίτευξη της ευρυζωνικής πρόσβασης στην διασύνδεση του τελικού χρήστη με τις υπηρεσίες ή τις εφαρμογές του παρόχου χρειάζονται οι κατάλληλες τεχνολογίες. Οι τεχνολογίες αυτές είναι συνεχώς εξελισσόμενες, λόγω του υψηλού ανταγωνισμού των εταιρειών για την καλύτερη δυνατή κάλυψη και αξιοπιστία των υπηρεσιών τους και διακρίνονται σε ενσύρματες, και ασύρματες: [2]

## A) Ενσύρματες τεχνολογίες

- ❖ Μια από τις πιο συνηθισμένες ευρυζωνικές τεχνολογίες που συναντάμε στην καθημερινότητά μας είναι το **DSL (Digital Subscriber Line)**. Το DSL είναι ένας δίαυλος επικοινωνίας ψηφιακής, μια τεχνολογία η οποία διαχωρίζει τις υπηρεσίες δεδομένων και τις συχνότητες τηλεφωνικής γραμμής. Με απόδοση προτεραιοτήτων υλοποιεί μεθόδους βελτίωσης ποιότητας υπηρεσιών. Αυτή η λειτουργία δίνει την δυνατότητα στον χρήστη να επικοινωνεί να μεν τηλεφωνικά, αλλά ταυτόχρονα και στο διαδίκτυο, σε απίστευτα υψηλές ταχύτητες μεταφοράς δεδομένων και σε υψηλές, ευρυζωνικές ταχύτητες πρόσβασης αντίστοιχα. Επιπλέον λόγω του κλειστού κυκλώματος του χρήστη με το τηλεφωνικό κέντρο, δεν επηρεάζονται οι υπηρεσίες του αναφερόμενου σχετικά με το πλήθος άλλων χρηστών στην υφιστάμενη περιοχή. [2]

Η DSL εν συνεχεία εξελίχθηκε σε **xDSL** όπου με την προσθήκη του “x” ορίζουμε την ύπαρξη ενός πλήθους DSL οι οποίες διαφέρουν στις προδιαγραφές και στις ανάγκες του χρήστη. Με αυτό τον τρόπο η xDSL συγκριτικά με την απλή DSL μας προσφέρει μεγαλύτερες ταχύτητες και κάλυψη ανάλογα με την xDSL τεχνολογία που χρησιμοποιεί.

- Asymmetric Digital Subscriber Line (**ADSL**).
  - High speed Digital Subscriber Line (**HDSL**).
  - Isdn Digital Subscriber Line (**IDSL**).
  - Rate Adaptive Digital Subscriber Line (**RADSL**).
  - Very high speed Digital Subscriber Line (**VDSL**).
  - Symmetric Digital Subscriber Line (**SDSL**). [2]
- 
- ❖ Μια ακόμα ευρυζωνική τεχνολογία που συναντάμε στην καθημερινότητά μας είναι τα καλώδια του **modem**. Τα καλώδια μεταφέρουν διαφορετικά κανάλια μέσω σημάτων από τους τηλεοπτικούς σταθμούς. Τα σήματα αυτά μεταφέρουν τα δεδομένα μέσω του διαδικτύου και φτάνουν στον τελικό χρήστη, γεγονός το οποίο αποδείχθηκε καινοτόμο συγκριτικά με την DSL και την καλωδιακή τεχνολογία, λόγω του μεγάλου εύρους ζώνης

το οποίο εξυπηρετεί ταχύτερα περισσότερους γειτονικούς χρήστες εκείνη την χρονική στιγμή. [2]

- ❖ Επιπλέον κατ' εξέλιξη των καλωδιακών τεχνολογιών DSL, οι οποίες χρησιμοποιούν χάλκινα σύρματα δημιουργήθηκαν **ΟΠΤΙΚΕΣ ΙΝΕΣ**, οι οποίες χρησιμοποιούν λέιζερ για την μετάδοση των παλμών του φωτός μέσω λεπτών μερών (ινών) πυριτίου. Λόγω των πολύ υψηλών συχνοτήτων του φωτός η συχνότητα και το εύρος ζώνης πολλαπλασιάζονται μέσω των δεδομένων που μεταφέρουν τα ραδιοκύματα ή τα ηλεκτρικά συστήματα συγκριτικά με την απλή DSL. [2]

## **B) Ασύρματες τεχνολογίες**

- ❖ Τα τοπικά δίκτυα **Wireless Local Area Network (WLAN)**. Για να γίνει εφικτή η ασύρματη εκπομπή του σήματος τους χρειαζόμαστε ένα ενσύρματο σημείο πρόσβασης (access point), το οποίο θα λαμβάνει και θα αποστέλλει δεδομένα μέσω ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων. Η δημοφιλέστερη μέθοδος που χρησιμοποιούμε είναι το Wi-Fi.
- ❖ Μια ακόμα ευρυζωνική τεχνολογία είναι η **Local Multipoint Distribution System (LMDS)**. Η μετάδοσή της γίνεται απευθείας από ένα τοπικό δίκτυο σε ένα σπίτι ή επιχείρηση μέσω μιας κεραίας ως φυσικό μέσο. Τα ηλεκτρομαγνητικά μικροκύματα μεταφέρουν τα δεδομένα υπηρεσιών ήχου, δικτύου και τηλεόρασης σε πολύ υψηλές συχνότητες λόγω της κυψελοειδούς αρχιτεκτονικής, η οποία τμηματοποιεί τις γεωγραφικές περιοχές που θέλει να καλύψει για να μπορούν να παναχρησιμοποιηθούν οι ίδιες συχνότητες. [2] [3]
- ❖ Τέλος υπάρχει η **δορυφορική πρόσβαση (satellites)**, η οποία για την σύνδεση με το διαδίκτυο απαιτείται η χρήση δορυφορικής κεραίας. Υπάρχουν δύο τρόποι δορυφορικής πρόσβασης.
  - Η **μονόδρομη επικοινωνία** (one-way communication), η οποία επιτρέπει μόνο την λήψη δεδομένων.
  - Η **αμφίδρομη επικοινωνία** (two-way communication), η οποία επιτρέπει την λήψη αλλά και το ανέβασμα των δεδομένων στο δίκτυο.



Η διαφορά της μονόδρομης με την αμφίδρομη επικοινωνία επηρεάζει το κόστος του εξοπλισμού και των εγκαταστάσεων.

Τα **οφέλη της δορυφορικής πρόσβασης** είναι πολλά, μιας και μπορεί να εξυπηρετήσει με βελτιωμένη ποιότητα δικτύου, σε πολλαπλά κανάλια, με αξιόπιστη πρόσβαση στο διαδίκτυο ένα μεγάλο πλήθος χρηστών, οι οποίοι βρίσκονται εντός της εμβέλειας του δορυφόρου.

Τα **μειονεκτήματα** είναι στις χαμηλές ταχύτητες και στο κόστος εγκατάστασης. Το εν λόγω κόστος περιλαμβάνεται τόσο το δορυφορικό πιάτο, όσο και στην ανάγκη κάποιας σύνδεσης πρόσβασης στο Διαδίκτυο, όπως για παράδειγμα είναι η **dial-up**, μία μορφή δικτύου απλής πρόσβασης που χρησιμοποιείται σε γραμμές Public Switched Telephone Network (PTSN) και η **Integrated Services Digital Network (ISDN)**, μία μορφή Ψηφιακού Δικτύου Ολοκληρωμένων Υπηρεσιών, ένα σύνολο συστημάτων επικοινωνίας, που χρησιμοποιείται για την γνωστοποίηση σήματος, φωνής και δεδομένων. Επιπλέον η εν λόγω σύνδεση επηρεάζεται άμεσα από τα καιρικά φαινόμενα όπως για παράδειγμα είναι η έντονη βροχόπτωση, η έντονη χιονόπτωση κ.α. [2] [4]

#### 1.4 Η τάση για σύγκλιση των υπηρεσιών

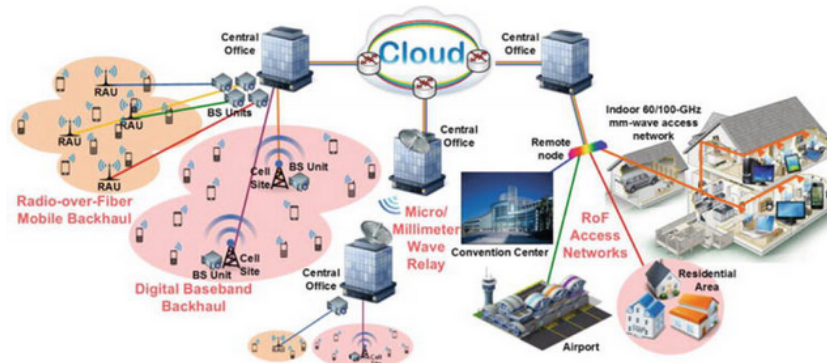
Η ανάγκη για αδιάκοπη και πανταχού παροχή υπηρεσιών, τόσο των κινητών, όσο και των σταθερών υπηρεσιών, αλλά και η αυξανόμενη ζήτηση για την διαθεσιμότητα τους, ήταν η αφορμή που τέθηκαν οι βάσεις για την δημιουργία μιας νέας τεχνολογίας η οποία θα μπορούσε να διασυνδέσει τις αρχιτεκτονικές των σταθερών και των κινητών δικτύων. Πιο συγκεκριμένα οι επιστήμονες έχουν επικεντρωθεί :

- Στην σύγκλιση των επιχειρηματικών αναγκών και υπηρεσιών.
- Στην σύγκλιση των τεχνολογιών δικτύου στις αντίστοιχες υποδομές.
- Στην σύγκλιση των τελικών χρηστών σε σχέση με τις συσκευές τους.

Φυσικά για την επίτευξη των προαναφερόμενων απαιτούνται τόσο ασύρματα δίκτυα για την εύκολη περιαγωγή και κινητικότητα των τελικών χρηστών, όσο

και ενσύρματα για την παροχή μεγάλου εύρους ζώνης μέσω των οπτικών ινών.

[5]



Εικόνα 1.4.1 Τα δίκτυα σήμερα

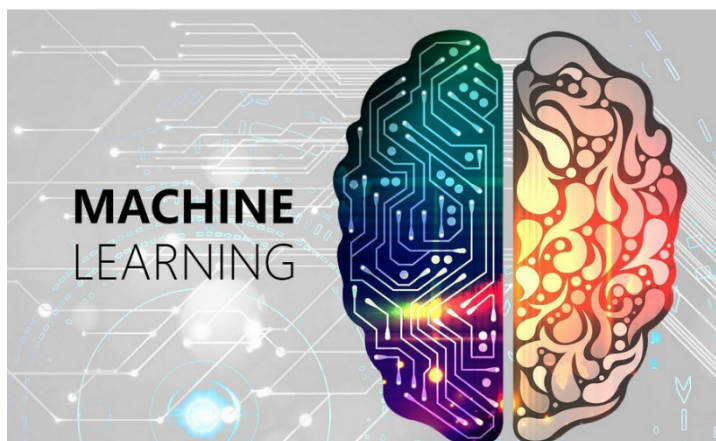
Για να μπορέσουν να συμβαδίσουν οι αυξανόμενες απαιτήσεις των εφαρμογών δικτύου, έχει αρχίσει να υιοθετείται η λύση του υπολογιστικού νέφους. Μέσω της εικονικοποίησης (virtualization), δόθηκε η δυνατότητα στους πάροχους να εξυπηρετούν ταχύτερα και αποδοτικότερα τα αιτήματα των χρηστών καθώς είχαν καλύτερη επίβλεψη και πρόσβαση στις αντίστοιχες υπηρεσίες δικτύου, οι οποίες θα αναλυθούν παρακάτω. [6] [7]

Συνεπώς από τα παραπάνω παρατηρούμε ότι τα κέντρα δεδομένων τα οποία φιλοξενούν και παρέχουν τις υπηρεσίες και τις εφαρμογές των χρηστών, μέσω των νέων τεχνολογιών όπως είναι τα οπτικά δίκτυα και τα δίκτυα πέμπτης γενιάς, για την μεταφορά των δεδομένων τους, είναι αλληλένδετα για την εξέλιξη των έως τώρα δικτύων και αρχιτεκτονικών.

## Κεφάλαιο 2<sup>ο</sup> - Εισαγωγή στη μηχανική μάθηση

### 2.1 Γνωριμία με τον όρο μηχανική μάθηση

Η μηχανική μάθηση είναι ένας από τους ταχύτερα αναπτυσσόμενους κλάδους της επιστήμης των υπολογιστών. Μηχανική μάθηση, ορίζεται η επιστήμη των υπολογιστών που έχει την δυνατότητα να αναγνωρίζει και να μελετάει κάποια πρότυπα ή μοντέλα που του θέτει ο χρήστης. Τα εν λόγω πρότυπα μπορεί να αποσκοπούν στην ανάπτυξη της κίνησης, των γνωστικών δεξιοτήτων, στην απόκτηση και στην διερεύνηση νέων γνώσεων αντίστοιχα και την αναπαράστασή τους. Η υλοποίησή τους μπορεί να επιτευχθεί μέσω της ανάπτυξης αλγορίθμων οι οποίοι επεξεργάζονται τα δεδομένα που εισάγονται (κατά κανόνα κωδικοποιημένα), έχοντας ως σκοπό την καλύτερη απόδοση και επεξεργασία των δεδομένων αυτών. [8]



Εικόνα 2.1.1 Μηχανική μάθηση

Με αυτόν τον τρόπο, μηχανές όπως για παράδειγμα είναι ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής, μπορούμε να πούμε ότι αποκτούν μια τεχνητή "κρίση" μιας και αποκτούν την ικανότητα να ταυτοποιούν και να κατηγοριοποιούν αυτόματα τα πρότυπα που χρειαζόμαστε όπως ακριβώς θα έκανε ένας ευφυής οργανισμός.

Ιστορικά αυτός ο κλάδος πήρε τον ορισμό του από τον Mitchell το 1997, ο οποίος αποτύπωσε την συλλογιστική της μηχανικής μάθησης λέγοντας ότι

«Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέμε ότι μαθαίνει από την εμπειρία E ως προς κάποια κλάση εργασιών T και μέτρο απόδοσης P, αν η απόδοσή του σε εργασίες από το T, όπως μετριέται από το P, βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας E.» πράγμα το οποίο μεταγενέστερα δημιούργησε αρκετά ερωτήματα με κυριότερο το αν οι μηχανές μπορούν να αντικαταστήσουν την ανθρώπινη σκέψη και κρίση. [9] [10]

## 2.2 Είδη μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση αποτελείται από κατηγορίες που διαφέρουν κατά κόρων μεταξύ τους και έχουν ως μοναδικό κοινό την επεξεργασία των δεδομένων στην είσοδο του για να πάρουμε το θεμιτό αποτέλεσμα. Παρόλα αυτά είναι απαραίτητη για την εξελιγμένη εργασία των υπολογιστών ώστε να μην χρειάζεται η ανθρώπινη παρέμβαση. Η συνεχώς αυξανόμενη εμπειρία, η πολυπλοκότητα και η ανάγκη για προσαρμοστικότητα είναι η βάση για την εξέλιξη τέτοιων μοντέλων. [11] [12]

Η εκμάθηση των συστημάτων μηχανικής μάθησης απαιτεί διεργασίες από δύο πλευρές.

- Αρχικά έχουμε τις εργασίες που εκτελούνται από τον άνθρωπο, όπου έχει σαν πρωτεύον μέλημα την ορθή λειτουργία και προγραμματισμό των διεργασιών εκπαίδευσης.
- Στην συνέχεια έχουμε τις διεργασίες οι οποίες είναι πέρα των ανθρώπινων δυνατοτήτων και καθηκόντων, όπως είναι ο αποτελεσματικός και γρήγορος τρόπος εξερεύνησης και ανάλυσης δεδομένων και πολύπλοκων αλγορίθμων και μοντέλων που οδηγούν στην βελτιστοποίηση και στην πρόβλεψη. [12]

Στην μηχανική μάθηση πρέπει να τα κατηγοριοποιήσουμε τα προβλήματα που θέλουμε να της αναθέσουμε ώστε να εφαρμόσουμε τον κατάλληλο αλγόριθμο. Συνεπώς το κάθε πρόβλημα μπορεί να ομαδοποιηθεί σε μια από τις παρακάτω κατηγορίες :

**Πρόβλημα ταξινόμησης** (Classification Problem) είναι το πρόβλημα το οποίο μας επιστρέφει στην έξοδο του προτάσεις όπως true ή false.

**Πρόβλημα ανίχνευσης ανωμαλιών** (Anomaly Detection Problem), είναι το πρόβλημα που μας αναλύει ένα συγκεκριμένο πρότυπο για να ανιχνεύσει αλλαγές ή σφάλματα πάνω στο τρέχον πρότυπο.

**Πρόβλημα παλινδρόμησης** (Regression Problem). Αφορά το πρόβλημα που θα μας επιστρέφει κάποια αριθμητική έξοδο και του τίθενται ποσοτικά ερωτήματα.

**Πρόβλημα ομαδοποίησης** (Clustering Problem). Ανήκει στην κατηγορία της μάθησης χωρίς επίβλεψη. Οι αλγόριθμοι μαθαίνουν δομές των δεδομένων και δημιουργούν νέες συστάδες με βάση την δομή και την ομοιότητα τους. Στις συστάδες αυτές αναθέτονται ετικέτες που τις χαρακτηρίζουν, ώστε να μπορούν να τους ανατεθούν τα νέα δεδομένα. [12]

**Πρόβλημα ενίσχυσης** (Reinforcement Problem). Οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την λήψη αποφάσεων βασιζόμενοι σε προηγούμενες εμπειρίες μάθησης. Στην συνέχεια μέσω νέων δεδομένων αλληλοεπιδρούν με το περιβάλλον του χρήστη για να εντοπίσουν τα σφάλματα.

Οι τέσσερις κύριες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των μοντέλων και την επίλυση των προβλημάτων είναι:

### **1) Επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning)**

Η επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιείται σε αρκετές εφαρμογές όπως είναι η ανίχνευση ανεπιθύμητων μηνυμάτων, η αναγνώριση της ομιλίας και των αντικειμένων. Βασικός σκοπός της είναι να επεξεργαστεί τα δεδομένα που θα της δώσει ένας χρήστης ως είσοδο και να μας επιστρέφει σαν έξοδο είτε μια συνεχής μεταβλητή (πρόβλημα παλινδρόμησης), είτε μια διακριτή μεταβλητή (πρόβλημα ταξινόμησης).

- Στην περίπτωση του **προβλήματος της παλινδρόμησης**, χρησιμοποιείται μια σταθερή συνάρτηση “ $y$ ” και ένα σταθερό σύνολο δεδομένων  $w$ . Μετά το στάδιο της μάθησης τα δεδομένα που έχουν χρησιμοποιηθεί απορρίπτονται και υπολογίζονται μόνο οι μαθημένες

παράμετροι που ανήκουν στο σταθερό σύνολο δεδομένων. Τέτοιου είδους μοντέλα μεταχειρίζονται ένα συνδυασμό γραμμικών και μη γραμμικών συναρτήσεων και περιορίζονται σε προβλήματα χαμηλών απαιτήσεων.

- Στις **μη παραμετρικές μεθόδους** ο αριθμός των παραμέτρων εξαρτάται από το σύνολο εκπαίδευσης. Οι μέθοδοι αυτοί διατηρούν ένα σύνολο ή ένα υποσύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης για να τους χρησιμοποιήσουν για τις προβλέψεις. Στην συνέχεια ταξινομούν τις συχνότερες και συντομότερες προσεγγίσεις μεθόδων και τα δείγματα αποθηκεύονται. Η διαδικασία της αποθήκευσης ονομάζεται φάση εκπαίδευσης και κατά την διάρκεια των προβλέψεων ανακτώνται τα δεδομένα από αυτή. Όταν εισέρχονται νέες τιμές ( $k$  τιμές) διασταυρώνονται με σκοπό να υπολογιστεί η συντομότερη δυνατή λύση ( $k$  πλησιέστερος γείτονας) και στην συνέχεια επιβεβαιώνονται, διότι μέσω της επανάληψης όλων των δειγμάτων μπορεί να μην είναι εφικτό το αποτέλεσμα που αναζητά ο χρήστης. Ένας τρόπος υπολογισμού είναι τα  $k$ -d δέντρα τα οποία αναζητούν τους πλησιέστερους γείτονες.

Συνοπτικά για να μπορέσει ένας χρήστης να «εκπαιδεύσει» ένα σύστημα, χρειάζεται να ορίσει ένα σύνολο δεδομένων, το οποίο θα οριστεί σαν συνάρτηση για να προβλέψει την επιθυμητή έξοδο. [11]

## **2) Μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning)**

Το είδος της μη επιβλεπόμενης μάθησης ασχολείται με την ανάλυση των κοινωνικών δικτύων, την ομαδοποίηση σε συστάδες και την έρευνα αγοράς. Συγκριτικά με την επιβλεπόμενη μάθηση, η μη επιβλεπόμενη μάθηση απευθύνεται σε ένα σύνολο εργασιών ή συστάδων. Με αυτή διαδικασία της ομαδοποίησης δέχεται ένα σύνολο παρατηρήσεων στην είσοδο του και όχι απλά τιμές. Ένας από τους αλγόριθμους που μας βοηθούν να εκτιμήσουμε τέτοιου είδους παρατηρήσεις είναι ο διαμεριστικός αλγόριθμος  $k$ -means. [11]

Ο αλγόριθμος  $k$ -means είναι ένας από τους πιο γνωστούς αλγορίθμους ομαδοποίησης. Αρχικοποιεί τις συστάδες δεδομένων ( $k$ ), και στην συνέχεια

υπολογίζει την πλησιέστερη διαδρομή από την επόμενη συστάδα. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να αλλάξει η ανάθεση/παρατήρηση που του έχουμε αναθέσει ή ξεπεράσει έναν αριθμό επαναλήψεων. [11]

### **3) Ημι-εποπτευόμενη μάθηση (semi supervised learning)**

Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση είναι ένα υβρίδιο μεθόδων της επιβλεπόμενης και της μη επιβλεπόμενης μάθησης, αντιπροσωπεύει ένα μεσαίο πεδίο που συγκαταλέγει στοιχεία και των δύο. Στην περίπτωση αυτή η εκπαίδευση γίνεται μέσω ενός συνόλου πληροφοριών και παραδειγμάτων που άλλοτε έχουν ετικέτες και άλλοτε όχι. Τα αποτελέσματα που εμπεριέχουν τις ετικέτες επεξεργάζονται και χρησιμοποιούνται από την εποπτευόμενη μάθηση ενώ τα υπόλοιπα από την μη εποπτευόμενη μάθηση. Η αιτία που δεν έχουν όλα τα δεδομένα ετικέτες οφείλεται στο υψηλό κόστος και στην έλλειψη ανθρωπίνου δυναμικού, γεγονός που καθιστά την ημιεποπτευόμενη μάθηση αποδοτική.

Υπάρχουν τέσσερις βασικές κατηγορίες μεθόδων που μπορούν να ταξινομηθούν τα δεδομένα.

1. Μεθόδους που βασίζονται σε παραγωγικά μοντέλα.
2. Μεθόδους που βασίζονται σε περιοχές χαμηλής πυκνότητας.
3. Μεθόδους που βασίζονται σε γράφους.
4. Μεθόδους δύο βημάτων :
  - Το πρώτο βήμα είναι η επεξεργασία από την επιβλεπόμενη μάθηση για την κατασκευή και την αναπαράσταση μιας νέας εισόδου δεδομένων.
  - Το δεύτερο βήμα αναπαριστάτε έπειτα από την επεξεργασία την μη επιβλεπόμενης μάθησης. [11] [12]

### **4) Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement learning)**

Η ενισχυτική μάθηση θεωρείται ενδιάμεσος τύπος μάθησης, επειδή ο αλγόριθμος παρέχεται μόνο με μια απάντηση που υποδεικνύει αν η έξοδος είναι αληθής ή όχι. Για να επιτευχθεί αυτό ο αλγόριθμος πρέπει να διερευνήσει και

να αποκλείσει διάφορες πιθανότητες και παραμέτρους για να λάβει την σωστή έξοδο, γεγονός που το καθιστά ως αλγόριθμο με κριτήριο. Στόχος της ενισχυτικής μηχανικής μάθησης, είναι η εκμάθηση μιας πολιτικής για την αντιστοίχιση των καταστάσεων του περιβάλλοντος και τις ενέργειες ή αποφάσεις που πρέπει να εκτελεστούν σε αυτό. Τέτοιες μέθοδοι διδασκαλίας χρησιμοποιούνται στην ρομποτική και σε χρηματικές ή επενδυτικές αποφάσεις. [11] [12]

## 2.3 Μοντέλα εκπαίδευσης

Η εκπαίδευση είναι το βασικότερο στάδιο κάθε αλγόριθμου, καθώς δραστηριοποιείται σε ένα σύνολο στοιχείων εκπαίδευσης για τη δημιουργία και διαμόρφωση νέας γνώσης προς επιδίωξη του σκοπού-στόχου του.

### A) Η εξελικτική μάθηση (Evolutionary learning)

Η εξελικτική μάθηση είναι εμπνευσμένη από τους βιολογικούς οργανισμούς. Δηλαδή έχει την δυνατότητα να προσαρμόζεται με το περιβάλλον. Ο αλγόριθμος εφόσον έχει προσαρμοστεί με τις συνθήκες του περιβάλλοντος όπου δέχεται σαν είσοδο επεξεργασίας, αποκλείει τις απίθανες λύσεις και βρίσκει την καλύτερη λύση στα προβλήματα που του αναθέτονται. [12]

### B) Η μάθηση συνόλου (Ensemble learning)

Η μάθηση συνόλου είναι ένα μοντέλο το οποίο αποτελείται από πολυάριθμους εκπαιδευόμενους και σενάρια για την επίλυση ενός προβλήματος. Σε αντίθεση με άλλες τεχνικές οι οποίες μαθαίνουν μια ενιαία υπόθεση από τα δεδομένα εκπαίδευσης, η μάθηση του συνόλου κατασκευάζει ένα σύνολο υποθέσεων από τα δεδομένα και συνδυάζονται για να δημιουργήσουν ένα νέο μοντέλο πρόβλεψης, προκειμένου να είναι αμερόληπτο και ελαστικό. **Υπάρχουν δύο κατηγορίες προσεγγίσεων** για την ανάπτυξη του μοντέλου.

- Αρχικά έχουμε τις **διαδοχικές προσεγγίσεις** συνόλου όπου οι μαθητευόμενοι δομούν το μοντέλο διαδοχικά ώστε να υπάρχει εξάρτηση και κοινή ανάπτυξη των μαθητευόμενων. [12]



- Στις παράλληλες προσεγγίσεις συνόλου οι εκπαιδευόμενοι είναι ανεξάρτητοι. Συνεπώς τα δεδομένα δομούνται παράλληλα και δημιουργούν μια βάση. Ένας αλγόριθμος ανάπτυξης αυτού του μοντέλου είναι ο random forest όπου χρησιμοποιείται για την λήψη αποφάσεων σε κρίσιμους τομείς. Παρόλα αυτά για την υλοποίηση του είναι απαραίτητη και η χρήση της ενισχυτικής μάθησης. [12] [6]

### **Γ) Μάθηση βασισμένη σε περιπτώσεις (Instance based learning)**

Αντιθέτως με τις υπόλοιπες μεθόδους της μηχανικής μάθησης όπου τα δεδομένα ορίζονται βάση κάποιου κανόνα ή στόχου εκμάθησης, το αναφερόμενο εκπαιδευόμενο μοντέλο αποθηκεύει τα δεδομένα και τις υποθέσεις αποκτώντας μια γενίκευση των πληροφοριών, μέχρι να ταξινομήσει νέες πληροφορίες στην είσοδο του. Κατά την καταχώρηση των νέων υποθέσεων κάνει σύγκριση με τα προηγούμενα δεδομένα τα οποία έχουν καταχωρηθεί στην βάση και βρίσκει την κοντινότερη αντιστοιχία για να κάνει την πλησιέστερη πρόβλεψη. Για την υλοποίηση και την δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου απαιτείται αρκετός χρόνος, παρόλο που η εκπαίδευση του είναι γρήγορη, μιας και για μπορέσει να είναι σε θέση να πραγματοποιήσει προβλέψεις, χρειάζεται να εκχωρηθούν μια πληθώρα δεδομένων στην είσοδο του. [12]

### **Δ) Υβριδική μάθηση (Hybrid learning)**

Οι ερευνητές έχοντας να αντιμετωπίσουν τα κοινά προβλήματα της υπολογιστικής πολυπλοκότητας, διαπίστωσαν πολλές δυσκολίες στην αντιμετώπιση τους. Η εφαρμογή και η ανάλυση των αποτελεσμάτων με την εφαρμογή μόνο ενός μοντέλου, αυξάνουν την πιθανότητα να είναι λανθασμένη η πληροφορία που θα επιστραφεί στην έξοδο. Συνεπώς έπρεπε να στραφούν σε ένα νέο μοντέλο το οποίο δεν θα προσπαθούσε να τελειοποιήσει το αρχικό πρότυπο, αλλά να δημιουργήσει ένα νέο τρόπο μάθησης. Με την υβριδική μάθηση δημιουργήθηκε ένα σύνολο ετερογενών μοντέλων, τα οποία συνδυάζουν περισσότερες από μια μεθόδους μάθησης. Ένα από τα πιο τακτικά παραδείγματα μάθησης που χρησιμοποιείται από τους ερευνητές για την δημιουργία τέτοιων μοντέλων είναι η μάθηση με επίβλεψη. [12]

## 2.4 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση ως κλάδος της τεχνικής νοημοσύνης στηρίζεται στην άποψη ότι τα συστήματα μπορούν να προσδιορίσουν στοιχεία και να πάρουν αποφάσεις με την ελάχιστη ανθρώπινη παρεμβολή. Η μέθοδος αυτή έχει εισχωρήσει δυναμικά στην καθημερινότητα των ανθρώπων και αυτοματοποιεί την αύξηση και την βελτίωση αναλυτικών μοντέλων.

Μερικές από τις λειτουργίες της μηχανικής μάθησης είναι:

- **Αυτόνομα οχήματα.** Σε αυτή την περίπτωση αυτή υπάρχουν εξελιγμένα συστήματα τα οποία αναπτύσσουν αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν από αυτούς. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να αναγνωρίσουν την φωνή ώστε να γραφτεί κείμενο, να κάνει αναζητήσεις του ιστού και άλλες λειτουργίες.
- **Αυτονομία στα οχήματα.** Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν την δυνατότητα να εφαρμόζονται για την οδήγηση αυτόνομων οχημάτων, όπως είναι τα αυτοκίνητα, τα drones, αλλά και των αισθητήρων όπου μπορεί να κατέχουν τα οχήματα αυτά.
- **Ρομποτική και τεχνητή νοημοσύνη.** Τα δεδομένα της μηχανικής μάθησης είναι συνεχώς αναπτυσσόμενα, γεγονός το οποίο βελτιστοποιεί την τεχνητή νοημοσύνη και την ρομποτική και μας προσφέρουν νέας γενιάς τεχνολογίες και μηχανήματα.
- **Σε ηλεκτρονικά παιχνίδια.** Υπάρχουν πολλά παιχνίδια, όπως για παράδειγμα είναι το σκάκι και η ντάμα, εδώ η μηχανική μάθηση έχει την δυνατότητα μέσω των αλγορίθμων να συμμετέχει όπως ένας άνθρωπος.
- **Στο διαδίκτυο και στα κοινωνικά μέσα.** Πέρα από την δυνατότητα που έχει να ταξινομεί τα δεδομένα, έχει την ικανότητα να κατηγοριοποιεί έγγραφα, να επιστρέφει αναζητήσεις και να εξατομικεύει προϊόντα κοντά στις προτιμήσεις του χρήστη. [17]
- **Φιλτράρει τα δεδομένα.** Μια από τις σκοπιμότητες της μηχανικής μάθησης είναι η λειτουργία για τον έλεγχο των δεδομένων. Ένα γνωστό παράδειγμα είναι το φιλτράρισμα μηνυμάτων του ηλεκτρονικού ταχυδρομείου. Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος ταξινομεί τα

μηνύματα και τα διαχωρίζει σε ανεπιθύμητα (spam), αντισταθμίζοντας τις συνήθειες του χρήστη με τα μηνύματα, χωρίς την επέμβαση του χειριστή του.

- **Στην ιατρική.** Υπάρχουν προγράμματα τα οποία χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της θνησιμότητας σε τραυματισμένους ασθενείς. Τα δεδομένα από τους προσβληθέντες ασθενείς αξιολογούνται με βάση της σοβαρότητας της κατάστασής τους μέσω της λογιστικής παλινδρόμησης. Η λογιστική παλινδρόμηση είναι ένα μοντέλο ταξινόμησης τιμών και διακρίνεται από τρεις τύπους:
  - Η δυαδική μεταβλητή που επιστρέφει τιμές true, false .
  - Η τακτική μεταβλητή που επιστρέφει ποσοτικές φράσεις όπως λίγο, πολύ, καθόλου.
  - Ονομαστική ή πολυμερής μεταβλητή, όπου χαρακτηρίζει τα προβλήματα που του αναθέτει ο χρήστης. [12] [13]

## 2.5 Ορισμός της τεχνητής νοημοσύνης

Η τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence – AI) είναι ένα σύστημα που αναλύει τα δεδομένα, η επιστήμη των υπολογιστών που παράγει ευφυή προγράμματα, τα οποία έχουν την ικανότητα να προσομοιώσουν την ανθρώπινη σκέψη. Η ενσωμάτωση της στην καθημερινότητα μας αποτελεί εργαλείο για την ανάπτυξη και βελτίωση σε πολλούς τομείς, καταφέροντας να μεγιστοποιήσει τις προσδοκίες για την πραγματοποίηση επιτηδευμένων στόχων. Η τεχνητή νοημοσύνη δεν έχει ενιαίο ορισμό και είναι η αιτία που βάλλεται από διάφορους χαρακτηρισμούς λόγω των ικανοτήτων της, όπως είναι η αυτονομία των συστημάτων και η ευφυή εύρεση αποτελεσμάτων.



Εικόνα 2.5.1 Τεχνητή νοημοσύνη

Πάρα ταύτα για την εύρεση των ορθών αποτελεσμάτων χρειαζόμαστε τους κατάλληλους αλγορίθμους και δεδομένα εισόδου στην είσοδο τους. Η αυτονομία που προσφέρεται προκαλεί ανησυχία, καθώς παρουσιάζει νέους και άγνωστους κινδύνους που η τωρινή νομοθεσία δεν θα είναι σε θέση να την αντιμετωπίσει. Συνεπώς πρέπει να υπάρχει διαφάνεια στον τρόπο εκπαίδευσης και δοκιμής του μοντέλου πρόβλεψης. Είναι ανθρώπινη εφεύρεση, γεγονός που πρέπει να κάνει τους επιστήμονες να κατανοήσουν τους πιθανούς κινδύνους της, και να επικεντρωθούν στον σκοπό και στην πολυπλοκότητα των αλγορίθμων για να δημιουργήσουν τα κατάλληλα αυτοματοποιημένα συστήματα.

Υπάρχουν δύο κατηγορίες εξελίξεων της τεχνητής νοημοσύνης.

- **Η πρώτη** περιλαμβάνει μεθόδους και συστήματα τα οποία προσομοιώνουν την ανθρώπινη εμπειρία και εξάγουν τα συμπεράσματα τους μέσα από ένα σύνολο εμπειριών, κανόνων και δεδομένων.
- **Η δεύτερη** περιλαμβάνει συστήματα που μοντελοποιούν τον τρόπο λειτουργίας του εγκεφάλου και είναι βασισμένα στην γνώση. [13] [14]

## 2.6 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN) αποτελούν έναν από τους βασικότερους πυλώνες της μηχανικής μάθησης, διότι μπορούν :

1. Να μιμηθούν την ανθρώπινη νοημοσύνη.
2. Να μοντελοποιούν πολύπλοκες σχέσεις κατά την είσοδο και έξοδο των δεδομένων/αποτελεσμάτων.
3. Να βρίσκουν μοτίβα σε δεδομένα.
4. Να κατανέμουν τις παρατηρήσεις, τις πιθανότητες και τα δεδομένα που έχουν.
5. Να αναπαριστούν και να οργανώνουν τις πληροφορίες που λαμβάνουν κατά την διάρκεια της μάθησης.
6. Να έχουν την δυνατότητα να οργανώνονται αυτόνομα και να εκτελούν εργασίες, για την επεξεργασία των δεδομένων που τους δίνονται για την εκπαίδευση και την απόκτηση εμπειρίας του μοντέλου.

Έχοντας υπόψιν τα παραπάνω χαρακτηριστικά, τα νευρωνικά δίκτυα διερευνούν και προβλέπουν την συμπεριφορά του δικτύου και των χρηστών, για να παρέχουν πληροφορίες που αποσκοπούν στην επίλυση ποικίλων προβλημάτων του ασύρματου δικτύου. Η αλληλεπίδραση με τους χρήστες και το διαδίκτυο έχουν αυξήσει σημαντικά την ταχύτητα που εξελίσσονται οι τεχνολογίες. Τα ANN έχοντας την γνώση και τα δεδομένα των χρηστών μπορούν να σχεδιάσουν νέες στρατηγικές για να αποφευχθούν μελλοντικά σφάλματα, αλλά και για να διασφαλίσουν την ποιότητα των υπηρεσιών (Quality of Services - QoS) και την αξιοπιστία του δικτύου.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από έναν μεγάλο αριθμό διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας που εργάζονται παράλληλα για την επίλυση ενός συγκεκριμένου προβλήματος. Συγκεκριμένα, η εσωτερική διάρθρωσή τους αποτελείται από πολλούς τεχνητούς νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους για να συνθέσουν την νευρωνική δομή και στην συνέχεια κατανέμονται σε επίπεδα. [15] [16]

Υπάρχουν τρεις τύποι προηγμένων τεχνητών νευρωνικών δικτύων:

- 1) Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Network - RNN).** Είτε όλοι οι είσοδοι, είτε όλοι οι έξοδοι είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Οι είσοδοι και οι έξοδοι σχετίζονται μεταξύ τους για πολλές εργασίες, όπως είναι η πρόβλεψη μοτίβων κινητικότητας. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα επιτρέπουν την μεταφορά δεδομένων μέσω της διασύνδεσης των νευρώνων. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα η έξοδος να επηρεάζεται με βάση την τρέχουσα αλλά και τις παλιές εισόδους, γεγονός που επιτρέπει να εκμεταλλεύονται δυναμικές χρονικές συμπεριφορές για την πρόβλεψη αναγνώρισης της κίνησης, της ομιλίας και της γραφής. Για την εκπαίδευση του αναδιπλώνει πανομοιότυπα αντίγραφα και ανακατευθύνει τις πληροφορίες του εντός του δικτύου για να αποκτήσει συνδέσεις μεταξύ των επόμενων αντιγράφων. Τέτοιου είδους μοντέλα δεν είναι εύκολο να διαχειριστούν μεγάλο όγκο δεδομένων μιας και μπορεί να αποβεί πολύ χρονοβόρα διαδικασία, τόσο για την εκπαίδευση του, όσο και για την απόδοση ενός αποτελέσματος.
- 2) Τα νευρωνικά δίκτυα αιχμής (Spiking Neural Networks - SNN).** Χρησιμοποιούν μια ενιαία τιμή για να ενεργοποιήσουν τους νευρώνες όπου η αρχιτεκτονική τους έρχεται πιο κοντά στον βιολογικό τρόπο σκέψης. Χρησιμοποιούν αιχμές για να μπορούν να επικοινωνήσουν μεταξύ τους. Κατά την είσοδό τους αυξάνεται η τάση που δημιουργείται στους νευρώνες δημιουργώντας έναν τύπο παλμού, που επηρεάζει την μεμβράνη του νευρώνα υποδοχής και πυροδοτεί τις αιχμές. Το πλεονέκτημα σε αυτή την περίπτωση είναι η γρήγορη αποκωδικοποίηση σημάτων σε υψηλή ικανότητα μεταφοράς πληροφοριών, λόγω της χρήσης λιγότερων νευρώνων σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα. Οι διαδικασίες εκπαίδευσης τέτοιων δικτύων είναι αρκετά χρονοβόρες. Οι νευρώνες για να μπορέσουν να πραγματοποιήσουν αλλαγές χρειάζεται είτε μερικά λεπτά (βραχυπρόθεσμη κλίμακα), είτε μερικές ώρες (μακροπρόθεσμη κλίμακα) για την ταξινόμηση των πληροφοριών και τον συγχρονισμό των αιχμών. Παρόλο που η πολυπλοκότητα της

εκπαίδευσης είναι αρκετά υψηλή, έχει ικανοποιητικά αποτελέσματα και είναι αποδοτικότερα σε σχέση με τα απλά νευρωνικά δίκτυα.

### 3) Τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (Deep Neural Networks - DNN).

Συγκριτικά με τα παραπάνω δίκτυα τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα DNN επεξεργάζονται τα δεδομένα με πολλαπλές μεθόδους στην είσοδο και στην έξοδο τους. Τα DNN διαμερίζουν τα δεδομένα μέσω μη γραμμικών μετασχηματισμών και στην συνέχεια μαθαίνει να τα αναπαριστά σε πολλαπλά επίπεδα. Υπάρχουν πολλοί λόγοι που έκαναν τους επιστήμονες να φύγουν από την απλή μάθηση των ANN και να μεταβούν σε μια μάθηση σε βάθος, όπως :

- Η βελτιωμένη υπολογιστική ικανότητα για την επεξεργασία των δεδομένων για την επιτάχυνση της εκτέλεσης της μηχανικής μάθησης αλγορίθμων. Με τον τρόπο αυτό μειώνεται σημαντικά ο απαιτούμενος χρόνος επεξεργασίας δεδομένων και επιταχύνονται οι παράλληλοι υπολογισμοί.
- Η διαθεσιμότητα μεγάλου όγκου δεδομένων για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.
- Παροχή εξελιγμένων και βελτιωμένων αλγορίθμων για την ταχύτερη εκπαίδευση του DNN.

Επιπλέον, κάποια από τα **οφέλη** που μπορεί να μας προσφέρουν τα εν λόγω δίκτυα είναι:

- Μικρότερο πλήθος νευρώνων. Λόγω της μεγάλης πολυπλοκότητας των αλγορίθμων το πλήθος των νευρώνων αυξάνεται εκθετικά, γεγονός που επιβαρύνει το δίκτυο.
- Η εκμάθηση των εργασιών είναι αποτελεσματικότερη λόγω της ικανότητας που έχει να αποδομεί σύνθετες συναρτήσεις σε απλούστερες, γενικεύοντας το πρόβλημα και λύνοντας ακόμα μεγαλύτερης κλίμακας συγκριτικά με τα ANN. Συνεπώς είναι καταλληλότερα για την αντιμετώπιση ζητημάτων του πραγματικού κόσμου.

Μέσω των παραπάνω μεθόδων οι αλγόριθμοι τροποποιούνται για να αποφευχθούν μελλοντικά πιθανά σφάλματα, λόγω λάθους εκπαίδευσης. Οι συχνότερα χρησιμοποιημένες τεχνικές για την κανονικοποίηση στα DNN είναι:

1. **Η αύξηση συνόλου των δεδομένων** μπορεί να αποβεί αποτελεσματικότερη επεξεργάζοντας περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης. Ένα σύνολο δεδομένων θεωρείται περιορισμένο αλλά υπάρχουν προβλήματα μηχανικής μάθησης όπου μπορούν να επιλυθούν μέσω σύνθεσης των γνώσεων, για την επέκτασή του διαθέσιμου συνόλου δεδομένων.
2. **Η διαδικασία πρόωρης διακοπής (early stopping)** είναι απαραίτητη για την αποτροπή σφαλμάτων εκπαίδευσης. Κατά την τροφοδότηση των δεδομένων γίνονται έλεγχοι και δοκιμές για σφάλματα. Εάν η απόδοση του μοντέλου έχει χειρότερη απόδοση, τότε η διαδικασία εκμάθησης διακόπτεται.
3. **Το στρώμα διακοπής (Dropout layer)**. Όταν η εκπαίδευση επαναλαμβάνεται αφαιρούνται κάποιοι κόμβοι με σκοπό να είναι ανεξάρτητοι από τους άλλους κόμβους. Συνεπώς οι κόμβοι γίνονται πιο ανθεκτικοί στα βάρη των άλλων κόμβων και λειτουργούν καλύτερα αυτόνομα.
4. **Η διαδικασία αποσύνθεσης του βάρους (weight penalty)**. Είναι η τεχνική που βασίζεται στην θεωρία που υποστηρίζει πως ένα μοντέλο με μικρά βάρη είναι απλούστερο από ένα δίκτυο με μεγάλα βάρη. Κατά βάση προσπαθεί όταν υπάρχουν μεγάλα βάρη (όπως είναι η τετραγωνική τιμή του αρχικού βάρους) να τα αποσυνθέτει σε μικρότερες τιμές είτε να τις αντισταθμίζει με άλλες, ώστε να τείνουν οι τιμές μεταξύ των βαρών στο ακριβές μηδέν.



## Κεφάλαιο 3<sup>ο</sup> - Επίδραση της μηχανικής μάθησης στα οπτικά δίκτυα

### 3.1 Οπτικά δίκτυα

Τα οπτικά δίκτυα αποτελούν υποκλάδο των ευρυζωνικών δικτύων. Τα ευρυζωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν τα οπτικά ώστε να μας προσφέρουν μεγάλες ταχύτητες για την μεταφορά δεδομένων στους χρήστες. Με τον όρο οπτικά δίκτυα αναφερόμαστε σε συστήματα υλικού, λογισμικού και εφαρμογών (όπως είναι οι υπηρεσίες) που στοχεύουν στην μετάδοση και την δρομολόγηση των δεδομένων μεταξύ ηλεκτρονικών διατάξεων σταθμών. [8] Συγκεκριμένα είναι ένα δίκτυο το οποίο βασίζεται στην οπτική τεχνολογία και σε εξαρτήματα που μπορούν να δρομολογήσουν και να αποκαταστήσουν τα μήκη κύματος και τις υπηρεσίες που βασίζονται σε αυτό.

Μερικές από τις τεχνολογίες που περιλαμβάνει είναι :

1. **Τοπικά, μητροπολιτικά και ευρείας περιοχής δίκτυα υπολογιστών.**  
Τα δίκτυα αυτά συνδέουν πολλά τοπικά δίκτυα μαζί και παρέχουν σε αυτά άμεση κάλυψη ευρείας εμβέλειας. Τέτοιου είδους δίκτυα εγκαθίστανται συνήθως σε μεγάλες πόλεις για την εξυπηρέτηση πολιτών, εταιριών και των δήμων. [8] [17]
2. **Τηλεπικοινωνιακά δίκτυα.** Αποτελούνται από κέντρα αστικά ή τοπικά τα οποία συνδέονται μεταξύ τους για να σχηματίσουν το αστικό δίκτυο τα οποία με την σειρά τους συνδέονται στο κομβικό κέντρο. Για την επικοινωνία τους με απομακρυσμένα δίκτυα χρησιμοποιούν ένα υπεραστικό δίκτυο το οποίο συνδέει τα κομβικά κέντρα μεταξύ τους. [8] [18]
3. **Ψηφιακά δίκτυα και ασύρματες επικοινωνιακές τεχνολογίες.**

Τα προαναφερόμενα δίκτυα για να ταξινομηθούν εξαρτώνται από τα εξής:

1. Την αρχιτεκτονική και τις τεχνικές μεταφοράς των δεδομένων τους. Σε αυτή περιέχονται τα μεταγωγίμα δίκτυα και τα δίκτυα εκπομπής.
2. Τον τρόπο διασύνδεσης τους. Δηλαδή αν τα σύρματα είναι ενσύρματα ή ασύρματα.
3. Την γεωγραφική κάλυψη που ικανοποιούν. Ονομαστικά, μερικοί τύποι δικτύων που μπορούμε να συναντήσουμε είναι :
  - Διηπειρωτικά δίκτυα (Global Area Networks).
  - Δίκτυα ευρείας περιοχής (Wide Area Networks).
  - Δίκτυα μηχανών ροής δεδομένων και δίκτυα συστημάτων (Data flow machines , Multi -processor systems).
  - Δίκτυα προσωπικής περιοχής (Personal Area Networks).
  - Περιφερειακά δίκτυα (Regional Area Networks).
  - Τοπικά δίκτυα (Local Area Networks).
4. Το εύρος της ζώνης που μπορούν να προφέρουν στην γεωγραφική κάλυψη.
5. Το κανονιστικό πλαίσιο λειτουργίας, που πρέπει να ακολουθούν.
6. Το είδος των εφαρμογών που μπορούν να υποστηρίξουν.
7. Το υλικό και το λογισμικό που χρησιμοποιείται για την υλοποίησή τους. [8]

### 3.2 Τεχνολογίες FTTx και αρχιτεκτονικές

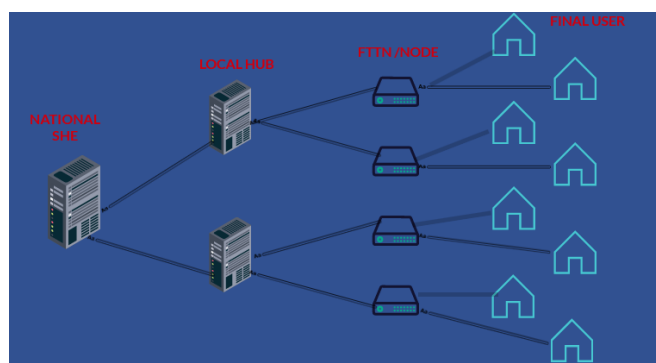
Οι οπτικές ίνες έχουν αρχίσει να αντικαθιστούν είτε ολοκληρωτικά, είτε ένα μέρος του βρόχου τον συμβατικό χαλκό, που χρησιμοποιούνταν μέχρι σήμερα, για την παροχή υπηρεσιών των τηλεπικοινωνιών. Η τεχνολογία αυτή ονομάζεται FTTx όπου το x ορίζει τον τελικό χρήστη που θα καταλήξει η οπτική ίνα. Η μετάδοση γίνεται ηλεκτρομαγνητικά μέσω ενός εξοπλισμού μετάδοσης, ο οποίος ονομάζεται οπτική μονάδα δίσκου (Optical Network Unit).

Μερικά από τα πιο διαδεδομένα είδη οπτικών ινών είναι :

**A.Fiber To The Node (FTTN)** όπου η οπτική ίνα συνδέεται σε κόμβο. Οι διακομιστές είναι χωρισμένοι σε δύο επίπεδα.

- Το **τοπικό** όπου αποτελείται από ένα σύμπλεγμα διακομιστών ροής (streaming servers) ή proxy για την άμεση εξυπηρέτηση των χρηστών.
- Τα **εθνικά δίκτυα** που διανέμουν την ροή σε τοπικά γραφεία μέσω των κεντρικών κόμβων στον χρήστη.

Το σημείο τερματισμού της οπτικής ίνας είναι μια καμπίνα στην οποία υπάρχει εγκατεστημένη η οπτική μονάδα δικτύου για την διασύνδεση τους με τον χρήστη ο οποίος μπορεί να βρίσκεται αρκετά χιλιόμετρα από αυτή. [2] [19]



Εικόνα 3.2.1 FTTN

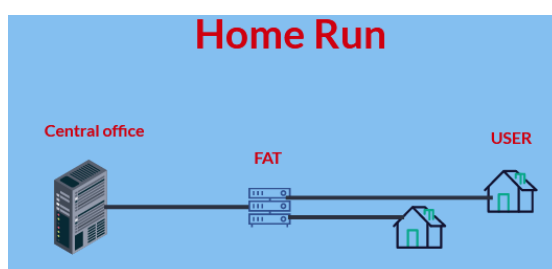
**B.Fiber To The Cabinet (FTTC).** Το Fiber to the cabinet έχει ίδια λειτουργία και αρχιτεκτονική με το FTTN με μόνη διαφορά ότι η οπτική ίνα επεκτείνεται ως την καμπίνα. Η διαδρομή της οπτικής ίνας από την καμπίνα μέχρι τον τελικό χρήστη γίνεται με χαλκό, το οποίο σε αντίθεση με το FTTN μπορεί να εξυπηρετήσει χρήστες σε ακτίνας τριακοσίων μέτρων. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται σημαντικά το κόστος παραγωγής, γεγονός που μπορεί να βοηθήσει τις εταιρίες ως ένα προ-στάδιο μέχρι την αντικατάσταση όλων των ινών χαλκού σε οπτικές ίνες.

**Γ.Fiber To The Home (FTTH).** Το Fiber to the home τερματίζει την οπτική ίνα στο σπίτι του τελικού χρήστη. Το καλώδιο διανομής τερματίζει σε ένα κουτί το

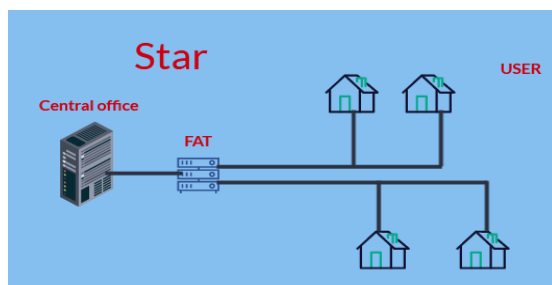
οποίο ονομάζεται Fiber Access Terminal (FAT) και στην συνέχεια από εκεί εκτείνεται στον χρήστη.

Υπάρχουν δύο είδη αρχιτεκτονικής.

1. **Home run** architecture, όπου η οπτική ίνα φτάνει απευθείας στο σπίτι του κάθε χρήστη.
2. **Star architecture**, όπου η οπτική ίνα όπου την ίδια οπτική ίνα μπορούν να την μοιράζονται αρκετοί χρήστες. [2] [20]

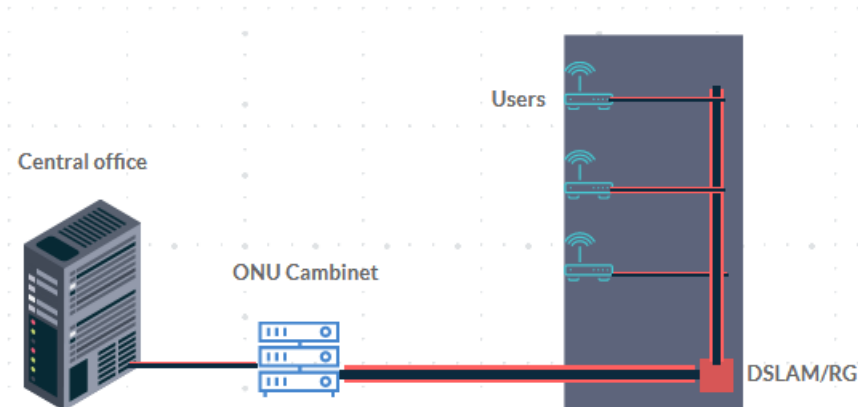


Εικόνα 3.2.2 FFTH Home run



Εικόνα 3.2.3 FFTH Star

**Δ.Fiber To The Building (FTTB).** Σε αυτή την περίπτωση η οπτική ίνα τερματίζει από τον πάροχο στην καμπίνα και από την καμπίνα στο κτήριο όπου θα εξυπηρετήσει, και εγκαθίσταται σε κάποιο DSLAM όπου λειτουργεί ως residential gateway (RG) για την μετάδοσή των υπηρεσιών πολυμέσων στον τερματικό χρήστη ξεχωριστά. [2] [21]



Εικόνα 3.2.4 FTTB

Αναφορικά υπάρχουν κι άλλες κατηγορίες FTTx οι οποίες έχουν ίδια αρχιτεκτονική με τις παραπάνω όπως είναι :

1. **FTTO Fiber to the Office** πανομοιότυπη με την FTTB.
2. **FTTP Fiber to the Premises** πανομοιότυπη με την FTTH.
3. **FTTU Fiber to the User** πανομοιότυπη με την FTTH.

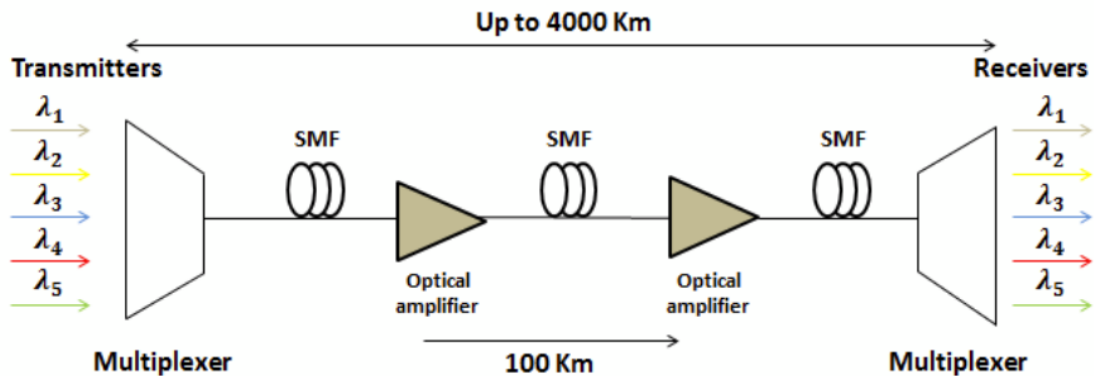
### 3.3 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα οπτικά δίκτυα

Η χρήση των τεχνικών μηχανικής μάθησης και η ανάλυση δεδομένων έχει επωφελήσει τα οπτικά δίκτυα τόσο στο **φυσικό επίπεδο**, όσο και στο **επίπεδο δικτύου**.

#### A. Στο φυσικό επίπεδο:

- I. **Ελεγκτές οπτικών ενισχυτών (Optical Amplifiers Control)**. Τα οπτικά δίκτυα απαιτούν τεράστιο εύρος ζώνης, σε περιορισμένες χρονικές περιόδους, για την παροχή υπηρεσιών μέσω των lightpath. Η δυναμική δημιουργία των lightpath έχει αναγκάσει τους φορείς εκμετάλλευσης δικτύων να αναδιαμορφώνουν συνεχώς τις συσκευές δικτύου για την

διατήρηση της σταθερότητας του στο φυσικό επίπεδο. Στην συνέχεια λόγω της δημιουργίας νέων μονοπατιών φωτός (lightpath) γίνεται αυτόματος έλεγχος του σήματος ενίσχυσης για να αποφευχθεί η ασυμφωνία ισχύος μεταξύ των μονοπατιών. Η μηχανική μάθηση χάρη στη διαθεσιμότητα ιστορικών δεδομένων παρακολούθησης της κατάστασης του δικτύου, χρησιμοποιεί αλγόριθμους παλινδρόμησης για να προβλέψει την αστάθεια της ισχύος κατά την απόρριψη ή προσθήκη συγκεκριμένων μηκών κύματος προς και από το σύστημα. Όπως βλέπουμε και στην εικόνα 3.3.1 για να επιτευχθεί η επικοινωνία ενός συστήματος επικοινωνίας με τις οπτικές ίνες χρειαζόμαστε έναν πομπό, έναν δέκτη και ένα κανάλι επικοινωνίας.



Εικόνα 3.3.1 Σύστημα επικοινωνίας με οπτικές ίνες

Τα συστήματα επικοινωνίας χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες. Τις κατηγορίες μικρών αποστάσεων και των μεγάλων αποστάσεων, οι οποίες διαφοροποιούνται ανάλογα με το εύρος μετάδοσης των οπτικών σημάτων. Στις μεγάλες αποστάσεις απαιτείται η χρήση των οπτικών ενισχυτών για την αντιστάθμιση της εξασθένησης της ίνας. Τα διαφορετικά μήκη κύματος των διαμορφωμένων δεδομένων από πολλαπλούς χρήστες συνδυάζονται από έναν πολυπλέκτη και μεταδίδονται μέσω μιας οπτικής ίνας. Αναλογικά με την εμβέλεια, το σήμα μπορεί να ενισχυθεί κάθε εξήντα ως ογδόντα χιλιόμετρα. Στην συνέχεια γίνεται η λήψη από έναν αποπολυπλέκτη, ο οποίος διαχωρίζει τα μήκη κύματος. Για να μην υπάρξει συμφόρηση κατά την μετάδοση των οπτικών δικτύων χρησιμοποιούνται προηγμένες μορφές διαμόρφωσης του πλάτους οι οποίες επιτρέπουν την αποστολή υψηλότερου ρυθμού μετάδοσης των bits, για την αύξηση της χωρητικότητας του συστήματος. [22]

- II. **Αναγνώριση μορφής διαμόρφωσης (Modulation Format Recognition - MFR).** Οι οπτικοί πομποί και δέκτες παρέχουν υψηλή ευελιξία για το εύρος ζώνης, την συχνότητα και την μορφή διαμόρφωσης για την ομαλή μετάδοση των bit. Κατά την μετάδοση υπάρχει πιθανότητα να μην είναι διαθέσιμη η πλευρά του δέκτη, γεγονός που επηρεάζει την επεξεργασία και την ανίχνευση του σήματος. Μέσω της μηχανικής μάθησης και των αλγορίθμων με επίβλεψη, μπορεί να γίνει η αναγνώριση της διαμόρφωσης στον δέκτη, χάρη στην δυνατότητα εκμάθησης των χαρακτηριστικών της διαμόρφωσης.
- III. **Μετριασμός της μη γραμμικότητας (Nonlinearity Mitigation).** Η συμπεριφορά διάφορων παραμέτρων απόδοσης είναι απρόβλεπτη, και μπορεί να προκαλέσει παραμόρφωση του σήματος στον δέκτη. Για την εξισορρόπηση του, συνήθως υιοθετούνται πολύπλοκα μοντέλα τα οποία αντισταθμίζουν τα μη γραμμικά σήματα. Με την χρήση της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη, μπορούν να σχεδιαστούν μοντέλα τα οποία θα αντιλαμβάνονται άμεσα τις επιδράσεις των μη γραμμικών σημάτων, αξιοποιώντας την γνώση από προηγούμενα δεδομένα και συσχετίζοντάς τα με τα δεδομένα εισόδου για την πρόβλεψη των επιθυμητών εξόδων.
- IV. **Οπτική παρακολούθηση επιδόσεων (Optical Performance Monitoring - OPM).** Οι αυξανόμενες απαιτήσεις χωρητικότητας για τα οπτικά συστήματα επικοινωνιών χρήζουν συνεχή παρακολούθηση των επιδόσεων, για την διασφάλιση της αξιοπιστίας του δικτύου. Μέσω των οπτικών παραμέτρων, μπορούν να εκτελεστούν εργασίες για την άμεση αποκατάσταση των βλαβών. Παρόλα αυτά χρειαζόμαστε πολλά σημεία συλλογής δεδομένων, γεγονός που αυξάνει σημαντικά το κόστος του συστήματος. Για την μείωση του κόστους του monitoring θα ήταν εφικτή η εφαρμογή της μάθησης με επίβλεψη, για την συσχέτιση των παραμέτρων του καναλιού οπτικών ινών, με του ανιχνευόμενου σήματος στον δέκτη, για την ανάκτηση στατιστικών στοιχείων.

**B. Στο επίπεδο του δικτύου** υπάρχουν διαφορετικές χρήσεις και τεχνικές της μηχανικής μάθησης. Σημαντικός παράγοντας είναι η εκτίμηση των χρηστών και

των υπηρεσιών, τόσο για την αποτελεσματική λειτουργία του δικτύου, όσο και για την αποφυγή της υπερπροσφοράς των εταιρειών οι οποίες επωμίζονται το κόστος των εγκαταστάσεων. Οι κύριες χρήσεις στο επίπεδο δικτύου είναι:

- I. **Η πρόβλεψη κίνησης του δικτύου (Traffic prediction).** Η ακριβής πρόβλεψη της κίνησης αναλογικά με τον χώρο και τον χρόνο επιτρέπει στους φορείς να λειτουργούν αποτελεσματικά τα δίκτυα τους. Κατά τον σχεδιασμό πρόβλεψης για την αποφυγή της υπερπροσφοράς των φορέων, παρατηρείται η κίνηση με βάση τα δεδομένα που λαμβάνονται σε πραγματικό χρόνο για την επαναδρομολόγηση της, και για την κράτηση πόρων για μελλοντική χρήση. Μέσω της μηχανικής μάθησης και γνώσης από προγενέστερα δεδομένα από την κίνηση των χρηστών στον αντίστοιχο χώρο, μπορούν να δημιουργηθούν μοντέλα τα οποία θα προβλέπουν τις μελλοντικές κινήσεις και ανάγκες των χρηστών σε πόρους. Αυτό επιτρέπει στους τεχνικούς να επαναβελτιστοποιούν το δίκτυο για την καλύτερη εξυπηρέτηση των πελατών ενώ ταυτόχρονα εξοικονομούνται πόροι.
- II. **Ταξινόμηση της ροής κίνησης (Traffic Flow Classification).** Όπως προαναφέραμε στην ίδια δικτυακή υποδομή συνυπάρχουν διαφορετικοί τύποι υπηρεσιών. Η ταξινόμηση των αντίστοιχων ροών κίνησης πριν την κατανομή τους επιτρέπει την αποτελεσματική κατανομή των πόρων, ενώ ταυτόχρονα καλύπτει πλήρως της παροχές του καταναλωτή, χωρίς να υπερπαρέχει πόρους. Η ταξινόμηση δεν ισχύει μόνο για τις νέες υπηρεσίες αλλά και για τις ήδη υπάρχουσες. Συνεπώς για τον ορθό χειρισμό της ροής πρέπει να τεθούν προτεραιότητες των πακέτων, για την αποφυγή της συμφόρησης και την εξασφάλιση της ποιότητας και αξιοπιστίας των υπηρεσιών (Quality of Services). Με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης και των αλγορίθμων, χρησιμοποιώντας της επιβλεπόμενη μάθηση για την εξαγωγή των πακέτων της ροής, μπορεί να γίνει τάχιστα η ταξινόμηση των πακέτων και η διαφοροποίηση της.
- III. **Ο σχεδιασμός εικονικής τοπολογίας (Virtual Topology Design - VTD).** Για την αφαίρεση των υπηρεσιών δικτύου απαιτείται η χρήση μιας εικονικής τοπολογίας από τον φορέα εκμετάλλευσης και τους παρόχους



υπηρεσιών. Γίνεται αναπαράσταση για την διακοπή της συνδεσιμότητας μεταξύ δύο τελικών σημείων, και καθορίζεται το σύνολο των γειτονικών τοπολογιών για να οριστεί η νέα δρομολόγηση των lightpath. Η διακοπή δεν επηρεάζει το φυσικό δίκτυο, αλλά μας βοηθάει στην ανακατανομή των πόρων, την αναδιαμόρφωση των εικονικών τοπολογιών, για την επαναβελτιστοποίηση του δικτύου και την προσθήκη νέων πόρων σε αυτό. Με την χρήση της μηχανικής μάθησης, οι ταξινομητές μπορούν να εκπαιδευτούν για να αποφασίζουν πότε πρέπει να γίνεται η κατανομή των πόρων του δικτύου, λαμβάνοντας υπόψη τις ετερογενείς απαιτήσεις των υπηρεσιών και των τοπολογιών για την γρήγορη λήψη αποφάσεων.

IV. **Διαχείριση αστοχίας (Failure Management).** Η διαχείριση του δικτύου καθώς και η δυνατότητα ανίχνευσης βλαβών, είναι η αιτία αποτυχίας, όπου μπορεί να αποβεί ζωτικής σημασίας στους φορείς εκμετάλλευσης, για την άμεση επαναδρομολόγηση και αποκατάσταση των υπηρεσιών όπως προβλέπεται από το SLA (Service Level Agreements). Με τον εντοπισμό των αποτυχιών επιτρέπεται στους φορείς να κατανοήσουν αν η βλάβη είναι προσωρινή, ή χρήζει κάποια διαδικασία αποκατάστασης και αναδιαμόρφωσης της κίνησης, καθώς πολλές φορές η αποκατάσταση μπορεί να γίνει απομακρυσμένα, ενώ λίγες είναι αυτές όπου χρειάζεται επιτόπια παρέμβαση. Συνεπώς ο άμεσος εντοπισμός των αιτιών βλάβης είναι σημαντικός για την μείωση του χρόνου επισκευής. Η μηχανική μάθηση μέσω της χρήσης big data και την παρακολούθηση μέσω διαδικασιών monitoring, εκπαιδεύει ταξινομητές, οι οποίοι διακρίνουν τις ανωμαλίες κατά την μετάδοση. Οι semi supervised προσεγγίσεις χρησιμοποιούν την γνώση από τις προηγούμενες παρατηρημένες αστοχίες για την άμεση ενημέρωση των αιτιών βλάβης.

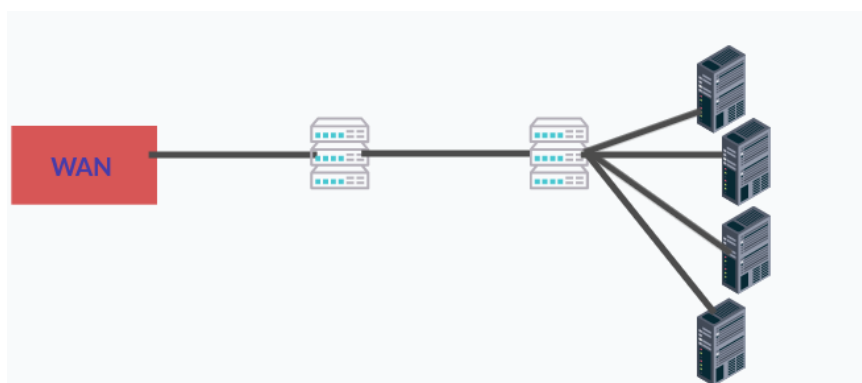
V. **Υπολογισμός διαδρομής (Path Computation).** Για κάθε εισερχόμενο αίτημα παροχής υπηρεσιών, θα πρέπει να επιλέγεται η κατάλληλη διαδρομή για την αποτελεσματική αξιοποίηση των πόρων. Σκοπός είναι η εξυπηρέτηση της αιτούμενης κίνησης, με τις υπηρεσίες να είναι ποιοτικές και ανεπηρέαστες. Για την δρομολόγηση κόστους διαδρομής, χρησιμοποιούνται μετρικοί αλγόριθμοι, όπως είναι ο Dijkstra, ο Bellman Ford, και ο Yen, για την διάκριση εναλλακτικών διαδρομών. Με την

χρήση της μηχανικής μάθησης επιτρέπεται η ταυτόχρονη εξέταση παραμέτρων των εισερχόμενων αιτημάτων, για την χαρτογράφηση και την βέλτιστη λύση δρομολόγησης, χωρίς να απαιτούνται πολύπλοκες αξιολογήσεις για τον υπολογισμό κόστους του δικτύου. Με βάση τα παραπάνω επιτρέπεται στους φορείς ο γρήγορος υπολογισμός της βέλτιστης διαδρομής και ποιότητας υπηρεσιών.

## Κεφάλαιο 4<sup>ο</sup> - Επίδραση της μηχανικής μάθησης δίκτυα κέντρων δεδομένων

### 4.1 Ορισμός στα δίκτυα κέντρων δεδομένων

Τα δίκτυα κέντρων δεδομένων γνωστά και ως Data Center Networks (DCN) αποτελούν βασικό κορμό πολλών δικτυακών εφαρμογών και υπηρεσιών νέφους. Για να μπορέσουν να ανταποκριθούν στις υπολογιστικές απαιτήσεις των εφαρμογών και υπηρεσιών είναι απαραίτητη η συνεχή εξέλιξη τους και ο συνεχής έλεγχος κίνησης δεδομένων σε αυτά. [23] Τα κέντρα δεδομένων (Data Center) αποτελούνται από έναν μεγάλο αριθμό υπολογιστών (server) και μεταγωγών (switch) και υπολογιστικών κόμβων (storage nodes) οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους με ένα ειδικά σχεδιασμένο δίκτυο υψηλών ταχυτήτων και αποτελούν το Data Center Network. Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται ότι όλα τα κέντρα δεδομένων παραμένουν συνδεδεμένα, λειτουργούν ορθά, αποδοτικότερα, ενώ ταυτόχρονα μειώνεται στο κόστος. [24]



Εικόνα 4.1.1 DCN

Τα δίκτυα κέντρων δεδομένων διαφοροποιούνται από τα τυπικά δίκτυα που χρησιμοποιούμε για οικιακούς ή εκπαιδευτικούς σκοπούς. Αυτό οφείλεται στο ότι πρέπει να αντιμετωπίσουν ορισμένες προκλήσεις και να εξυπηρετήσουν τις ανάγκες των χρηστών. Οι απαιτήσεις που πρέπει να πληροί ένα τέτοιο δίκτυο είναι:

1. Τα κέντρα δεδομένων πρέπει να είναι μεγάλης κλίμακας (large scale) και να περιλαμβάνουν εκατοντάδες χιλιάδες διακομιστές. Λόγω της όλο και αυξανόμενης ανάγκης και χρήσης των συστημάτων αυτών η κλίμακά τους ανεβαίνει εκθετικά, γεγονός το οποίο κλιμακώνει τις προκλήσεις για τον σχεδιασμό, την διασύνδεση, την ανθεκτικότητα και το κόστος των κέντρων.
2. Να ποικίλουν σε εφαρμογές και υπηρεσίες συμπεριλαμβανομένου όχι μόνο των τυπικών εφαρμογών αναζήτησης στο διαδίκτυο και στο ηλεκτρονικό ταχυδρομείο αλλά και σε υπηρεσίες υποδομής (infrastructure services), όπως συστήματα αρχείων και κατανεμημένες μηχανές. Οι υπηρεσίες ταξινομούνται αναλογικά με τις απαιτήσεις του χρήστη και των εφαρμογών που χρησιμοποιεί.
3. Τα κέντρα πρέπει να εξυπηρετούν τους πελάτες και να παρέχουν τις υπηρεσίες και τις εφαρμογές όποτε τις χρειάζονται. Αυτό προϋποθέτει το σύστημα να είναι ανθεκτικό, ενώ ταυτόχρονα πρέπει να παρακολουθείται συνέχεια σε περίπτωση κάποιου αναπόφευκτου λάθους να μπορεί να αποκατασταθεί άμεσα, γεγονός που το καθιστά ευέλικτο. [24]

## 4.2 Υποδομή κέντρου δικτύου δεδομένων

Η υποδομή του κέντρου δεδομένων αποτελείται από δύο μέρη:

**A. Τις τεχνολογίες μετάδοσης (Transmission Technologies).** Σε αυτές ανήκουν τόσο οι *ηλεκτρικές ασύρματες*, όσο και οι *οπτικές τεχνολογίες μετάδοσης* τεχνικές, οι οποίες χρησιμοποιούνται στα δίκτυα υπολογιστών. Τα καθημερινά *ηλεκτρικά καλώδια* χαλκού, χρησιμοποιούνται σε μεγάλο βαθμό στα κέντρα δικτύων δεδομένων (DCN), ενώ τις οπτικές ίνες έχουν αρχίσει να τις

αντικαθιστούν, λόγω των υψηλών ταχυτήτων και ρυθμού μετάδοσης των δεδομένων χωρίς απώλειες μετάδοσης και χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας.

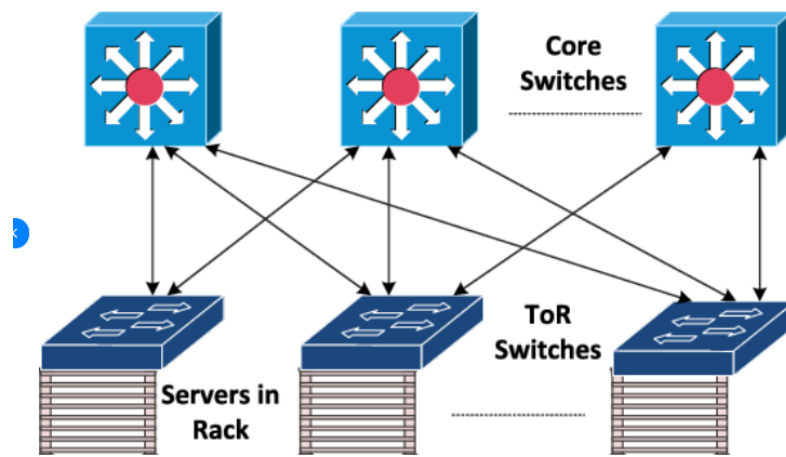
Πιο αναλυτικά:

- **Οι ασύρματες επικοινωνίες υψηλής ταχύτητας:** λειτουργούν σε συχνότητες 60 GHz και αναπτύσσονται με ταχείς ρυθμούς. Προσφέρουν υψηλό εύρος ζώνης, είναι ευέλικτες και υλικά κατάλληλες για την παροχή οπτικών συνδέσεων. Για την αποτροπή των παρεμβολών χρησιμοποιούνται κεραίες φασικής συστοιχίας.
- **Οι οπτικές τεχνολογίες:** θεωρούνται πλέον από τις υποσχόμενες τεχνολογίες για τα κέντρα δεδομένων, χάρη στο υψηλό εύρος ζώνης, το μικρό τους μέγεθος και βάρος αλλά και την χαμηλή κατανάλωση ενέργειας σε σχέση με εκείνη των καλωδίων. Χρησιμοποιούν τεχνικές πολυπλεξίας διαίρεσης μήκους κύματος (Wave length Division Multiplexing), οι οποίες πολυπλέκουν έναν αριθμό οπτικών φερόντων σημάτων σε μια ενιαία οπτική ίνα, χρησιμοποιώντας διαφορετικά μήκη κύματος, με σκοπό την αμφίδρομη επικοινωνία και πολλαπλασιασμό της χωρητικότητας σήματος. Οι ταχύτητές τους διέπονται στα 100 Gbps έως 40 Gbps.
- **Τα ηλεκτρικά καλώδια:** χρησιμοποιούνται στα κέντρα δεδομένων και είναι τα συνηθέστερα στα ίδια κέντρα λόγω της συμβατότητας με το παλαιό σύστημα δικτύων. Τέτοιου είδους καλώδια μπορούν να υποστηρίξουν από 10 Mbps έως 10 Gbps. Ωστόσο συχνά το μήκος τους έχει όριο περίπου εκατό μέτρα και είναι η αιτία που χρησιμοποιούνται εντός των κέντρων δεδομένων.[12]

**B. Τα εσωτερικά δίκτυα του κέντρου δεδομένων (Intra Data Center Networks).** Τα ενδο-κεντρικά δίκτυα δεδομένων είναι ιδιαίτερα πολύπλοκα δεδομένου ότι πρέπει να διασυνδέσουν μια πληθώρα συσκευών με τις κατάλληλες απαιτήσεις και αποδόσεις, τα οποία θα είναι παραμετροποιήσιμα και ελεγχόμενα κατά την μεταφορά των δεδομένων. Μέχρι στιγμής έχουν

διερευνηθεί **τρεις τοπολογίες** με βασικό γνώμονα τον τρόπο μετάδοσης για τα ενδο-κεντρικά δίκτυα δεδομένων που έχουν ως εξής:

1. Αρχικά έχουμε τις **τοπολογίες βασισμένες στα ηλεκτρονικά στοιχεία** (Electrical Element Based Topologies), όπου τα περισσότερα δεδομένα βασίζονται σε switch λόγω της συμβατότητάς τους με προγενέστερα συστήματα δικτύου. Τέτοιου είδους τοπολογίες οργανώνονται ανάλογα με τον τρόπο που έχουν διαμορφωθεί, δηλαδή αν είναι switch-centric (μεταγωγικο-κεντρικοί), ή server-centric (διακομιστο-κεντρικοί).



Εικόνα 4.2.1 Τοπολογία βασισμένη στο υλικό

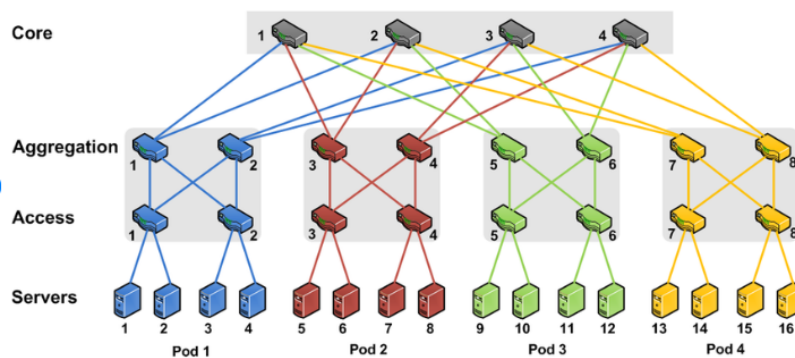
2. Οι **τοπολογίες που είναι βασισμένες στον μεταγωγέα (switch)** έχουν πρωταρχική ευθύνη για την μετάδοση των δεδομένων. Οι μεταγωγείς συνήθως συνδέονται ιεραρχικά με τους διακομιστές. Για να επιτευχθεί η ιεραρχική σύνδεση τους με τους διακομιστές η τοπολογία χωρίζεται σε τουλάχιστον τρεις βαθμίδες δέντρων ανάλογα με την κλίμακα του δικτύου που θα δημιουργηθεί. [24] [25]

Πιο αναλυτικά:

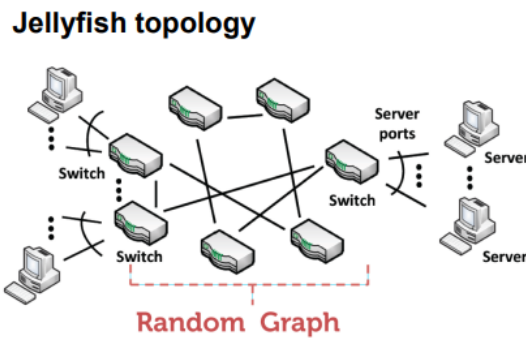
- Τα **Fat-Tree** είναι μια κλασική τοπολογία ιεραρχίας που συνδέει πανομοιότυπους τύπους ethernet στους μεταγωγείς (switch) και συνδέονται μεταξύ τους από άκρο σε άκρο. Το πλεονέκτημα του Fat-Tree είναι ότι χρησιμοποιεί φθηνά υλικά για την δημιουργία του (όπως είναι τα καλώδια χαλκού) για όλους τους μεταγωγείς και το κόστος μονοπατιών από αυτούς είναι ίδιο γεγονός που

διχοτομεί το εύρος ζώνης. Το αρνητικό είναι ότι είναι δύσκολο να πραγματοποιηθεί σε μεγάλο εύρος λόγω της πολυπλοκότητας της καλωδίωσης. Παράδειγμα ένα Fat-tree 48 με 27.648 διακομιστές θα χρειαστεί 2.880 switch και για να υλοποιηθεί θα χρειαστούν περίπου 82.944 καλώδια.

- Μια τοπολογία η οποία αναπτύχθηκε με βάση την Fat-Tree είναι η **Aspen**, η οποία βελτιώνει τυχόν σφάλματα της αποσυνδέοντας κάποιους συνδέσμους και δημιουργώντας νέους για να περιορίσει το βάρος των κεντρικών υπολογιστών που είναι σε αυτή αλλά και για να υπάρχει ανοχή στην επεκτασιμότητα της τοπολογίας εάν απαιτηθεί.
- Η **τοπολογία της μέδουσας (Jellyfish)** στην οποία συγκεκριμένα τμήματα θυρών των μεταγωγέων χρησιμοποιούνται για την σύνδεση διακομιστών ενώ οι υπόλοιπες θύρες χρησιμοποιούνται για τυχαίες συνδέσεις, με σκοπό να φτάσει σε περισσότερους εξυπηρετητές (servers) με λιγότερα άλματα/στάσεις (hops) σε σχέση με το συμβατικό Fat-Tree.



Εικόνα 4.2.2 Fat tree



Εικόνα 4.2.3 Jellyfish

3. **Οι τοπολογίες που έχουν σαν επίκεντρο τον διακομιστή (server)** όπου χρησιμοποιούνται οι διακομιστές ως τελικά σημεία του δικτύου. Αυτή η τεχνολογία είναι σημαντική για την ανάπτυξη και εξέλιξη του υλικού των διακομιστών, όπως είναι οι πολυπύρρηνοι επεξεργαστές και οι πολλαπλές θύρες NIC. Έχοντας βασικό γνώμονα την διασύνδεση και την νοημοσύνη του διακομιστή, τα δίκτυα εξελίσσονται μιας και ο διακομιστής δεν είναι απλά ένας τελικός χρήστης που βασίζεται αποκλειστικά στην διασύνδεση του με τον μεταγωγέα, αλλά λειτουργεί και σαν κόμβος αναμετάδοσης μεταξύ των άλλων διακομιστών. Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι παρέχεται μεγαλύτερη ασφάλεια και αξιοπιστία μέσω της άμεσης επαναφοράς των δεδομένων και των υπηρεσιών, μέσω των αντιγράφων ασφαλείας των Virtual Machines, όπου μπορεί να συναντήσουμε λόγω κάποιας αστοχίας, φυσικής καταστροφής του υλικού ακόμα και επιθέσεως του συστήματος. Για αυτόν τον λόγο πρέπει να λάβουμε υπόψιν τους παρακάτω παράγοντες :

1. **Την γεωγραφική θέση**, όπου θα πρέπει να αποφεύγεται η δημιουργία των κέντρων δεδομένων σε περιοχές με ενδεχόμενο καιρικών καταστροφών ή να υπάρχουν οι αντίστοιχες υποδομές για την διασφάλισή τους. Σημαντικό είναι να υπάρχει η αξιοπιστία, η καθαρότητα της ηλεκτρικής ενέργειας αλλά και το κόστος για την δημιουργία του κέντρου.

2. **Η συνδεσιμότητα.** Οι υποδομές πρέπει να είναι υψηλής ποιότητας ώστε να μπορούν να παρέχονται γρήγορα και αδιάκοπα τόσο στον τελικό χρήστη όσο και εντός του κέντρου δεδομένων το δίκτυο και οι υπηρεσίες.
3. **Το επιχειρηματικό πλάνο.** Οι κανονισμοί αλλά και τα οικονομικά κίνητρα πρέπει να είναι φιλικά προσκείμενα προς τις εταιρίες που θα προσελκύσουν οι ιδιοκτήτες των κέντρων δεδομένων. Για αυτόν τον λόγο οι τοποθεσίες που προτιμώνται είναι κοντά στις μεγάλες αγορές και στους πελάτες που τα χρησιμοποιούν. [24] [26] [27]

#### 4.3 Δίκτυα κέντρων δεδομένων και τεχνητή νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη παίζει θεμελιώδη ρόλο για την υποστήριξη, την λειτουργία και την διαχείριση των δικτύων κέντρων δεδομένων DCN. Όλο και περισσότερες διαδικασίες βασίζονται στα μοντέλα μηχανικής μάθησης για την αυτοματοποιημένη και έξυπνη διαχείριση για την βελτιστοποίηση του δικτύου. Μερικές από τις εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα DCN είναι :

1. **Η πρόβλεψη φόρτου εργασίας.** Μέσω της πρόβλεψης χρήσης πόρων στα κέντρα δεδομένων επιτρέπεται στους καταναλωτές να προσαρμόζουν δυναμικά τους μισθωμένους πόρους για την επιθυμητή απόδοση και ποιότητα υπηρεσιών για την υποστήριξη των αναγκών, ελαχιστοποιώντας τις δαπάνες του καταναλωτή για τον αντίστοιχο εξοπλισμό. Φυσικά δεν αρκεί να αρκестούν οι πόροι των κέντρων δεδομένων στις αρχικές ανάγκες του πελάτη αλλά να προβλέψουν και τις μελλοντικές, ώστε να μπορεί να προσαρμόζεται στις νέες.  
Μέσω της μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται ένας ταξινομητής μέσω διαφορετικών σεναρίων με τους αντίστοιχους εκτιμητές πόρων ανά σενάριο, οι οποίοι θα προβλέπουν σε μονάδες την χρήση των πόρων με βάση τον όγκο της εισερχόμενης και εξερχόμενης κίνησης. [23]
2. **Ο έλεγχος κίνησης (traffic flow control)** στο κέντρο δεδομένων έχει ποικίλα πρότυπα επικοινωνίας και απαιτεί αποτελεσματικούς μηχανισμούς ελέγχου. Μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν συχνά τα DCN είναι η απώλεια πακέτων, επειδή πολλοί



υπολογιστές στέλνουν δεδομένα στον κεντρικό υπολογιστή. Παρόλο που τα συστήματα των DCN είναι σχεδιασμένα να αντιδρούν γρήγορα σε τέτοιες περιπτώσεις η ροή των δεδομένων είναι πολύ μεγάλη. Το γεγονός αυτό είναι η αιτία που ανάγκασε τους τεχνικούς να βρουν έναν νέο σχεδιασμό προληπτικής τεχνικής για την πρόβλεψη της ροής του δικτύου, η οποία θα προσαρμόζει την κίνηση στους ρυθμούς των σταθμών αποστολής.

Μέσω ενός εξομοιωτή που ονομάζεται Iroko μπορούν να παρατηρηθούν οι ανάγκες και οι περιορισμοί της ενισχυτικής μάθησης στο δίκτυο του κέντρου δεδομένων για την υποστήριξη ενός μεγάλου πλήθους και τοπολογιών. Την απόδοση του δικτύου την επιβλέπουν πράκτορες (agent) οι οποίοι παρατηρούν την συμφύρηση του και επιβάλλουν τους αντίστοιχους περιορισμούς για την βέλτιστη κατανομή του εύρους ζώνης. Για την επεξεργασία των πληροφοριών και την εκμάθηση του μοντέλου το σύνολο των δεδομένων πρέπει να περιλαμβάνει τα παρακάτω χαρακτηριστικά: [23]

- Να υπάρχει πειθαρχία στην ουρά αναμονής του μεταγωγέα.
- Να γνωρίζουμε το εύρος ζώνης.
- Να γνωρίζουμε τα αιτήματα (request) του διακομιστή.
- Το ελάχιστο χρονικό όριο επαναμετάδοσης του αιτήματος.

**3. Η ταξινόμηση και ο προγραμματισμός (traffic classification and scheduling)** στο κέντρο δεδομένων έχει ποικίλα πρότυπα επικοινωνίας τα οποία εξυπηρετούν διαφορετικούς στόχους. Το εν λόγω δίκτυο εξυπηρετεί τις απαιτήσεις των εφαρμογών που είναι στο διαδίκτυο, οι οποίες μπορεί να χρειάζονται καλύτερη απόδοση, μικρότερη καθυστέρηση ή περισσότερη ασφάλεια. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα τα νεότερα μοντέλα των DCN δημιούργησαν ένα επίπεδο από εφαρμογές που δίνει προτεραιότητα στα πακέτα ανάλογα με τις ανάγκες τους. Ένα ακόμα παράδειγμα είναι οι εφαρμογές εύρους, οι οποίες χρειάζονται μεγάλη χωρητικότητα και ταχύτητα στην κίνηση του δικτύουγρ ώστε να μην υπάρχει η απώλεια των πακέτων. Για να

αποδώσει ένα σύστημα θα πρέπει να είναι σε θέση να προγραμματίζει και να ταξινομεί τις ροές στο κέντρο δεδομένων ώστε να μειωθεί ο χρόνος ολοκλήρωσης των ροών και να μειωθεί η καθυστέρηση κατά την αλληλεπίδραση των χρηστών με τις εφαρμογές.

Έχοντας γίνει δοκιμές ταξινόμησης πάνω σε μεγάλες ροές δεδομένων, μέσω της μηχανικής μάθησης στα οπτικά δίκτυα κέντρων δεδομένων παρατηρήθηκε επιτυχία στα πειράματα κατά 90 έως 95%. Σε αυτό το πείραμα είχε ληφθεί υπόψιν όχι μόνο η ακρίβεια αλλά και η υπολογιστική απόδοση που χρησιμοποίησε το δέντρο αποφάσεων μέσω της επιβλεπόμενης μάθησης για την ταξινόμηση των ροών. Ο λόγος που επιλέχθηκε η επιβλεπόμενη μάθηση οφείλεται στην ικανότητα της να θέτει σε προτεραιότητα τα δεδομένα των ροών. Μεταγενέστερα αυτή η τεχνική βελτιστοποιήθηκε προσθέτοντας μια αρχιτεκτονική της βαθιάς μάθησης (Deep Learning) και ονομάστηκε Smart-Trans, σύμφωνα με την οποία επιτρέπεται στις ροές που δεν είναι ευαίσθητες στην καθυστέρηση, να δίνουν την θέση τους θέτοντας έναν διαφοροποιημένο χρονοπρογραμματισμό και επιταχύνοντας τον χρόνο ολοκλήρωσης των διαδικασιών. [23]

4. **Στην διαχείριση τοπολογίας (Topology Management)** για τα δίκτυα κέντρων δεδομένων, έχουν σχεδιαστεί αρκετά μοντέλα τοπολογίας ώστε να παρέχουν πλούσια συνδεσιμότητα για τις απαιτήσεις των εφαρμογών. Για την βελτιστοποίηση των τεχνικών τυποποιούνται μοντέλα τα οποία έχουν αντιμετωπίσει προβλήματα όπως για παράδειγμα είναι κατεστραμμένες, διακεκομμένες και ανεπαρκείς συνδέσεις, για την δημιουργία προσεγγιστικών λύσεων. Ως επί το πλείστον οι λύσεις και οι μέθοδοι προσαρμόζονται ανάλογα με το σενάριο και τις ανάγκες που προκύπτουν γεγονός το οποίο δημιούργησε την ανάγκη αυτοματοποιημένων τεχνικών από ευφυείς τεχνικές τοπολογίας, για την διαχείριση των κέντρων δεδομένων, λόγω της υψηλής πολυπλοκότητας τους και των μεταβαλλόμενων συνθηκών. Για την αντιμετώπιση του παραπάνω προβλήματος δημιουργήθηκε μια αρχιτεκτονική η οποία με βάση την τοπολογία έλεγχε :

1. **Τον χώρο κατάστασης (state space)**, για την αναπαράσταση και χαρτογράφηση των ενεργών συνδέσμων στην τοπολογία.

2. **Τον χώρο δράσης (action space)** για την εύρεση και χαρτογράφηση των πιθανών συνδυασμών των συνδέσμων.
3. Την διαδικασία για την **μεγιστοποίηση της χρήσης των συνδέσμων** με την ελαχιστοποίηση του μέσου χρόνου ολοκλήρωσης (Flow Competition Time - FTC).

Έχοντας σαν είσοδο την τοπολογία του δικτύου και των πίνακα ροής κινήσεων σε ένα νευρωνικό δίκτυο και σαν έξοδο την πολιτική για την διασύνδεση των συνδέσμων, υπολογίζουμε το τελικό διάνυσμα που πρέπει να ακολουθηθεί. Το διάνυσμα αυτό ονομάζεται διάνυσμα πολιτικής (policy vector) και είναι βασισμένο στην μηχανική μάθηση για την εκμάθηση και την ικανότητα του αλγορίθμου να εντοπίζει την βέλτιστη διαδρομή, σε διαφορετικές τοπολογίες των κέντρων δεδομένων. [23]

5. **Η πρόβλεψη κατάστασης του δικτύου (Network state prediction)** είναι ένα από τα βασικά εργαλεία για την κατανόηση της απόδοσης του δικτύου και την αποκατάσταση των προβλημάτων που μπορεί να προκύψουν στα κατανεμημένα κέντρα. Σκοπός είναι ο ακριβής εντοπισμός του προβλήματος σε πραγματικό χρόνο, αλλά και η μέτρηση των γεγονότων ενδιαφέροντος. Λόγω των χιλιάδων διασυνδεδεμένων κόμβων και των συχνών φαινομένων είναι δύσκολος ο εντοπισμός της βλάβης σε πραγματικό χρόνο.

Μέσω του αλγορίθμου πρόβλεψης LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator Regression), λαμβάνονται οι σχετικές μεταβλητές για την ανακατασκευή του αρχικού μοντέλου και την κλιμακούμενη τηλεμετρία του δικτύου στα κέντρα δεδομένων. Σε νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων, η προσέγγιση της επιτάχυνσης αποδεικνύει ότι η επιτάχυνση κατά την μέτρηση αυξάνεται από 5000 έως 1000 φορές περισσότερο, επιτρέποντας την εκτέλεση των διεργασιών και συγκλίνοντας τις πολύ κοντά στον πραγματικό χρόνο. [23]

6. **Η ανάλυση των αιτιών για την επίλυση και τον εντοπισμό των προβλημάτων (root cause analysis)** όπως είναι η καθυστέρηση και η

απώλεια πακέτων είναι απαραίτητη λόγω της ραγδαίας αύξησης του ρυθμού δεδομένων. Ωστόσο για την σωστή χαρτογράφηση και την ακριβή ερμηνεία του προβλήματος είναι απαραίτητη η αξιολόγηση της εμπειρίας του χρήστη κατά την αλληλεπίδραση του με το δίκτυο. Ο εντοπισμός της αρχικής πηγής όπου προέκυψε το σφάλμα είναι μια χρονοβόρα και δαπανηρή διαδικασία, η οποία μπορεί να μας επιστρέψει λανθασμένα αποτελέσματα λόγω των κοινών χαρακτηριστικών που μπορεί να προκύψουν από παρεμφερή ή συναφή θέματα, καθιστώντας την διαδικασία ακόμα πιο πολύπλοκη.

Για την αντιμετώπιση των προαναφερόμενων ζητημάτων δημιουργήθηκε ένα μοντέλο εκπαίδευσης τυχαίου δάσους (forest model) το οποίο ανακαλεί ιστορικά δρώμενα για των εντοπισμό και τα αίτια των ανωμαλιών. Έχοντας συλλέξει τις απαιτούμενες πληροφορίες με στατικές τιμές και ετικέτες σε ένα τοπικό μηχάνημα γίνεται απομακρυσμένη σύνδεση, ώστε τα δέντρα αποφάσεων (decision trees) να εντοπίσουν τα χαρακτηριστικά των ανωμαλιών και εν συνεχεία να προβούν στις αντίστοιχες αποφάσεις. Όσα περισσότερα δέντρα αποφάσεων υπάρχουν στο τυχαίο δάσος τόσο καλύτερη είναι η απόδοση για την εύρεση ορθής λύσης, μιας και η τελική απόφαση για την αντιμετώπιση των ζητημάτων ορίζεται από την πλειοψηφία της ψήφου που θα πάρουν. [23]

7. Η **ασφάλεια του δικτύου (network security)** είναι μια βασική προϋπόθεση σε ένα DCN λόγω της μεγάλης ροής και τον τεράστιο όγκο δεδομένων που κατέχει. Πρέπει να είναι ακέραιο στις επιθέσεις και στην διαρροή πληροφοριών, και οι κοινές μέθοδοι αντιμετώπισης δεν είναι ικανές να ανταπεξέλθουν στις απαιτήσεις αυτές. Ο τρόπος αντιμετώπισης είναι η δημιουργία εξελιγμένων μηχανημάτων ανίχνευσης εισβολών τα οποία θα καθιστούν κανόνες και περιορισμούς στην κακόβουλη κίνηση σε πραγματικό χρόνο.

Αρχικά συλλέγονται δεδομένα από την κίνηση του δικτύου για να εκπαιδευτεί το σύστημα από λέξεις κλειδιά εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο heavy hitter για να εντοπίσει ποιες είναι επαναλαμβανόμενες. Κατά την έξοδο του εκπαιδεύει τους αντίστοιχους ταξινομητές για να επισημάνει τα

νέα δεδομένα. Εν συνεχεία χρησιμοποιεί τους προεκπαιδευμένους ταξινομητές για την ανίχνευση της κακόβουλης κίνησης.

Μέσω των Deep packet το οποίο είναι βασισμένο στην βαθιά μηχανική μάθηση (Deep learning) μας βοηθάει στην ταξινόμηση της δικτυακής κίνησης για την αναγνώριση της κρυπτογραφημένης κυκλοφορίας και την αναγνώριση των VPN. Αποτελείται από τα εξής δύο μέρη:

- Τον στοιβαγμένο αυτόματο κωδικοποιητή (Stacked Auto Encoder - SAE).
- Το συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (Convolutional Neural Network - CNN).

Τα μέρη αυτά προ-επεξεργάζονται τα δεδομένα με βάση τις επικεφαλίδες (Headers) της TCP και αποκόπτει τα άχρηστα δεδομένα από το πακέτο για να τα ταξινομήσει είτε στο SAE, είτε στο CNN. [23]

## Κεφάλαιο 5<sup>ο</sup>-Επίδραση της μηχανικής μάθησης δίκτυα πέμπτης γενιάς

### 5.1 Δίκτυα Πέμπτης Γενιάς 5G

Η ανομοιογένεια των κινητών δικτύων δημιούργησε στους χρήστες προβλήματα στην καθημερινή επικοινωνία τους. Μέσω της επικύρωσης διεθνών προτύπων που καθιέρωσαν οι σύγχρονες κινητές επικοινωνίες κατάφεραν να ικανοποιήσουν τις ανάγκες των εν λόγω χρηστών τους, οι οποίοι δεν μπορούσαν να τις αξιοποιήσουν πλήρως και εξαρτιόντουσαν είτε από την συσκευή είτε από το δίκτυο το οποίο κατείχαν. [28]

Ένα από τα επιτεύγματα που μας βοήθησαν να ξεπεράσουμε τις δυσκολίες αυτές και να υπάρξει ομοιογένεια στα δίκτυα και στην εξέλιξη τους είναι τα δίκτυα πέμπτης γενιάς γνωστά και ως 5G. Πως το επιτεύχθηκε αυτό;

- Μέσω της διακίνησης πληθώρας δεδομένων στο διαδίκτυο, η οποία καθημερινά αυξάνεται λόγω των υψηλών απαιτήσεων των χρηστών.

- Η αύξηση των συσκευών που έχουν την δυνατότητα διασύνδεσης στο διαδίκτυο.
- Καλύπτοντας τις υποδομές και τις προδιαγραφές ώστε να εξυπηρετείται ταυτόχρονα ένα μεγάλο εύρος συνδεδεμένων συσκευών.
- Δημιουργούνται οικονομικότερα πακέτα δικτύου και με υψηλότερες απαιτήσεις/αποδόσεις για τους χρήστες λόγω της ζήτησης και της χρήσης του.
- Η συνεχής ανάπτυξη των δικτύων όπως είναι το 5G δημιουργεί νέες θέσεις εργασίας.

Φυσικά κάθε γενιά δικτύων παρέχει νέες δυνατότητες και υπηρεσίες στον χρήστη και στις εταιρίες που τα αξιοποιούν. Για να μεταβούμε από την μια γενιά στην άλλη και να αξιοποιηθούν πλήρως οι δυνατότητες των δικτύων χρειάζονται χρόνια για την ομαλή μετάβαση τόσο των χρηστών όσο και των παρόχων που πρέπει να έχουν τις κατάλληλες υποδομές. Τα δίκτυα πέμπτης αυξάνουν της διαθεσιμότητα (λόγω της εξυπηρέτησης μεγάλου όγκου χρηστών), την ταχύτητα και το εύρος ζώνης, ενώ ταυτόχρονα μειώνεται η ενεργειακή κατανάλωση σε σχέση με τα προγενέστερα δίκτυα. Τα παραπάνω επιτυγχάνονται μέσω τεχνικών ταξινόμησης των χρηστών και αποδοτικής αξιοποίησης φάσματος τα οποία θα αναλύσουμε παρακάτω. [28]

Μια από τις μεγαλύτερες καινοτομίες των δικτύων πέμπτης γενιάς βρίσκεται στην υποδομή του. Τα προηγούμενα δίκτυα είχαν ίδιο εύρος ζώνης και δυνατότητες σαν αποτέλεσμα να είναι πανομοιότυπα μεταξύ τους. Οι ανάγκες όμως των χρηστών στο να ανεβάζουν πολύ μεγαλύτερο όγκο δεδομένων στο διαδίκτυο και να μην επαρκεί μόνο η λήψη τους οδήγησε στην μορφοποίηση της δομής του δικτύου. [28]

Αρχικά για να μπορέσει να υπάρξει επικοινωνία σε πραγματικό χρόνο θα πρέπει να υπάρχει συγχρονισμός των δεδομένων εντός του δικτύου. Ένα απλό παράδειγμα είναι στην τηλεφωνική επικοινωνία όπου θα πρέπει να μιλάμε και να ακούμε ταυτόχρονα. Η τεχνολογία που πραγματοποιεί τεχνικές φασματικής διαίρεσης (Frequency Division Duplex FDD) ή χρονικού διαμερισμού (Time Division Duplex TDD) ονομάζεται **duplexing**.

Στην περίπτωση της φασματικής διαίρεσης FDD παρέχονται δύο συχνότητες.

- Η συχνότητα άνω ζεύξης γνωστή και ως uplink, η οποία είναι υπεύθυνη για την επικοινωνία της φορητής μονάδας προς τον σταθμό βάσης.
- Η συχνότητα κάτω ζεύξης ή downlink, η οποία είναι υπεύθυνη για την επικοινωνία του σταθμού βάσης προς την φορητή μονάδα.

Τα κανάλια τα οποία χρησιμοποιούνται για την επικοινωνία του σταθμού βάσης προς την φορητή μονάδα και το αντίστροφο είναι δεν είναι αμφίδρομα, αλλά έχουν μια κατεύθυνση, και duplexer θεωρείται η φορητή συσκευή και ο σταθμός.

Σε αντίθεση με την φασματική διαίρεση η τεχνική του διαμερισμού χρόνου TDD δεν απαιτεί κάποιον duplexer. Λειτουργεί με αμφίδρομη επικοινωνία, όπου ο χρόνος λήψης και ο χρόνος εκπομπής είναι τόσο μικρός όπου η λήψη και η αποστολή, εμφανίζονται ταυτόχρονα χωρίς η χρονική διαφορά που μεσολαβεί να γίνεται αντιληπτή. [29]

Η πέμπτη γενιά δικτύων έχοντας ως βασικό γνώμονα την λειτουργία του δικτύου, έχει μια πληθώρα υποδομών που συμπληρώνουν η μια την άλλη. Μια από τις βασικότερες δομές είναι οι σταθμοί βάσης όπου είναι ο διαμεσολαβητής για την σύνδεση του χρήστη στο δίκτυο, στην επικοινωνία, στην λήψη και την αποστολή των δεδομένων. Για να αξιοποιηθούν ταυτόχρονα οι ανάγκες του δικτύου, οι σταθμοί βάσης διαφέρουν και έχουν διαφορετικό μέγεθος, απαιτήσεις και δυνατότητες. Μερικοί τύποι σταθμών βάσεων είναι:

- **Macro cells.** Τα macro cell έχουν κύριο σκοπό να προσφέρουν μεγάλη εμβέλεια και κάλυψη ισχύος. Η κάλυψη αυτή μας προσφέρεται μέσω κεραιών οι οποίες καλύπτουν μια ευρεία περιοχή του δικτύου και εξυπηρετεί μεγάλο πλήθος χρηστών. Η ισχύ της είναι στα 10 Watt και όλοι οι σταθμοί αυτού του τύπου δεν διαφέρουν μεταξύ τους, διότι έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά και εξυπηρετούν παρόμοιο πλήθος χρηστών. [28]
- **Small cells.** Τα small cell είναι πολύ μικρότερα συγκριτικά με τις μακροκυψέλες (macro cells). Είναι κυψέλες μικρής ισχύος που προσφέρουν αυξημένη χωρητικότητα και τοποθετούνται σε κοντινές αποστάσεις. Επιπλέον, έχουν την δυνατότητα να μεταδίδουν πληροφορίες σε

χαμηλό, μεσαίο και υψηλό φάσμα συχνοτήτων, τα οποία αποσκοπούν στην ενίσχυση της χωρητικότητας των δικτύων πέμπτης γενιάς όπου επιτυγχάνουν με την αποστολή μεγάλης ποσότητας δεδομένων σε υψηλές ταχύτητες. Η αποτελεσματικότητά τους οφείλεται στην διαμόρφωση των ακτινών και τα κύματα χιλιοστών όπου βοηθούν τα μικρά κύτταρα να βελτιώσουν την γραμμή των κατώτατων γραμμών των κυτταρικών παρόχων.

Φυσικά, οι μικρο-κυψέλες χρησιμοποιούνται κατά βάση στα δίκτυα πέμπτης γενιάς επειδή θεωρούνται η μόνη επιλογή, μιας και εξυπηρετούν καλύτερα τον τελικό χρήστη. Μερικά από τα σενάρια είναι :

1. Μικρές και μεσαίες επιχειρήσεις που απαιτούν κάλυψη του χώρου τους.
2. Ραδιόφωνα που χρησιμοποιούν είτε αυτόνομο, είτε κοινόχρηστο φάσμα και επιβάλουν χαμηλότερη ισχύ.
3. Περιοχές με κυκλοφοριακή πυκνότητα όπως είναι οι πόλεις, κόμβοι μεταφορών κ.λπ.

Ενώ οι μικρο-κυψέλες φαίνεται να έχουν πολλά προτερήματα και υψηλές προσδοκίες με βάση το αρχιτεκτονικό πρότυπο που έχει ορίσει το IMT-2020 σε σχέση με τις μακρο-κυψέλες, αντιμετωπίζουν κάποιες σοβαρές αδυναμίες.

1. Αρχικά λόγω της μικρής εμβέλειας αλλά και του μεγάλου κόστους τόσο των σταθμών, όσο και των εγκαταστάσεων, προκαλείται ανησυχία σχετικά με τον χρόνο υλοποίησης των υποδομών.
2. Παρόλο που η ισχύς τους είναι μικρή, περιορίζεται η κάλυψη μεμονωμένων κελιών. Συνεπώς είτε θα δημιουργούνται παρεμβολές μεταξύ των πομπών που χρησιμοποιούν τις ίδιες συχνότητες, είτε θα έχουμε περιορισμένο αριθμό συχνοτήτων.
3. Τέλος πρέπει να υπάρχει μια ισορροπία μεταξύ του όγκου και της ενέργειας ανά μονάδα μιας και τίθενται περιβαλλοντικά ζητήματα.

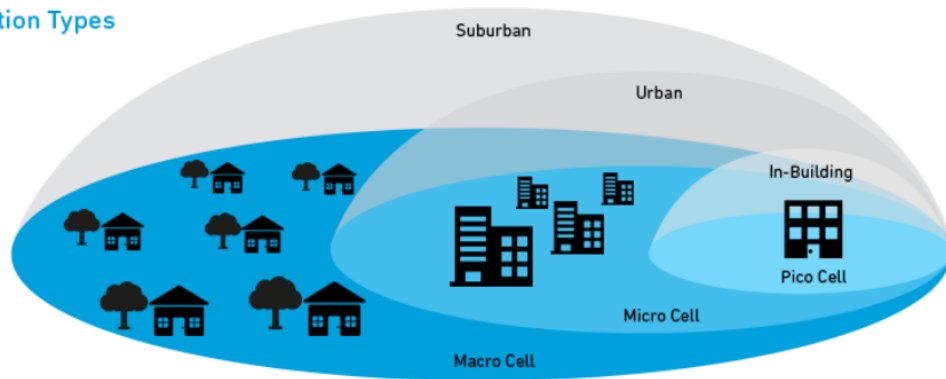
Τα *Femtocell* είναι ο μικρότερος τύπος κυττάρου. Έχει μικρή περιοχή κάλυψης και αποσκοπεί στην συνδεσιμότητα του δικτύου κινητής τηλεφωνίας εντός μιας



στοχευμένης γεωγραφικής περιοχής. Η ισχύς του σταθμού βάσης είναι χαμηλή και χρησιμοποιείται σε οικίες ή μικρές επιχειρήσεις. [28] [30]

Αναλυτικότερα μπορούμε να κατανοήσουμε την κάλυψη των σταθμών βάσης, με την εικόνα 5.1.1.

#### Base Station Types



Cell Type	Output Power (W)	Cell Radius (km)	Users	Locations
Femtocell	0.001 to 0.25	0.010 to 0.1	1 to 30	Indoor
Pico Cell	0.25 to 1	0.1 to 0.2	30 to 100	Indoor/Outdoor
Micro Cell	1 to 10	0.2 to 2.0	100 to 2000	Indoor/Outdoor
Macro Cell	10 to >50	8 to 30	>2000	Outdoor

QORVO

Εικόνα 5.1.1 Σταθμοί βάσεων

## 5.2 Πρότυπα και χρήση δικτύων πέμπτης γενιάς

Όπως προαναφέραμε, έχοντας σαν βασικό σκοπό την ομοιογένεια των δικτύων καθιερώθηκαν πρότυπα τα οποία ορίζουν τις βασικές αρχές και ιδέες που θα διέπουν τα δίκτυα. Τις αρχές αυτές ορίζει το International Telecommunication Union (ITU) τις οποίες στην συνέχεια αναπτύσσει το 3GPP. Οι προδιαγραφές που καθόρισε το International communication Union για τα δίκτυα πέμπτης γενιάς φέρουν το όνομα «IMT-2020». [28]

Με βάση αυτές τις προδιαγραφές που έχουν οριστεί για τα δίκτυα πέμπτης γενιάς η έννοια τους είναι άμεσα συνδεδεμένη με το δίκτυο των πραγμάτων (IoT). **Δίκτυο των πραγμάτων** ορίζεται ένα δίκτυο φυσικών αντικειμένων, στο οποίο μπορούν να συνδεθούν και να επικοινωνήσουν συσκευές ανεξαρτήτως του τύπου και μεγέθους, έχοντας στόχο τον γρήγορο, έξυπνο και ασφαλή έλεγχο των ενεργειών των αντικειμένων. Επιπλέον είναι υπεύθυνο για τον έλεγχο την οπτικοποίηση και την αναβάθμιση των συστημάτων. [31]

Αναφορικά μερικοί τομείς που διαμορφώνουν τα δίκτυα πέμπτης γενιάς στο δίκτυο των πραγμάτων είναι :

- Η αυτοκινητοβιομηχανία.
- Η αυτοματοποίηση εργασιών.
- Η γεωργία.
- Η δημόσια ασφάλεια.
- Η υγεία.

Αντίστοιχα τα δίκτυα πέμπτης γενιάς ορίζονται σε τρεις διαφορετικές περιπτώσεις χρήσης:

- A. Την **ενισχυμένη κινητή ευρυζωνικότητα (Enhanced Mobile Broadcom)**. Σκοπός της είναι η κάλυψη του δικτύου ανεξάρτητα από το σενάριο χρήσης του. Για να επιτευχθεί αυτό σημαντικό είναι να υπολογίσουμε την παράμετρο όπου ο χρήστης μπορεί να βγει εκτός της εμβέλειας του σταθμού βάσης και να πρέπει να εξυπηρετηθεί από κάποιον άλλο. Τους περιορισμούς αυτούς θέτει το handover ώστε να μην υπάρχει αντιληπτή καθυστέρηση κατά την εναλλαγή και να υποβαθμιστούν οι υπηρεσίες που προσφέρονται στον χρήστη. [32]
- B. Τις **εξαιρετικά αξιόπιστες επικοινωνίες χαμηλής καθυστέρησης (Ultra reliable and low Latency Communications)**. Η ταχύτητα και η βελτιστοποίηση των αποφάσεων που μπορεί να προσφέρει είναι αρκετά σημαντική. Ένα παράδειγμα το οποίο συνδέεται άμεσα με το IoT είναι η αντίδραση σε αυτόνομα οχήματα. Όπως παρατηρούμε οι υπηρεσίες αυτές αναφέρονται σε εφαρμογές με αυστηρές απαιτήσεις, που χρήζουν σταθερή και αδιάκοπη επικοινωνία σε πραγματικό χρόνο. Σε αυτή την περίπτωση γίνονται συνεχείς αξιολογήσεις των υπηρεσιών σε μετρικά σενάρια χρήσης. Οι βασικότερες μετρικές που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση των υπηρεσιών είναι οι παρακάτω :

1. Ο μέγιστος αριθμός μετάδοσης (data rate) στον οποίο μετράμε τον μέγιστο αριθμό μετάδοσης χωρίς όμως να συμπεριλαμβάνονται περαιτέρω παράγοντες όπως για παράδειγμα είναι ο παράγοντας της απώλειας κατά την μετάδοση. Για να την υπολογίσουμε αρκεί να

πολλαπλασιάσουμε το εύρος ζώνης του συστήματος με την μέγιστη φασματική απόδοση.

2. Τον ρυθμό δεδομένων που λαμβάνει ο χρήστης ο οποίος σχετίζεται με τον ρυθμό μετάδοσης που μπορεί να επιτευχθεί σε μια περιοχή κάλυψης η οποία εξυπηρετεί/ αποτελείται από πολλούς χρήστες.
3. Την αποδοτικότητα του φάσματος η οποία σχετίζεται με τον μέσο ρυθμό μετάδοσης που λαμβάνεται στην είσοδο μιας κυψέλης και μετρείται σε (Hz).
4. Την κυκλοφοριακή χωρητικότητα που λαμβάνει μια περιοχή κάλυψης (area traffic capacity) η οποία ορίζει την ταχύτητα ανά γεωγραφική περιοχή και ειδικότερα ανά τετραγωνικό μέτρο. Η μονάδα μέτρησής της ορίζεται σε Mbps.
5. Την ενεργειακή απόδοση του διαδικτύου ώστε να υπάρχει χαμηλή κατανάλωση όταν ο σταθμός βάσης δεν στέλνει δεδομένα.
6. Την καθυστέρηση όπου ορίζεται το χρονικό διάστημα από την στιγμή που ο πομπός εκπέμπει το πρώτο bit ενός πακέτου μέχρι την λήψη του τελευταίου πακέτου.
7. Την κινητικότητα που ορίζεται ως η μέγιστη ταχύτητα που μπορεί να επιτευχθεί από ένα ορισμένο QoS.
8. Την πυκνότητα των διασυνδέσεων η οποία είναι το σύνολο των συνδεδεμένων συσκευών ανά τετραγωνικό μέτρο. [32]

**Γ. Τις μαζικές επικοινωνίες τύπου μηχανής (Massive Machine type Communications).** Σε αυτή την περίπτωση χρειαζόμαστε την υποστήριξη πληθώρας ασύρματων συσκευών που διαφέρουν μεταξύ τους εντός του δικτύου. Μέσω αυτών αποσκοπούμε στην μικρή κατανάλωση ενέργειας αλλά και την αποσυμφόρηση του μεγάλου όγκου δεδομένων. Τέτοιου είδους συσκευές μπορεί να είναι αισθητήρες μέχρι και έξυπνες συσκευές όπως είναι οι οικιακές. [28]

Με βάση τα παραπάνω παρατηρούμε ότι τα δίκτυα πέμπτης γενιάς βάλλονται να αντιμετωπίσουν δύο προκλήσεις για την διαχείριση των δομών τους:

- Τα ασύρματα δίκτυα, λόγω της ετερογένειας τους που προκύπτει από την διαφορετικότητα των χαρακτηριστικών και την ανάμειξη διαφορετικών δικτύων στην κίνηση δεδομένων, καθιστούν την πρόβλεψη, την διαχείριση και την βελτιστοποίηση της κίνησης του δικτύου ένα δύσκολο έργο.
- Η ψηφιοποίηση, οι υπηρεσίες και η διαφοροποίησή που θα αναμιχθεί στην κίνηση του δικτύου μπορεί να το καταστήσει απρόβλεπτο.

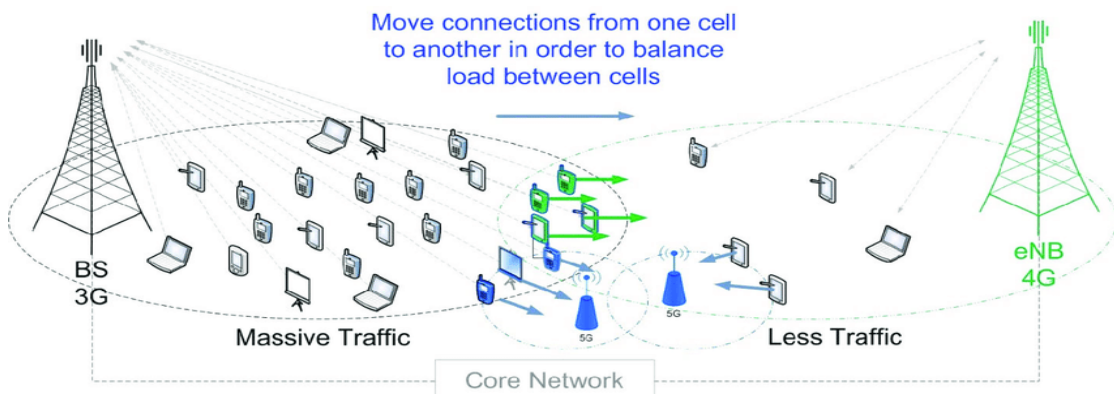
Για να ξεπεραστούν αυτές οι προκλήσεις απαιτείται η λήψη αποφάσεων και εξαγωγής συμπερασμάτων για την κατανομή, τον προγραμματισμό και την διαχείριση των πόρων, για την πρόβλεψη της κατάστασης των κινήσεων ροής των δικτύων πέμπτης γενιάς.

### 5.3 Η μηχανική μάθηση στα δίκτυα πέμπτης γενιάς - Επίπεδο εφαρμογών (Application level)

Η μηχανική μάθηση για την παροχή ευαίσθητων πληροφοριών επιφέρει επαναστατικές αλλαγές για την ικανοποίηση των αυξανόμενων απαιτήσεων στην ταχύτητα επεξεργασίας των δεδομένων και στην χαμηλή καθυστέρηση του χρόνου αλληλεπίδρασης και μεταφοράς. Η μηχανική μάθηση λειτουργώντας ως διεπαφή μεταξύ του χρήστη και των εφαρμογών εγκαθιστάται στην συσκευή του χρήστη για την ασφάλεια και την διαχείριση των πόρων. Οι τεχνικές της μηχανικής μάθησης για την βελτιστοποίηση των δικτύων 5G σε επίπεδο εφαρμογών είναι :

- **Η κατανομή ισχύος (Power Allocation).** Μέσω της εποπτευόμενης μάθησης γίνεται προσωρινή αποθήκευση και πρόβλεψη περιεχομένου. Επιπλέον συσχετίζει τους χρήστες με τους σταθμούς βάσης χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των προτύπων κινητικότητας και την κατανομή της ισχύος των ασύρματων πόρων. [33]
- **Συσταδοποίηση (Clustering).** Μέσω της επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης υπάρχει η δυνατότητα ομαδοποίησης κόμβων για την βέλτιστη κατανομή των πόρων στο δίκτυο. Για να επιτευχθεί αυτή η κατανομή γίνεται ανάλυση των δικτύων και των τηλεφωνικών γραμμών πριν την κατάταξή τους.

- **Απαιτήσεις και ικανότητα μάθησης (Learning requirements and capability).** Οι απαιτήσεις των εφαρμογών για επεξεργασία δεδομένων σε πραγματικό χρόνο δεν συνάδει με τους σημερινούς αλγόριθμους της μηχανικής μάθησης γεγονός που καθιστά μοναδική λύση την απευθείας σύνδεση και εκπαίδευση τους. Λόγω του περιορισμένου σταθερού χρόνου που είναι διαθέσιμος για την επεξεργασία των δεδομένων, εφαρμόστηκε η μάθηση χωρίς σύνδεση, η οποία εν συνεχεία συνδέεται απευθείας στα συστήματα επικοινωνίας, και μέσω της προσωρινής αποθήκευσης και παρακολούθησης της ροής, βελτιστοποιεί την υπολογιστική απόδοση. [33]
- **Εξισορρόπηση δικτύου (load balancing).** Οι περισσότεροι αλγόριθμοι ακολουθούν την στατιστική ποιότητα των καναλιών, όπου συχνά δεν είναι εφικτή η εφαρμογή τους στην πραγματικότητα. Η σύνδεση των σταθμών βάσης (Base Station - BS) στο επίπεδο εφαρμογών, σχετίζεται με τις βάσεις μικρών κυψελών (Small cell Base Station - SBS) και τις βάσεις μεσαίων κυψελών βάσης (Medium cell Base Stations - MBS) για την ισοστάθμιση και εξισορρόπηση του φορτίου στο δίκτυο. [33] Η ανάγκη για την εξισορρόπηση του δικτύου οφείλεται στην συνεχώς αυξανόμενων συνδέσεων κινητής επικοινωνίας. Τα δίκτυα τρίτης και τέταρτης γενιάς είναι ανεπαρκή λόγω των περιορισμένων χρηστών που μπορούν να εξυπηρετήσουν εντός της κυψέλης. Για να μην υπάρξει συμφόρηση, ένα μέρος των συνδέσεων μεταβιβάζεται στα δίκτυα πέμπτης γενιάς, όπως βλέπουμε και στην εικόνα 5.3.1 για να μειωθεί η κίνηση εντός των κυψελών. [34]



Εικόνα 5.3.1 Εξισορρόπηση δικτύου (load balancing)

## 5.4 Η μηχανική μάθηση στα δίκτυα πέμπτης γενιάς – Επίπεδο υποδομής (Infrastructure level)

Πέρα από το επίπεδο εφαρμογών, η μηχανική μάθηση έχει διεισδύσει δυναμικά και στο επίπεδο των υποδομών στις ασύρματες επικοινωνίες. Αναλυτικότερα οι συνεισφορές της είναι:

1. Στην **κατανομή ισχύος (Power allocation)**. Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιεί κόμβους όπου το φορτίο κατανέμεται σε όλο το δίκτυο. Εξαίρεση είναι τα δίκτυα που δεν έχουν γνωστοποιηθεί λόγω της μη ακριβούς μοντελοποίησης του καναλιού διάδοσης, όπου πέρα από την ισχύ, επηρεάζει ολόκληρο το δίκτυο. [33]
2. Στην **εκπαίδευση/κατάρτιση**. Για την κατάρτιση των αλγορίθμων χρησιμοποιούνται δύο βασικές μέθοδοι. Η semi-supervised learning, η οποία διαθέτει εμπειρικά δεδομένα και η unsupervised learning, η οποία δεν περιέχει προηγούμενα δεδομένα χρήσης και αναλύει τα δεδομένα εισόδου. Και οι δύο τρόποι μάθησης χρησιμοποιούνται από κοινού για την ταξινόμηση και ομαδοποίηση των δεδομένων και ορίζεται ως μάθηση μέγιστης πιθανοφάνειας για την ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA).
3. Η **ανυπόστατη μάθηση (Unsubstantiated Learning)**. Όπως προαναφέραμε η μη επιβλεπόμενη μάθηση εφαρμόζεται για την ομαδοποίηση και ταξινόμηση των δεδομένων. Στο επίπεδο υποδομής η διαθεσιμότητα των δεδομένων και του χρόνου περιορίζονται λόγω της χρήσης δυναμικών σεναρίων. Για την αντιμετώπιση των παραπάνω περιορισμών, η μηχανική μάθηση επιτρέπει την παρακολούθηση των καναλιών μέσω της επιβλεπόμενης και ημιεπιβλεπόμενης μάθησης, με σκοπό την βέλτιστη απόδοση και προκωδικοποίηση/ κωδικοποίηση των δεδομένων. [33]
4. **Μαθησιακές απαιτήσεις και δυνατότητες (Learning requirements and capability)**. Στο επίπεδο υποδομής οι batch learning αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται στο επίπεδο υποδομής για εφαρμογές που διαθέτουν μεγάλο όγκο δεδομένων, για την εύρεση του χώρου που απαιτεί κάθε πιθανή δομή γνώσης. Προγενέστερα τα δεδομένα λαμβανόντουσαν χειροκίνητα για την ομαδική τους επεξεργασία, γεγονός που οδήγησε

στον περιορισμό των δεδομένων που υποβάλλονταν στην διαδικασία αυτή.

## 5.5 Οι προκλήσεις της μηχανικής μάθησης στα δίκτυα πέμπτης γενιάς

Η μηχανική μάθηση είναι ένας βασικός πυλώνας για την διαχείριση του όγκου δεδομένων αλλά και της ταξινόμησης τους. Αναλυτικότερα η μηχανική μάθηση βελτιστοποιεί τα δίκτυα πέμπτης γενιάς αλλά βρίσκεται αντιμέτωπη με τις παρακάτω προκλήσεις:

- I. Της **κατανομής των πόρων (Resource allocation)** με την χρήση Machine Learning, λόγω της αυξανόμενης χρήσης των ασύρματων συσκευών και τις πολυδιάστατες απαιτήσεις ποιότητας υπηρεσιών (Quality of Services - QoS). Οι πόροι έπειτα από την επεξεργασία των αλγορίθμων κατανέμονται αποδοτικότερα και απλοποιούν την σύνθετη πολυπλοκότητα κατανομής. Για την ολοκλήρωση αυτών των αλγορίθμων απαιτούνται νέοι μέθοδοι και διαδικασίες που θα μπορούν να απλοποιήσουν σε μεγαλύτερο βαθμό την πολυπλοκότητα του προβλήματος κατανομής. [33]
- II. Η **κατανομή ισχύος (Power allocation)**, η οποία αντιμετωπίζει θέματα παρεμβολών, λόγω της μεγάλης κλίμακας δικτύου. Πολλές εφαρμογές χρησιμοποιούν ποικίλα κανάλια και τοπολογία δικτύου, τα οποία αποτελούν πρόκληση των τεχνικών για την μετάδοση ισχύς στο πολυδιάστατο φυσικό κανάλι. Η επιλογή των τεχνικών που θα χρησιμοποιηθούν, απαιτεί περαιτέρω διερεύνηση.
- III. Η **πολύχρηστικότητα/πολλαπλότητα (Manifoldness)**. Η αύξηση όγκου των πολυδιάστατων δεδομένων και η χρησιμότητά τους εξαρτάται από τον τομέα εφαρμογής τους. Η χρήση της μηχανικής μάθησης πρέπει να διερευνηθεί περαιτέρω για τον καλύτερο χειρισμό των δεδομένων, ώστε να μην περιορίζονται τα δεδομένα και να εφαρμόζονται οι τεχνικές της, σε μεμονωμένες λειτουργίες των δικτύων IoT. [33]

- IV. Η **μείωση δεδομένων (Data reduction)**. Παρόλο που οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης εντοπίζουν ανωμαλίες στα σύνολα των δεδομένων, δεν είναι αποτελεσματικοί και έγκυροι κατά την εφαρμογή τους. Σκοπός είναι η δημιουργία ενός πλαισίου που θα απορροφηθεί με την μηχανική μάθηση για την ανάπτυξη ενός αυτόνομου συστήματος.
- V. Η **μοντελοποίηση του ασύρματου καναλιού (Wireless channel modeling)**. Η αυξανόμενη χρήση των δεδομένων big data βασίζεται σε στατικές μεθόδους, γεγονός που κάνει δύσκολη την διαχείριση τους ακόμα και με την χρήση της μηχανικής μάθησης. Η ανάγκη για την αποτελεσματική κατανομή των καναλιών οδηγεί τους επιστήμονες στην αναζήτηση μελλοντικών κατευθύνσεων και τεχνικών. [33]

## Κεφάλαιο 6<sup>ο</sup> - Συμπεράσματα

Η αυξημένη ανάγκη για την ευρυζωνική κάλυψη των νέων τεχνολογιών και οι απαιτήσεις των χρηστών, είναι οι βασικοί παράγοντες για την μεγάλη αύξηση ροής κίνησης των δεδομένων. Οι προκλήσεις που αντιμετωπίζουν τα κέντρα δεδομένων, τα οπτικά δίκτυα και τα δίκτυα πέμπτης γενιάς είναι πανομοιότυπα. Συγκεκριμένα αφορούν :

Την εξοικονόμηση πόρων ώστε να μην επιβαρύνονται οι φορείς από περιττά κόστη, αλλά και για την καλύτερη διαχείριση των υπάρχων πόρων.

1. Την χαμηλότερη κατανάλωση ενέργειας.
2. Την ευρεία κάλυψη όλων των χρηστών.
3. Την καλύτερη εξυπηρέτηση των χρηστών μέσω ποιοτικών και αδιάκοπων υπηρεσιών.

Για την ταχεία και ορθή διαχείριση των παραπάνω σημαντική είναι η βοήθεια της μηχανικής μάθησης, η οποία μέσω αλγορίθμων και εκμάθησης των ταξινομητών της, μπορεί να προβλέψει, να ανιχνεύσει και να μας ενημερώνει άμεσα για πιθανά προβλήματα, ενώ ταυτόχρονα μπορεί να μας δώσει νέα αποτελέσματα, τοπολογίες, λύσεις οι οποίες θα απαιτούσαν πολύ χρόνο και



πόρους για την διεκπεραίωση τους. Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται το Quality of Services και ταυτόχρονα οι χρήστες μπορούν να χρησιμοποιούν με τον βέλτιστο δυνατό τρόπο τις υπηρεσίες των φορέων στην καλύτερη οικονομική λύση.

Η μηχανική μάθηση μπορεί να βελτιστοποιήσει τα δίκτυα, μέσω τεχνικών, τόσο στο επίπεδο εφαρμογών, όσο και στο δικτύου γεγονός το οποίο μας φέρνει αντιμέτωπους με νέες προκλήσεις για την ανάπτυξη νέων μεθόδων και εφαρμογών στα παλαιότερα δίκτυα, αλλά λειτουργεί και σαν πυλώνας για νέες τεχνολογίες.

## Αναφορές

### Πηγές

- [1] Λ. Τσάμη, ΑΤΕΙ ΜΕΣΟΛΟΓΓΙΟΥ, 2008.
- [2] Λ. Χ. ΖΑΦΕΙΡΗΣ ΑΝΔΡΕΑΣ, «Ευρυζωνικά δίκτυα πρόσβασης επόμενης γενιάς - Η περίπτωση της Ελλάδας,» ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ, ΠΑΤΡΑ , 2023.
- [3] Χ. ΠΑΠΑΙΩΑΝΝΟΥ, «ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΓΙΑ ΤΟΝ ΚΥΨΕΛΟΕΙΔΗ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟ (CELL PLANNING) ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΑΣΥΡΜΑΤΩΝ ΚΕΝΤΡΩΝ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΚΑΙ ΤΡΙΤΗΣ ΓΕΝΝΙΑΣ,» ΠΑΤΡΑ, 2012.
- [4] Σ. ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΑ, «ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΣΤΗΝ ΥΓΕΙΑ ΚΑΙ ΙΔΙΑΙΤΕΡΑ ΣΤΗΝ ΓΕΡΜΑΝΙΑ,» ΚΑΛΑΜΑΤΑ, 2002.
- [5] S. G. a. J. Gutierrez, «Evolution of Broadband Communication Networks: Architecture and Applications,» Chapter metrics overview, 2018.
- [6] M. H. A. BERRADO, «A survey of methods and tools used for interpreting Random Forest,» IEEE, 2019.
- [7] S. G. a. J. Gutierrez, «Evolution of Broadband Communication Networks: Architecture and Applications,» 2018.
- [8] Φ. Π. Ζιώγος, «Η Εφαρμογή της Μηχανικής Μάθησης στα Δίκτυα Επικοινωνιών με έμφαση σε 5G Δίκτυα και Οπτικά Δίκτυα,» ΑΘΗΝΑ, 2021.
- [9] Γ. Αικατερίνη, «Μηχανική Μάθηση,» Κάλλιπος, Ανοικτές Ακαδημαϊκές Εκδόσεις, 2015.
- [10] Π. Π. Ι. Κ. Ιωάννης Τσαμαρδίνος, «Machine learning: Όταν οι μηχανές μαθαίνουν, ο κόσμος αλλάζει,» fractalart.
- [11] C. R. A. N. I. M. D. Z. Francesco Musumeci, «An Overview on Application of Machine Learning Techniques in Optical Networks,» IEEE, 2018.
- [12] A. N. A. K. Jafar Alzubi, «Machine Learning from Theory to Algorithms: An Overview,» IOP Publishing, 2018.
- [13] Σ. Ζήμερας, «Ανάλυση Κατηγορικών Δεδομένων,» Τμήμα Στατιστικής και Αναλογιστικών – Χρηματοοικονομικών Μαθηματικών, Σάμος, 2020.
- [14] Γ. Σκουληκάρης, «Τεχνητή Νοημοσύνη: Αυτή η άγνωστη».
- [15] R. B. S. Agatonovic-Kustrin, «Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research,» ELSEVIER.

- [16] U. C. W. S. C. Y. a. M. D. Mingzhe Chen, «Machine Learning for Wireless Networks with Artificial Intelligence: A Tutorial on Neural Networks,» Mathematical and Algorithmic Sciences Lab, France, 2017.
- [17] Α. ΚΑΝΔΗΛΑΡΗΣ, «Προσωπικά, τοπικά, μητροπολιτικά και ευρείας εμβέλειας δίκτυα Η/Υ: Αρχιτεκτονική, εξέλιξη και,» Λαμία, 2017.
- [18] Π. Ιωαννίνων, «Εισαγωγικές Έννοιες και Ιστορία των Τηλεπικοινωνιών».
- [19] Y.-F. C. R. J. H. J. M. R. A. R. F. Yennun Huang, «Capacity Analysis of MediaGrid: A P2P IPTV Platform for Fiber to the Node (FTTN) Networks,» IEEE, 2007.
- [20] M. M. Al-Quzwini, «Design and Implementation of a Fiber to the Home FTTH Access Network based on GPON,» College of Engineering, Al-Nahrain University, 2014.
- [21] Y. S. R. L. Shujia Zhou, «FTTB Multimedia Access Solution Based on MoCA Technology,» Shanghai University, 2011.
- [22] M. Hamze, «Study of different SOA structures impact on the transmission of IMDD OOFDM signals,» ResearchGate.
- [23] H. Dong, «Next-Generation Data Center Network Enabled by Machine Learning: Review, Challenges and Opportunities,» University of Toronto, Canada, 2021.
- [24] P. Z. Y. W. S. M. I. a. H. X. Wenfeng Xia, «A Survey on Data Center Networking (DCN): Infrastructure and Operations,» IEEE, 2016.
- [25] M. C. P. L. a. K. K. Muhammad Imran, «Software-Defined Optical Burst Switching for HPC and Cloud Computing Data Centers,» 2016.
- [26] N. T. S.-R. R. B. B. a. R. P. Hars Vardhan, «Wireless Data Center with Millimeter Wave Network,» IEEE, 2011.
- [27] H. P. a. B. G. Singla, «Jellyfish: Networking Data Centers Randomly,» 2011.
- [28] Κ. Ραφαήλ, «Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για ταξινόμηση χρηστών σε υπερπυκνά 5G δίκτυα,» Πάτρα, 2020.
- [29] Ν. ΑΥΓΟΥΛΑΔΑΚΗΣ, «Μελέτη της καθυστέρησης πρόσβασης σε ασύρματο δίκτυο με τεχνικές πρόσβασης Slotted Aloha και οι συνέπειες σε υπηρεσίες Location Based Services,» ΝΑΥΠΑΚΤΟΣ, 2011.
- [30] T. Nguyen, «Small Cell Networks and the Evolution of 5G,» 2017.
- [31] Ι. - Μ. Ραπτοπούλου, «Πληροφοριακά συστήματα στον αγροτικό τομέα και το Διαδίκτυο των Πραγμάτων,» ΨΗΦΙΔΑ, 2020.
- [32] Ε. ΦΡΑΓΚΟΥ, «Υλοποίηση 5G δικτύου εντός ενός πλέγματος υπηρεσιών OpenShift υποδομής,» ΠΕΙΡΑΙΑΣ, 2022.

- [33] M. A. K. I. M. I. Q. E. U. H. JASNEET KAUR, «Machine Learning Techniques for 5G and Beyond,» IEE, 2021.
- [34] M. E. M. H. A. S. A. Ç. R. N. RAHEEM SHAYEA, «Key Challenges, Drivers and Solutions for Mobility Management in 5G Networks: A Survey,» IEEE, 2020.
- [35]
- [36] M. C. BUITEN, «Towards Intelligent Regulation of Artificial Intelligence,» Cambridge University, 2019.
- [37] S. G. a. J. Gutierrez, «Evolution of Broadband Communication Networks: Architecture and Applications,» 2018.