



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

**[Μελέτη Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης για την Διαχείριση
Πόρων σε Ασύρματα Δίκτυα]**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

των

Μαυροδμή Κωνσταντίνο

Και

Μηλιώτη Αθηνά

Επιβλέπων : Επ.Καθηγητής Σκούτας Δημήτρης

Μέλη εξεταστικής επιτροπής:

Καθηγητής Κορμέντζας Γεώργιος

Καθηγητής Σκιάνης Χαράλαμπος

Σάμος, Ιούνιος 2022

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

Πρόλογος και ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του προπτυχιακού προγράμματος σπουδών του τμήματος Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Αιγαίου. Θα θέλαμε να εκφράσουμε τις θερμές ευχαριστίες μας στον επιβλέποντα καθηγητή κ. Δημήτριο Σκούτα για την βοήθειά του καθώς επίσης και για τον χρόνο του που αφιέρωσε. Δεν θα μπορούσαμε να παραλείψουμε τις οικογένειές μας για την αρωγή και την βαθιά στήριξη τους προς εμάς για όλα αυτά τα χρόνια των σπουδών μας.

Επίσης, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τον πρώην συμφοιτητή μας κ. Ιωάννη Μαρινάκη για την παραχώρηση της χρήσης της εφαρμογής του για την συλλογή των δεδομένων μας, η οποία εκπονήθηκε στα πλαίσια διπλωματικής εργασίας του τμήματός μας.

Τέλος, ευχαριστούμε τον υποψήφιο διδάκτορα του τμήματός μας κ. Λευτέρη Τσίπη για τον πολύτιμο χρόνο του για τον έλεγχο και τις παρατηρήσεις του στην προσομοίωση της διπλωματικής μας εργασίας.

© [2022]

Των

Μαυροδή Κωνσταντίνο

Και

Μηλιώτη Αθηνά

Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή	1
2	Τεχνολογική Εξέλιξη Ασύρματων Δικτύων	2
3	Αρχιτεκτονική Διαδικτύου των Πραγμάτων	5
3.1	Εισαγωγή.....	5
3.1.1	Αρχιτεκτονική Τριών Επιπέδων (Three Layer Architecture)	7
3.1.2	Αρχιτεκτονική Πέντε Επιπέδων(Five Layer Architecture)	8
3.2	Πρότυπα Δικτύου.....	8
3.3	Στοιβά Πρωτοκόλλων IoT	12
4	Διαχείριση Πόρων σε Δίκτυα IoT	17
5	Μηχανική Μάθηση	24
5.1	Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.....	25
5.2	Αλγόριθμοι Εποπτευόμενης Μάθησης	32
5.2.1	Αλγόριθμοι Ταξινόμησης(Classification):.....	32
5.2.2	Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης(Regression)[28]:.....	36
5.3	Αλγόριθμοι Μη Εποπτευόμενης Μάθησης.....	37
5.4	Μηχανική Μάθηση στην Διαχείριση Πόρων.....	40
5.4.1	Έλεγχος Ισχύος στην Μηχανική Μάθηση	40
5.4.2	Διαχείριση Φάσματος στην Μηχανική Μάθηση.....	44
5.4.3	Διαχείριση Κρυφής Μνήμης στην Μηχανική Μάθηση	47
5.4.4	Backhaul στην Μηχανική Μάθηση.....	49
6	Βαθιά Μηχανική Μάθηση	51
6.1	Τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης.....	53
6.2	Διαχείριση Φάσματος στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση.....	56
6.3	Έλεγχος Ισχύος και Συλλογή Δεδομένων στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση	61
6.4	Backhaul στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση.....	62
6.5	Μνήμη στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση	64
6.6	Ασύρματη Αποθήκευση στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση	65
6.7	Αποθήκευση και Έλεγχος Μετάδοσης στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση.....	66
6.8	Δεδομένα και Υπολογισμοί στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση.....	67
6.9	Χρήση πόρων και Προγραμματισμός στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση	72
7	Εφαρμογές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης σε Κυψελωτά Δίκτυα	74
7.1	Εφαρμογή αποθήκευσης και σύνδεσης χρηστών.....	74
7.2	Εφαρμογή Κατανομής Ισχύος.....	75

7.3	Εφαρμογή επιλογής καναλιού και ελέγχου ισχύος	77
7.4	Εφαρμογή Κατανομής Πόρων με γράφο	79
7.5	Εφαρμογή Απομακρυσμένης Αποθήκευσης.....	81
7.6	Εφαρμογή Αποθήκευσης	83
7.7	Εφαρμογή Ιεραρχικής Αποθήκευσης.....	85
7.8	Εφαρμογή Αποθήκευσης και μετάδοσης.....	86
7.9	Εφαρμογή Κατανομής Ισχύος.....	87
8	Εφαρμογές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης σε IoT Δίκτυα	89
8.1	Εφαρμογή κοινής χρήσης πόρων φάσματος.....	89
8.2	Εφαρμογή Ομαδοποίησης.....	90
8.3	Εφαρμογή απομακρυσμένης αποθήκευσης	92
8.4	Εφαρμογή Αποθήκευσης	94
8.5	Εφαρμογή Κατανομής Πόρων	96
8.6	Εφαρμογή Υπολογισμού και κατανομής Ισχύος.....	98
8.7	Εφαρμογή Κατανομής Πόρων	99
8.8	Εφαρμογή Ελέγχου Ισχύος	101
9	Προσομοίωση Αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης και Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης με Python.....	104
9.1	Προσομοίωση	104
9.2	Μεταβλητές Συστήματος	106
9.3	Training – Validation - Testing.....	107
9.4	Ανάλυση Hyperparameters Αλγορίθμων	108
9.4.1	<i>K Nearest Neighbors Regression</i>	108
9.4.2	<i>Support Vector Regression</i>	108
9.4.3	<i>Random Forest Regression</i>	108
9.4.4	<i>Neural Network</i>	108
9.4.5	<i>Ανάλυση metrics</i>	109
9.5	Αποτελέσματα Προσομοίωσης	109
10	Συμπεράσματα – Μελλοντική Έρευνα	118
10.1	Συμπεράσματα.....	118
10.2	Μελλοντική Έρευνα	119
	Βιβλιογραφία	120

Εικόνες

Εικόνα 1 Εξέλιξη Ασύρματων Δικτύων [3]	4
Εικόνα 2 Κατηγοριοποίηση Έξυπνων Συσκευών [5]	6
Εικόνα 3 Αρχιτεκτονική Τριών Επιπέδων IoT [6]	7
Εικόνα 4 Αρχιτεκτονική Πέντε Επιπέδων IoT [6]	8
Εικόνα 5 Αρχιτεκτονική SigFox	11
Εικόνα 6 Αρχιτεκτονική LoRa	12
Εικόνα 7 Στοιβα Πρωτοκόλλου IoT	13
Εικόνα 8 Πρωτόκολλο Ανταλλαγής Μηνυμάτων	15
Εικόνα 9 Γράφημα σύνδεσης πύλης-πόρων	20
Εικόνα 10 Δικτύωση Καθορισμένη Από Λογισμικό	22
Εικόνα 11 Διαχωρισμός Δικτύου	23
Εικόνα 12 Μηχανισμός Μηχανικής Μάθησης [23]	24
Εικόνα 13 Αλγόριθμος Ταξινόμησης	26
Εικόνα 14 Αλγόριθμος Παλινδρόμησης	26
Εικόνα 15 Αλγόριθμος Ομαδοποίησης	27
Εικόνα 16 Ενίσχυση Μάθησης	28
Εικόνα 17 Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα	29
Εικόνα 18 Εκμάθηση Μεταφοράς	30
Εικόνα 19 Αλγόριθμος SVM	33
Εικόνα 20 Αλγόριθμος KNN	34
Εικόνα 21 Αλγόριθμος Δέντρου Απόφασης	35
Εικόνα 22 Σύγκριση Γραμμικής και Μη Γραμμικής Παλινδρόμησης	37
Εικόνα 23 Αλγόριθμός K-Means Clustering	38
Εικόνα 24 Ιεραρχική Ομαδοποίηση	39
Εικόνα 25 Λειτουργία ICIC [50]	41
Εικόνα 26 Λειτουργία CR	42
Εικόνα 27 Επικοινωνία D2D	43
Εικόνα 28 Μοντέλο συστήματος χιλιοστούμετρου [53]	44
Εικόνα 29 Δίκτυο Υποστηριζόμενο από VR	46
Εικόνα 30 Συνδυασμός Ομαδοποίησης και Αποθήκευσης	49
Εικόνα 31 Βαθιά Μηχανική Μάθηση	52
Εικόνα 32 Τεχνική MDP	53
Εικόνα 33 Δίκτυο ANN	54
Εικόνα 34 Δίκτυο FNN	55
Εικόνα 35 Δίκτυο RNN	56

Εικόνα 36 Διαχείριση Φάσματος με Ενδιάμεση Μνήμη.....	57
Εικόνα 37 Διαχείριση Φάσματος με Ενδιάμεση Μνήμη και Ενέργεια	58
Εικόνα 38 Μοντέλο με Μη Αδειοδοτούμενα Κανάλια	58
Εικόνα 39 Διαχείριση Φάσματος στο CR.....	60
Εικόνα 40 Διαχείριση Πρόσβαση Φάσματος	61
Εικόνα 41 Διαχείριση Backhaul	63
Εικόνα 42 Διαχείριση Μνήμης.....	65
Εικόνα 43 Δίκτυο WLAN	68
Εικόνα 44 Δίκτυο MEC.....	69
Εικόνα 45 Δίκτυο UDN.....	70
Εικόνα 46 Δίκτυο με πολλαπλά MEC.....	71
Εικόνα 47 Δίκτυο CRAN	73
Εικόνα 48 Κυψελωτό Δίκτυο με BS, χρήστες και κεντρικό δίκτυο	75
Εικόνα 49 Δίκτυο μοναδικής κυψέλης με χρήστες	76
Εικόνα 50 Κυψελωτό δίκτυο ανερχόμενης ζεύξης με BS και ζεύγη χρηστών.....	77
Εικόνα 51 Εφαρμογή αλγορίθμου actor-critic	78
Εικόνα 52 Δίκτυο μεμονωμένης κυψέλης με χρήστες και BS	79
Εικόνα 53 Δίκτυο μοναδικής κυψέλης με BS, cloud και χρήστες	82
Εικόνα 54 Δίκτυο με MBS, SBS και χρήστες.....	84
Εικόνα 55 Δίκτυο επιπέδων αποθήκευσης με κεντρικό κόμβο και πολλούς συνδεδεμένους κόμβους.....	85
Εικόνα 56 Πυκνό Δίκτυο με MBS, χρήστες και UAV	86
Εικόνα 57 Κυψελωτό OFDM πολλαπλών κυψελών με πολλούς BS, χρηστές και κεντρικό δίκτυο	88
Εικόνα 58 Δίκτυο IoT με πολλούς απομακρυσμένους διακομιστές και συσκευές	91
Εικόνα 59 Εφαρμογή DQN στο δίκτυο IoT με πολλούς απομακρυσμένους διακομιστές και συσκευές.....	92
Εικόνα 60 Δίκτυο IoT με BS, αισθητήρες και εφαρμογές IoT.....	93
Εικόνα 61 Εφαρμογή του A2C στο δίκτυο IoT με BS, αισθητήρες και εφαρμογές IoT.....	94
Εικόνα 62 Δίκτυο IoT με επίπεδα	95
Εικόνα 63 Δίκτυο IoT με BS και χρήστες.....	97
Εικόνα 64 Δίκτυο IoT πολλών συσκευών και εργασιών.....	98
Εικόνα 65 Μέθοδος 2AGT στο δίκτυο IoT πολλών συσκευών και εργασιών	99
Εικόνα 66 Δίκτυο με συσκευές υπό την υποστήριξη UAV.....	100
Εικόνα 67 Εφαρμογή DRL στο δίκτυο με συσκευές υπό την υποστήριξη UAV.....	101
Εικόνα 68 Δίκτυο με σταθμό φόρτισης, πύλη IoT και drones	102
Εικόνα 69 UI Εφαρμογής.....	105
Εικόνα 70 Βασικές βιβλιοθήκες για Data Analysis.....	106
Εικόνα 71 Απεικόνιση των δεδομένων μέσω της Python	109

Εικόνα 72 Σύγκριση training – validation RMSE KNN	110
Εικόνα 73 Διαφοροποίηση της παραμέτρου C.....	111
Εικόνα 74 Σύγκριση C- RMSE SVR	111
Εικόνα 75 Αλλαγή ορίων γραμμής απόφασης καθώς αλλάζει το Gamma.....	112
Εικόνα 76 Σύγκριση Gamma- RMSE SVR.....	112
Εικόνα 77 HeatMap για κάθε συνδυασμό C-Gamma	113
Εικόνα 78 Σύγκριση n_estimators – RMSE RFR.....	114
Εικόνα 79 Σύγκριση depth- RMSE RFR.....	114
Εικόνα 80 HeatMap για κάθε συνδυασμό n_estimator -depth.....	115
Εικόνα 81 Σύγκριση epochs-RMSE ANN	116

Πίνακες

Πίνακας 1 Σύγκριση Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης	32
Πίνακας 2 Στοιχεία BS	104
Πίνακας 3 Σύγκριση αλγορίθμων στο test set	117
Πίνακας 4 Σύγκριση χρόνου εκτέλεσης στο train set.....	117

Ακρωνύμια

1G	First Generation
2AGT	Atom Action Generation Technique
2APUS	Adaptive Aggregation Parameter Update Strategy
2G	Second Generation
2.5G	Second and half Generation
3G	Third Generation
3GPP	3 rd Generation Partnership project
4G	Fourth Generation
5G	Fifth Generation
6LoWPAN	Low Power Wireless Personal Area Network
ABS	Almost Blank Subframes
AC	Actor Critic
ADR	Adaptive Data Rate
AMQP	Advanced Message Queuing Protocol
AN	Actor Network
ANN	Artificial Neural Network
AP	Access Point
APN	Actor Policy Network
A2C	Advantage Actor Critic
A2G	Air to Ground
BBUs	Baseband Units
BE	Best Effort
BLE	Bluetooth Low Energy
BP	Belief Propagation
BPSK	Binary Phase Shift Keying
BS	Base Station
CA	Carrier Aggregation
CDMA	Code Division Multiple Access
CHR	Cache Hit Ratio
CN	Critic Network
CNN	Convolutional Neural Network
CoAP	Constrained Application Layer Network

CQI	Channel Quality Information
CR	Cognitive Radio
CRAN	Cloud Radio Access Network
CRE	Cell Range Expansion
CSI	Channel State Information
CSO	Clipped Surrogate Objective
CVN	Critic Value Network
DCPC	Distributed Constrained Power Control
DDPG	Deep Deterministic Policy Gradient
DL	Deep Learning
DNN	Deep Neural Network
DRL	Deep Reinforcement Learning
DSA	Dynamic Spectrum Access
DSAM	Dynamic State Adding Method
DQL	Deep Q-Learning
DQN	Deep Q-Network
D2D	Device to Device
EC-GSM-IoT	Extended Coverage Global System Communications for the Internet of Things
EDGE	Enhanced Data Rates for Global Evolution
EG	Epsilon Greedy
ELM	Extreme Learning Machine
ESN	Echo State Network
FDMA	Frequency Division Multiple Access
FNN	Feedforward Neural Network
FSMC	Finite State Markov Channels
GF	Gradient Follower
GP	Graph Partitioning
GPRS	General Packet Radio Services
GSM	Global System for Mobile Communications
HAP	Hybrid Access Point
HetNet	Heterogeneous Network
HSCSD	High Speed Circuit Switched Data
HTTP	Hypertext Transfer Protocol
ICIC	Inter-Cell Interference Coordination

IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IoT	Internet of Things
IP	Internet Protocol
IPv6	Internet Protocol Version 6
ITU-T	International Telecommunications Union – Telecommunication Standardization Sector
KNN	K Nearest Neighbors
LoS	Line of Sight
LoRa	Long Range
LPWAN	Low Power Wide Area Network
LTE	Long Term Evolution
LTE-M	Long Term Evolution for Machines Explained
MAB	Multi Armed Bandit
MAC	Media Access Network
MBM	Modified Bush and Mosteller
MBS	Macro Base Station
MC	Mobile Crowdsensing
MDP	Markov Decision Process
MEC	Mobile Edge Computing
MILP	Mixed Integer Linear Program
MIMO	Multiple Input and Multiple Output
mmWave	Millimeter Wave
MOS	Mean Opinion Score
MQTT	Message Queue Telemetry Protocol
MRF	Modified Roth-Erev
NB-IoT	Narrowband Internet of Things
NCCRN	Non-Cooperative Cognitive Radio Network
NFC	Near Field Communication
NFV	Network Functions Virtualization
NLoS	NonLine of Sight
NOMA	Non Orthogonal Multiple Access
OSI	Open System Interconnection
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
PBS	Pico Base Station
PCA	Principal Component Analysis

PG	Policy Gradient
PGM	Policy Gradient Method
PPO	Proximal Policy Optimization
PPP	Poisson Point Access
PU	Primary Users
QoE	Quality of Experience
QoS	Quality of Service
RA	Resource Allocation
RAT	Radio Access Technology
RB	Resource Block
RL	Reinforcement Learning
RNN	Recurrent Neural Network
RPL	Routing Protocol for LLNs
RRHs	Remote Radio Heads
RRM	Radio Recourse Management
RSE	Received Signal Environment
RSS	Residual Sum of Squares
RSU	Road Site Unit
SBS	Small Base Stations
SDN	Software Defined Networking
SINR	Signal to Interference Plus Noise Ratio
SMU	Spectrum Modeling Utility
SPFD	Six Path Fading Channel
SSU	Spectrum Selection Utility
SU	Secondary Users
SV	Sensor Virtualization
SVM	Support Vector Machines
TDMA	Time Division Multiple Access
TL	Time to Live
TtL	Time to Live
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
UDP	User Datagram Protocol
UDN	Ultra Dense Network
UE	User Equipment
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System

UT	User Terminal
VADN	Vehicular Ad Hoc Network
VoIP	Voice Over Internet Protocol
VR	Virtual Reality
V2I	Vehicle to Infrastructure
V2V	Vehicle to Infrastructure
WiFi	Wireless Fidelity
WLAN	Wireless Local Area Network
WPAN	Wireless Personal Area Network
XMPP	Extensible Messaging and Presence Protocol

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε ως κύριο σκοπό την ανάλυση δεδομένων με χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και βαθιάς μηχανικής μάθησης όπως είναι ο KNN-R(K Nearest Neighbors Regressor), SVR(Support Vector Regressor), RRF(Random Forest Regressor) και Keras. Η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιήθηκε μέσω εφαρμογής Android καθώς και δημιουργία βάσης δεδομένων Okeanos για την άντληση των δεδομένων. Η εργασία αυτή χωρίστηκε σε δύο μέρη, το θεωρητικό και στην προσομοίωση.

Στο πρώτο μέρος έγινε μια πιο σύντομη ανάλυση της εξέλιξης των ασύρματων δικτύων καθώς και της αρχιτεκτονικής Διαδικτύου των Πραγμάτων. Στην συνέχεια επικεντρωθήκαμε στην ανάλυση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης καθώς και της βαθιάς μάθησης επίσης. Στο τελευταίο μέρος του θεωρητικού μέρους αναλύσαμε μερικές εφαρμογές βαθιάς μάθησης τόσο σε κυψελωτά όσο και σε IoT δίκτυα. Σκοπός του θεωρητικού μέρους ήταν να αναλύσουμε και να κατανοήσουμε την αρχιτεκτονική του διαδικτύου των πραγμάτων και στην συνέχεια να κατηγοριοποιήσουμε τους αλγορίθμους μάθησης.

Στο δεύτερο μέρος πρώτα συλλέξαμε τα δεδομένα μέσω της εφαρμογής και στην συνέχεια μέσου του λογιστικού Anaconda, με την χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python αναλύσαμε και οπτικοποιήσαμε τα δεδομένα μας. Αρχικά επιλέξαμε τους αλγορίθμους που θα εκπαιδεύσουμε και στην συνέχεια με την χρήση του Grid Search ανακτήσαμε τις καλύτερες παραμέτρους για τον κάθε αλγόριθμο έτσι ώστε να μας επιστρέψει το μικρότερο σφάλμα. Εν κατακλείδι απεικονίσαμε την συμπεριφορά κάθε αλγορίθμου βάση των hyperparameters και παρουσιάσαμε τα συμπεράσματά μας.

Λέξεις Κλειδιά: KNN-R(K Nearest Neighbors Regressor), SVR(Support Vector Regressor), RRF(Random Forest Regressor), ANN(Artificial Neural Network), Διαδίκτυο των Πραγμάτων(IoT)

Abstract

The main objective of this dissertation was to analyze various datasets using machine learning and deep learning algorithms like KNN-R (K Nearest Neighbors Regression), SVR (Support Vector Regression), RFR (Random Forest Regression), and Keras. An application developed for Android was used to collect these data. In order to obtain all of this data, we also created a database on the Okeanos. This thesis is divided into two main sections: the first analyzes the required theoretical background, and the second discusses the experimental results.

The first section begins with a brief analysis of wireless network evolution and the architecture of the Internet of Things. Following that, we focused on analyzing machine and deep learning algorithms. The theoretical description concludes with some applications of deep learning in both cellular and IoT networks. The main goal of this section was to understand the characteristics of the IoT architecture, as we intended to classify the algorithms.

In the second section, we first collected all of the required data using our mobile phone application. Furthermore, we were able to analyze and visualize all of this data by utilizing the Anaconda software and the Python programming language. Furthermore, we selected the most significant algorithms to train. Therefore, we used Grid Search to find the best hyperparameters for each algorithm in order to achieve the lowest error possible. Finally, we presented the behavior of each algorithm based on its hyperparameters in various plots.

Keywords: KNN-R(K Nearest Neighbors Regressor), SVR(Support Vector Regressor), RRF(Random Forest Regressor), ANN(Artificial Neural Network), Διαδίκτυο των Πραγμάτων(IoT)

1

Εισαγωγή

Η παρούσα διπλωματική εργασία επιλέχθηκε διότι υπάρχει αυξημένη ζήτηση για την διαχείριση πόρων στα δίκτυα κινητών επικοινωνιών και πιο συγκεκριμένα στα IoT δίκτυα τα οποία έχουν κυρίαρχο ρόλο στην σημερινή εποχή αλλά έχουν παράλληλα και αυξημένες απαιτήσεις.

Στα παρακάτω κεφάλαια γίνεται περαιτέρω ανάλυση των ασύρματων δικτύων, έπειτα του Διαδικτύου των Πραγμάτων, των τεχνικών μηχανικής μάθησης καθώς και πως μπορούν να βοηθήσουν στην αντιμετώπιση όλων των ασύρματων πόρων.

Βάσει όλων των παραπάνω απαιτήσεων αποφασίσαμε να κάνουμε μια μελέτη ορισμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης αλλά και βαθιάς μηχανικής μάθησης και έπειτα να τους εφαρμόσουμε ώστε να αξιολογήσουμε την απόδοση του κάθε αλγορίθμου.

2

Τεχνολογική Εξέλιξη Ασύρματων Δικτύων

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα δώσουμε έμφαση στην ανάπτυξη των ασύρματων δικτύων καθώς και τα οφέλη που μας προσφέρει η μηχανική μάθηση για την αποτελεσματικότερη διαχείριση πόρων των κινητών δικτύων.

Τα δίκτυα **πρώτης γενιάς 1G(First Generation)** είναι τα πρώτα αναλογικά κυψελωτά συστήματα που ξεκίνησαν την παρουσία τους την δεκαετία του 1980. Το κύριο χαρακτηριστικό αυτών των δικτύων είναι η χαμηλή ποιότητα μετάδοσης φωνής με πολλά προβλήματα σύνδεσης και πολύ χαμηλό επίπεδο ασφάλειας δικτύου. Με την εξέλιξη των δικτύων πρώτης γενιάς (1G) επήλθε η πρώτη μεγάλη τεχνολογική επανάσταση λόγω ότι η περιοχή κάλυψης από τον BS (Base Station) διαιρείται σε μικρότερα κελιά με αποτέλεσμα την επαναχρησιμοποίηση των ίδιων συχνοτήτων, ως συνέπεια να υπάρχουν έντονες παρεμβολές στο σύστημα[1].

Τα δίκτυα **δεύτερης γενιάς 2G(Second Generation)** είναι τα πρώτα ψηφιακά κυψελωτά συστήματα που εμφανίστηκαν την δεκαετία του 1990. Η διαφορά των συστημάτων αυτών από τα δίκτυα πρώτης γενιάς (1G) είναι ότι τα συστήματα αυτά διαθέτουν καλύτερη ποιότητα φωνής και παρέχουν υπηρεσίες όπως μηνύματα κειμένου, μηνύματα εικόνας και πολυμέσων. Οι δυνατότητες των δικτύων δεύτερης γενιάς (2G) επιτεύχθηκαν επιτρέποντας σε πολλούς χρήστες να συνδεθούν σε ένα κανάλι μέσω της τεχνικής TDMA(Time Division Multiple Access) και της τεχνικής CDMA(Code Division Multiple Access) σε αντίθεση με την τεχνική FDMA(Frequency Division Multiple Access) που χρησιμοποιούν τα δίκτυα πρώτης γενιάς (1G). Η πιο κοινή τεχνολογία που χρησιμοποιούν τα δίκτυα δεύτερης γενιάς (2G) είναι το GSM(Global System for Mobile Communications) με βάση την τεχνική TDMA. Το πρότυπο GSM ακολουθεί την λογική των κυψελωτών δικτύων.

Πιο συγκεκριμένα κάθε κυψέλη διαθέτει ένα BS που καλύπτει την περιοχή κάλυψης. Το βασικό στοιχείο του GSM η μετατροπή του σήματος φωνής σε ψηφιακό σήμα. Ο κάθε χρήστης έχει την δυνατότητα να κινείται τόσο μέσα στην ίδια κυψέλη όσο και σε διαφορετική χωρίς να διακοπεί η σύνδεση[2].

Τα μεταβατικά δίκτυα 2.5G(Second and half Generation) και 2.75G είναι τα δίκτυα τα οποία συνδέουν τα δίκτυα δεύτερης γενιάς (2G) με αυτά της τρίτης (3G). Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα των μεταβατικών δικτύων είναι ότι χρησιμοποιούν την τεχνολογία GPRS(General Packet Radio Services) η οποία βασίζεται στο GSM.Το GPRS προσφέρει ταχύτητες δεδομένων που μπορεί να φτάσουν μέχρι και 114kbps.Οι υψηλοί ρυθμοί δεδομένων επιτρέπουν την παράλληλη χρήση εφαρμογών στο διαδίκτυο. Η τεχνική HSCSD(High Speed Circuit Switched Data) που χρησιμοποιείται στα μεταβατικά δίκτυα αποτελεί μια αναβάθμιση στο υπάρχον σύστημα κινητής τηλεφωνίας. Τα δεδομένα υψηλής ταχύτητας μεταγωγής κυκλώματος HSCSD παρέχουν στους χρήστες ως και τέσσερα ξεχωριστά κανάλια επικοινωνίας 14,4kbps που μπορούν να συνδυαστούν μαζί και να παρέχουν μεγαλύτερο εύρος ζώνης για μετάδοση δεδομένων. Τα μεταβατικά δίκτυα (2.75G) χαρακτηρίζονται ως απομακρυσμένα όπου το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι οι βελτιωμένοι ρυθμοί δεδομένων για την μετάδοση δεδομένων[2].

Τα δίκτυα **τρίτης γενιάς 3G(Third Generation)**αποτελούν μια αναβάθμιση των δικτύων 2.5G και 2.75G επιτυγχάνοντας μεγαλύτερους ρυθμούς μεταφοράς δεδομένων. Με τα δίκτυα τρίτης γενιάς (3G) οι χρήστες έχουν την δυνατότητα να επικοινωνούν μέσω του VoIP(Voice Over Internet Protocol) με ταχύτητες που φτάνουν μέχρι και Megabit.Ένα από τα σημαντικότερα πρότυπα που ακολουθούν τα δίκτυα τρίτης γενιάς (3G) είναι το UMTS(Universal Mobile Telecommunications System) που δημοσιεύθηκε το 1996 και πρότεινε την αναβάθμιση του GSM.Χρησιμοποιεί την τεχνολογία CDMA για να προσφέρει μεγαλύτερη φασματική απόδοση. Τα δεδομένα δικτύου μεταφέρονται διαφορετικά σε σχέση με το GSM, διότι δεν εκχωρούνται κανάλια συχνότητας και χρονοθυρίδες στις συνδέσεις αλλά όλοι οι συνδρομητές δικτύου χρησιμοποιούν όλη την διαθέσιμη ζώνη συχνοτήτων[2].

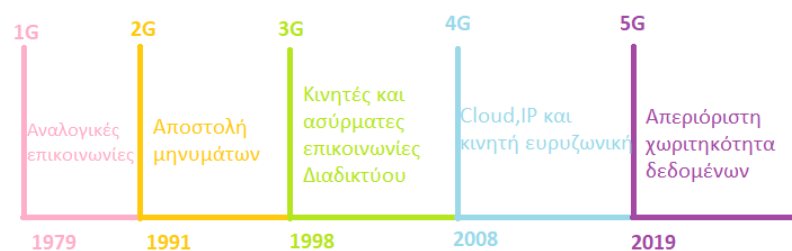
Τα υπάρχοντα δίκτυα **δεύτερης γενιάς (2G)** όπως είναι γνωστό δεν είναι υλοποιημένα για μετάδοση IP (Internet Protocol)δεδομένων , αντιθέτως μας παρέχουν χαμηλό Bitrate.Τα δίκτυα **τρίτης γενιάς (3G)** είναι τα πρώτα που προσφέρουν ψηφιακή μετάδοση δεδομένων. Το 2009 εγκαταστάθηκε στο κόσμο το πρώτο δίκτυο **τέταρτης γενιάς 4G(Fourth Generation) ή LTE(Long Term Evolution)** με το οποίο περνάμε καθαρά στην λογική IP “all IP”.Η σημαντικότερη διαφοροποίηση των δικτύων LTE είναι η χρήση της τεχνικής OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) η οποία παρέχει μεγάλους ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων. Στο δίκτυο LTE ο ρυθμός μετάδοσης δεδομένων στην κατερχόμενη ζεύξη είναι στα 100Mbps ενώ στην ανερχόμενη ζεύξη φτάνει έως και τα 50Mbps.Από το Release 10 και μετά έχουμε την ανάπτυξη του **LTE-Advanced** για

ακόμα περισσότερο χωρητικότητα. Οι βασικότερες δυνατότητες που μας προσφέρει το LTE-Advanced είναι :

- CA (Carrier Aggregation)
- Δυνατότητα μετάδοσης – λήψης με MIMO(Multiple Input and Multiple Output) κεραίες

Τα ανερχόμενα δίκτυα **πέμπτης γενιάς 5G(Fifth Generation)** [3] προβλέπεται να εξυπηρετούν περισσότερους από 1,7 δισεκατομμύρια χρήστες ως τα τέλη του 2025.Τα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) προορίζονται για να προσφέρουν ακόμα υψηλότερες ταχύτητες δεδομένων έως και 10Gbps σε σχέση με τα προϋπάρχοντα ασύρματα δίκτυα, χαμηλή καθυστέρηση σχετικά με τον χρόνο αποστολής και λήψης ενός πακέτου, μεγαλύτερη χωρητικότητα δικτύου επεκτείνοντας σε νέο φάσμα όπως τις επικοινωνίες κύματος χιλιοστού mmWave(Millimeter Wave).Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) να χρησιμοποιούνται για εξ αποστάσεως προγραμματισμό χειρουργικών επεμβάσεων και για ενσωμάτωση και επεξεργασία μεγάλου όγκου αισθητήρων για την ανάπτυξη της βιομηχανίας. Το 5G είναι δίκτυο το οποίο είναι κατάλληλο για εφαρμογές του **IoT(Internet of Things)** διότι χρησιμοποιεί πρωτόκολλα για την γρήγορη και αποτελεσματική επικοινωνία μεταξύ των συσκευών χωρίς καθυστέρηση, προστασία των συσκευών από κακόβουλες επιθέσεις καθώς και την αυθεντικοποίησή τους. Τα κύρια πρότυπα που χρησιμοποιούν τα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) είναι :

- 5G NR το οποίο είναι RAT(Radio Access Technology) , ένα παγκόσμιο πρότυπο διεπαφής αέρα (τρόπος σύνδεσης μεταξύ δύο σταθμών σε ασύρματη επικοινωνία) της 3GPP(3rd Generation Partnership Project).
- Πολλά από τα σημαντικότερα και ολοκληρωμένα πρότυπα που χρησιμοποιούν τα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) είναι από IEEE(Institute of Electrical and Electronics Engineers).
 - IEEE 802.15 – WPAN (Wireless Personal Area Network)
 - IEEE 802.11 – WIFI (Wireless Fidelity)
 - IEEE 802.3 είναι ένα πρότυπο το οποίο καθορίζει το φυσικό στρώμα, το επίπεδο σύνδεσης δεδομένων και το MAC (Media Access Network) σύμφωνα με το μοντέλο OSI (Open System Interconnection).



Εικόνα 1 Εξέλιξη Ασύρματων Δικτύων [3]

3

Αρχιτεκτονική Διαδικτύου των Πραγμάτων

3.1 Εισαγωγή

Η ταχεία ανάπτυξη της τεχνολογίας και του διαδικτύου έχει επηρεάσει σημαντικά την καθημερινότητα της ανθρωπότητας σε όλους του τομείς. Η όλο ένα και μεγαλύτερη απαίτηση συσκευών για σύνδεση στο διαδίκτυο επέφερε την ανάπτυξη του IoT. Το IoT είναι μια αναδυόμενη τεχνολογία που στοχεύει στην χρήση του διαδικτύου ως μια κοινή διεπαφή για την διασύνδεση φυσικών αντικειμένων (έξυπνες συσκευές οι οποίες επικοινωνούν με τους χρήστες μέσω αισθητήρων). Τα δίκτυα IoT έχουν την δυνατότητα επικοινωνίας και σύνδεσης πολλών αντικειμένων τα οποία βρίσκονται σε διαφορετικές ή ίδιες τοποθεσίες για την ανταλλαγή πληροφοριών.

Μια έξυπνη συσκευή είναι μια ηλεκτρονική συσκευή, συνδεδεμένη με άλλες συσκευές ή δίκτυα μέσω διαφορετικών ασύρματων πρωτοκόλλων όπως το Bluetooth , Zigbee , NFC(Near Field Communication) , Wi-Fi . Ως αισθητήρες χαρακτηρίζονται οι συσκευές κατά τις οποίες μεταβάλλεται το σήμα εξόδου αναλόγως με αυτό που έχουν τροφοδοτηθεί και μπορούν να χαρακτηριστούν ως αναλογικοί ή ψηφιακοί.

Τα βασικά χαρακτηριστικά των IoT συσκευών κατηγοριοποιούνται ως εξής :

- **Λήψη και έλεγχος δεδομένων**

Μέτρηση και μετατροπή μετρήσεων σε ψηφιακά δεδομένα με την χρήση αισθητήρων, χρήση ελέγχου ενεργοποιητών για την μετατροπή ηλεκτρονικών σημάτων σε ένα φυσικό αποτέλεσμα.

- **Επεξεργασία και αποθήκευση δεδομένων**

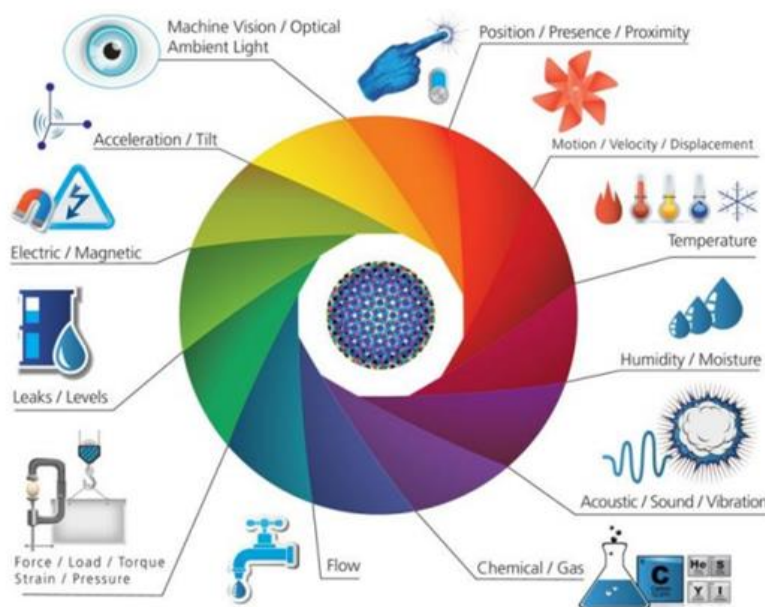
Βασικές διαδικασίες εισερχομένων δεδομένων για ανάλυση και επεξεργασία. Η επεξεργασία και αποθήκευση των δεδομένων μπορεί να γίνεται σε έναν απομακρυσμένο διακομιστή(edge server) MQTT(Message Queue Telemetry Protocol). Η διαδικασία της επεξεργασίας προϋποθέτει κατάλληλη επεξεργαστική ισχύ και μνήμη αλλά και απαραίτητη μπαταρία στους κόμβους για να ανταπεξέλθουν στην λειτουργικότητα.

- **Συνδεσιμότητα**

Πρωτόκολλα επικοινωνίας μεταξύ των συσκευών και του νέφους καθώς και την διασύνδεση ετερογενών συσκευών για αξιόπιστη επικοινωνία.

- **Διαχείριση ισχύος**

Η κατανάλωση ισχύος είναι πολύ σημαντική και καθορίζει σε μεγάλο βαθμό την διάρκεια ζωής του συστήματος. Η διάρκεια ζωής των συσκευών εξαρτάται από την απόδοση της μπαταρίας. Η διάρκεια ζωής της μπαταρίας και η κατανάλωση ενέργειας εξαρτώνται από το υλικό-λογισμικό του συστήματος και το περιβάλλον.



Εικόνα 2 Κατηγοριοποίηση Έξυπνων Συσκευών [5]

Τα δίκτυα IoT έχουν πολλές αρχιτεκτονικές διατάξεις. Οι δύο πιο κοινές και ευρέως αρχιτεκτονικές στο κόσμο του IoT είναι η αρχιτεκτονική τριών και πέντε επιπέδων [6].

3.1.1 Αρχιτεκτονική Τριών Επιπέδων (Three Layer Architecture)

- **Επίπεδο Αντίληψης (Perception Layer)**

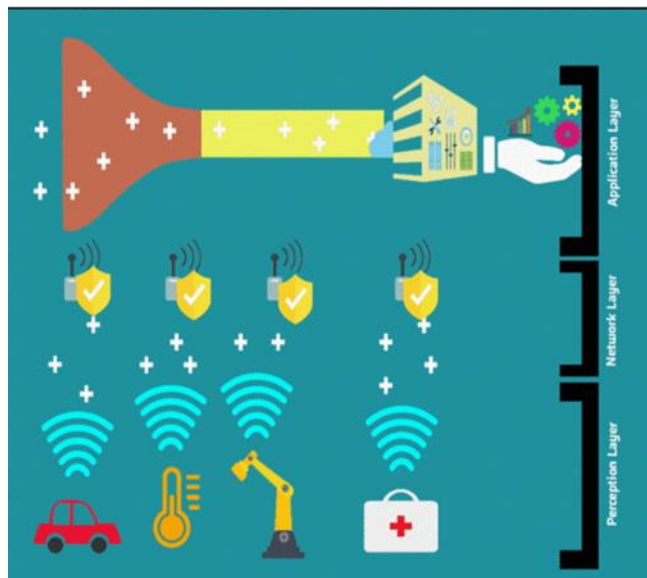
Το επίπεδο αντίληψης είναι γνωστό ως φυσικό στρώμα επειδή περιέχει τις φυσικές συσκευές και το αισθητήριο στρώμα λόγω ενσωμάτωση αισθητήρων σε φυσικά αντικείμενα. Σε αυτό το επίπεδο οι ενσωματωμένοι αισθητήρες συλλέγουν τα δεδομένα από τις συσκευές και τα στέλνουν στο επίπεδο δικτύου .

- **Επίπεδο Δικτύου (Network layer)**

Το επίπεδο δικτύου είναι υπεύθυνο για την διασύνδεση του επιπέδου αντίληψης με το φυσικό στρώμα. Αυτό το επίπεδο πρέπει να διαθέτει ασφαλές τεχνολογικές συνδέσεις είτε ενσύρματες είτε ασύρματες. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι η μετάδοση και επεξεργασία δεδομένων.

- **Επίπεδο Εφαρμογής (Application Layer)**

Το επίπεδο εφαρμογής είναι υπεύθυνο για την παροχή υπηρεσιών στον τελικό χρήστη. Τα ληφθέντα δεδομένα από το επίπεδο εφαρμογής θα αναλυθούν και θα υποβληθούν σε επεξεργασία για την παροχή υπηρεσιών και τη λήψη αποφάσεων. Τα αποτελέσματα στέλνονται πίσω από το επίπεδο εφαρμογής στο επίπεδο αντίληψης μέσω του επιπέδου δικτύου.



Εικόνα 3 Αρχιτεκτονική Τριών Επιπέδων IoT [6]

3.1.2 Αρχιτεκτονική Πέντε Επιπέδων(Five Layer Architecture)

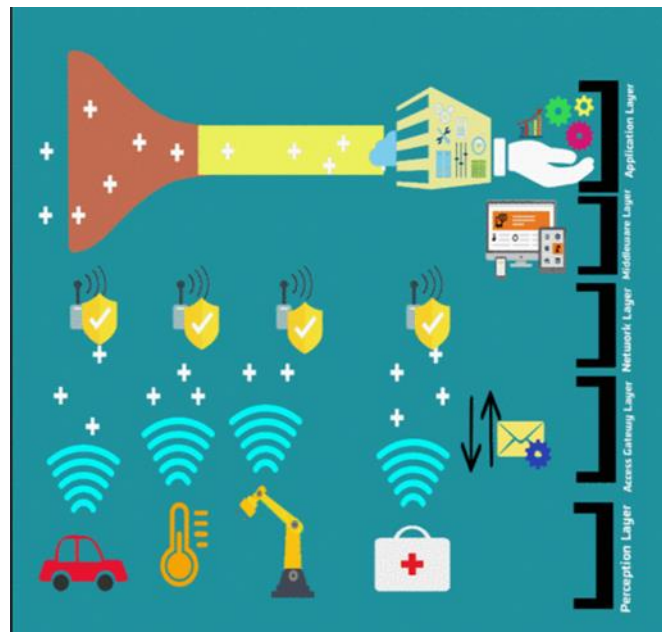
Η αρχιτεκτονική πέντε επιπέδων έχει τα ίδια στρώματα με αυτά της αρχιτεκτονικής τριών επιπέδων συμπεριλαμβανομένων και δύο άλλων στρωμάτων[6].

- **Επίπεδο πρόσβασης πύλης (Access Gateway Layer)**

Το επίπεδο πύλης είναι υπεύθυνο για την διαχείριση της επικοινωνίας IoT στο συγκεκριμένο περιβάλλον και την ανταλλαγή μηνυμάτων μεταξύ αντικειμένων και συστημάτων.

- **Επίπεδο μεσαίου λογισμικού (Middleware Layer)**

Το επίπεδο Middleware παρέχει ευέλικτη σύνδεση μεταξύ συσκευών υλικού και εφαρμογών. Το στρώμα αυτό διαχειρίζεται και επεξεργάζεται δεδομένα από τα χαμηλότερα στρώματα της αρχιτεκτονικής.



Εικόνα 4 Αρχιτεκτονική Πέντε Επιπέδων IoT [6]

3.2 Πρότυπα Δικτύου

Στα δίκτυα IoT η συνεχής επικοινωνία μεταξύ των αντικειμένων επιφέρει συνεχή κατανάλωση ενέργειας. Ένα σημαντικό ζήτημα που πρέπει να αντιμετωπίσουν τα IoT δίκτυα είναι η ενεργειακή κατανάλωση της μπαταρίας των συσκευών. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να αναπτυχθούν νέα πρότυπα κινητών επικοινωνιών που θα συμβάλλουν στο τρέχον ζήτημα. Η 3GPP προχώρησε στην προτυποποίηση νέων δικτυακών τεχνολογιών. Οι τεχνολογίες αυτές αναλύονται παρακάτω :

❖ **EC-GSM-IoT (Extended Coverage Global System Communications for the Internet of Things)**

Το πρότυπο EC-GSM-IoT [7] βασίζεται στα υπάρχοντα δίκτυα GSM και μπορεί να υλοποιηθεί με αναβάθμιση λογισμικού. Το GSM είναι ένα κυψελοειδές σύστημα το οποίο χρησιμοποιεί συνδυασμό των τεχνικών TDMA/FDMA. Χρησιμοποιεί την τεχνική πολλαπλής πρόσβασης με διαχωρισμό του διαθέσιμου φάσματος συχνοτήτων σε έναν αριθμό καναλιών για την μετάδοση των σημάτων. Το EC-GSM-IoT προτάθηκε ως μέρος της έκδοσης 13 της 3GPP. Το EC-GSM-IoT είναι μια βασική τεχνολογία χαμηλής ισχύος σε ευρεία περιοχή η οποία βασίζεται στο GPRS και έχει σχεδιαστεί ως κυψελοειδές σύστημα υψηλής χωρητικότητας, μεγάλης εμβέλειας, χαμηλής ενέργειας και μικρής πολυπλοκότητας για επικοινωνία IoT συστημάτων. Οι βελτιστοποιήσεις που γίνονται στα συστήματα EC-GSM-IoT οφείλονται στην αναβάθμιση του λογισμικού των προϋπαρχόντων GSM δικτύων. Οι δέκτες οι οποίοι χρησιμοποιούν το μοντέλο EC-GSM-IoT πληρούν την απαίτηση της διάρκειας ζωής μπαταρίας. Ένας από τους συντελεστές στη μεγαλύτερη διάρκεια ζωής της μπαταρίας είναι ο τρόπος εξοικονόμησης ενέργειας. Το EC-GSM-IoT έχει βελτιώσει την ασφάλεια, σε σύγκριση με τα προϋπαρχοντα δίκτυα GSM και προσφέρει προστασία ακεραιότητας και ιδιωτικότητας και απαιτεί ισχυρούς αλγορίθμους κρυπτογράφησης.

❖ **LTE-M (Long Term Evolution for Machines Explained)**

Το LTE-M [8] είναι ένας κλάδος της τεχνολογίας LTE που δημιουργήθηκε για επικοινωνία μεταξύ μηχανών. Χρησιμοποιώντας το LTE-M οι συσκευές IoT μπορούν να μεταδίδουν και να λαμβάνουν μεγάλες ποσότητες δεδομένων χωρίς να εξαντληθεί η μπαταρία των αντικειμένων. Τα κύρια χαρακτηριστικά του LTE-M για τα δίκτυα IoT είναι η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, η εύκολη ανάπτυξη, το χαμηλό κόστος, η κάλυψη έως και 11 χλμ και η μέγιστη ταχύτητα δεδομένων έως 1Mbps. Τα κυψελοειδή δίκτυα σχεδιάστηκαν για να επιτρέπουν αυθόρμητες συνδέσεις μεταξύ κινητών συσκευών. Το LTE-M επιτρέπει στις συσκευές IoT να χρησιμοποιούν τη λειτουργία εξοικονόμησης ενέργειας η οποία επιτρέπει να είναι απενεργοποιημένες όταν δεν χρησιμοποιούνται. Επίσης δεν χρειάζεται οι συσκευές να ξυπνήσουν από κατάσταση ύπνου(sleep mode) για να ενημερώσουν την τρέχουσα τοποθεσία τους. Το LTE-M πρέπει να υποστηρίζει διάρκεια ζωής μπαταρίας δέκα ετών σε μπαταρία 5 Watt/hour. Τα δίκτυα LTE-M μπορούν να χρησιμοποιούν την προϋπαρχουσα υποδομή LTE πράγμα που το καθιστά ιδιαίτερα σημαντικό πλεονέκτημα καθώς περισσότερο από 50% των παγκόσμιων συνδέσεων κινητής τηλεφωνίας πραγματοποιούνται σε δίκτυα LTE. Τα δίκτυα LTE-M προσφέρουν μεγαλύτερη κάλυψη και καλύτερη διείσδυση στο εσωτερικό κτιρίων καθώς και μπορούν να χειριστούν πολλές παρεμβολές από κτίρια που εμποδίζουν τη διαδρομή του. Η κάλυψη των δικτύων στο επίπεδο ισχύος μπορεί να φτάσει μέχρι και τα 156 dB. Σε σύγκριση με το LTE το LTE-M δεν είναι ιδιαίτερα γρήγορο. Ο ρυθμός δεδομένων που επιτυγχάνει φτάνει μέχρι και το 1 Mbps/sec τόσο στη κατερχόμενη όσο και στην ανερχόμενη ζεύξη. Τα δίκτυα LTE-M είναι

εφικτά για εφαρμογές με μικρές ανάγκες δεδομένων καθώς και σε περιπτώσεις που περιλαμβάνουν ροή βίντεο (streaming). Τα δίκτυα LTE-M δημιουργήθηκαν κυρίως για συσκευές IoT. Τα υλικά που απαιτούνται για συσκευές που χρησιμοποιούν LTE-M είναι λιγότερο πολύπλοκα και πιο προσιτά από τα εξαρτήματα που χρησιμοποιούνται στα δίκτυα 4G παρόλο που και οι δύο χρησιμοποιούν την υποδομή του LTE.

❖ NB-IoT (Narrowband Internet of Things)

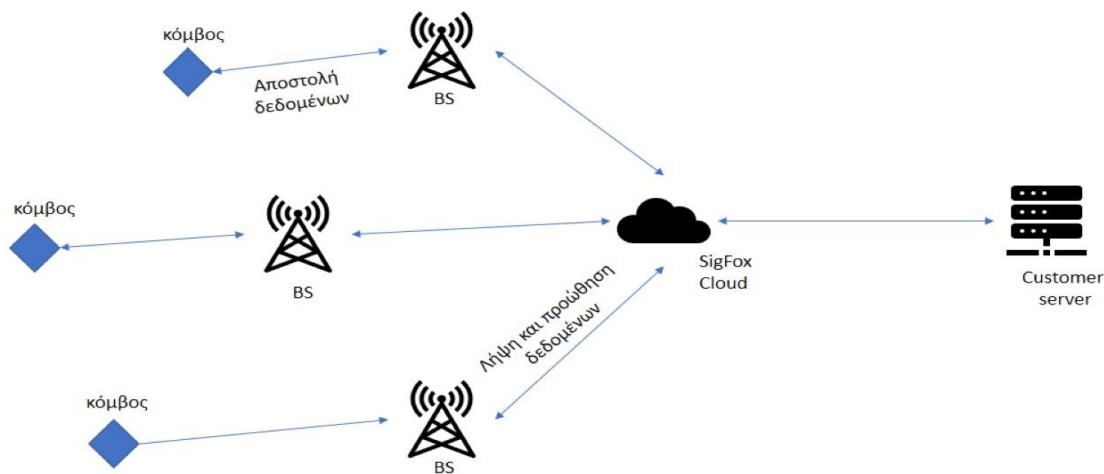
Ως μια από τις ταχύτερα αναπτυσσόμενες τεχνολογίες IoT που αναβαθμίζει την αγορά IoT σε υψηλότερο επίπεδο είναι το NB-IoT [9]. Το NB-IoT είναι γνωστό ως LTE Cat NB είναι μια τεχνολογία χαμηλής ισχύος ευρείας περιοχής που αναπτύχθηκε με σκοπό τη σύνδεση πολλαπλών συσκευών IoT. Το NB-IoT χειρίζεται μικρές ποσότητες αμφίδρομης μετάδοσης δεδομένων με αποτελεσματικό, ασφαλή και αξιόπιστο τρόπο. Έχει σχεδιαστεί για να καλύπτει περιπτώσεις χρήσης που απαιτούν την αποστολή μόνο μικρών τμημάτων πακέτων αλλά σε μεγάλες αποστάσεις. Χρησιμοποιώντας ένα υποσύνολο του LTE το NB-IoT υποστηρίζει μεγάλο αριθμό συνδέσεων ανά BS καθώς και πρόσθετη ενίσχυση 20dB. Όλα αυτά έχουν ως αποτέλεσμα να οδηγούν σε χαμηλή κατανάλωση ενέργειας η οποία οδηγεί στην μεγάλη διάρκεια ζωής των μπαταριών έως και δέκα χρόνια καθώς και μικρό κόστος κατασκευής. Το NB-IoT έχει σχεδιαστεί για ζώνες συχνοτήτων 200 kHz καθώς και σε ανεξάρτητα αδειοδοτημένα φάσματα.

Το NB-IoT όπως σχεδόν και όλες οι τεχνολογίες IoT εξοικονομούν ενέργεια όταν δεν λειτουργούν καθώς βρίσκονται σε κατάσταση ύπνου. Τα υλικά που χρειάζονται για τα δίκτυα NB-IoT κοστίζουν λιγότερο σε αντίθεση με τα LTE-M. Τέλος το NB-IoT μας παρέχει βαθύτερη διείσδυση σε κτίρια σε αντίθεση με το LTE-M. Αυτό συμβαίνει διότι ο ρυθμός μετάδοσης δεδομένων είναι μικρότερος επομένως το κόστος σύνδεσης είναι καλύτερο.

❖ Τεχνολογία SigFox

Η τεχνολογία SigFox [10] είναι μέρος των τεχνολογιών LPWAN (Low Power Wide Area Network) που χρησιμοποιείται κυρίως για την ανάπτυξη των δικτύων IoT. Κυρίως όταν ο όγκος των δεδομένων που αποστέλλονται είναι μικρός, το εύρος λειτουργίας μπορεί να φτάσει μέχρι και δεκάδες χιλιόμετρα καθώς και η τρέχουσα κατανάλωση είναι χαμηλή. Το SigFox χρησιμοποιεί τη διαμόρφωση BPSK (Binary Phase Shift Keying) κατά την οποία τα πακέτα που στέλνονται είναι 100 Hz και η ταχύτητα αποστολής δεδομένων 600bps. Το επίπεδο ισχύος της τεχνολογίας SigFox είναι 14dBm. Σε αυτά τα δίκτυα η τοπολογία αστέρα κυριαρχεί, ως συνέπεια οι τελικές συσκευές να συνδέονται απευθείας με τον BS. Με αυτόν τον τρόπο η αποστολή μηνυμάτων απλοποιείται. Η αρχιτεκτονική SigFox αποτελείται από κόμβους καθώς και από πύλες (gateways) που μεταδίδουν τα μηνύματα στο SigFox Cloud και έπειτα στον customer server. Ένας κόμβος SigFox τροφοδοτείται με

μπαταρία και μεταδίδει δεδομένα για μεγάλο χρονικό διάστημα. Τα πακέτα λαμβάνονται από μία πύλη και στην συνέχεια στέλνονται στο SigFox Cloud. Το Cloud προσφέρει υπηρεσίες οι οποίες συμβάλλουν στην χαρτογράφηση και την ευρεία κάλυψη των κόμβων. Η τεχνολογία SigFox χρησιμοποιεί μικρά πακέτα των 26 byte με αποτέλεσμα να υπάρχει χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Στην εικόνα 5 παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική SigFox. Αρχικά οι κόμβοι που έχουν ενσωματωμένη την τεχνολογία SigFox στέλνουν δεδομένα στο BS το οποίο στην συνέχεια τα προωθεί στο SigFox Cloud όπου εκεί υποβάλλονται σε επεξεργασία πριν αποσταλούν στον customer server.

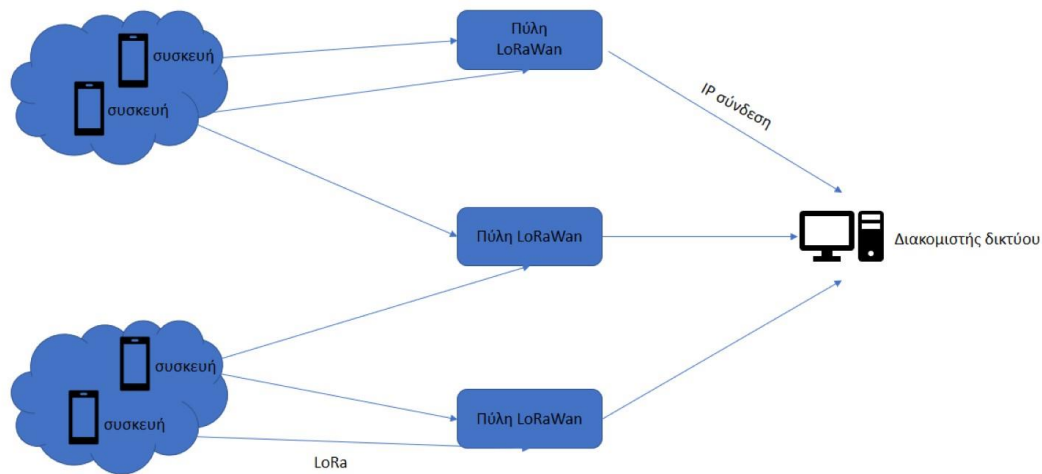


Εικόνα 5 Αρχιτεκτονική SigFox

❖ Τεχνολογία LoRa(Long Range)

Το LoRa[11] είναι μια τεχνική διαμόρφωσης που επιτρέπει τη μεταφορά πληροφοριών μεγάλης εμβέλειας με χαμηλό ρυθμό μεταφοράς. Ο τύπος διαμόρφωσης Spread-Spectrum που χρησιμοποιείται είναι μια μέθοδος κατά την οποία η μετατόπιση του χρόνου και της συχνότητας προς τον αποστολέα και τον παραλήπτη είναι η ίδια, μειώνοντας σημαντικά την πολυπλοκότητα του δέκτη. Τα δίκτυα LoRa χρησιμοποιούν την τοπολογία αστέρα. Η δομή αρχιτεκτονικής ενός δικτύου LoRa μπορεί να χωριστεί σε ένα τμήμα πίσω μέρους(back-end) και μπροστινού μέρους (frond-end). Το τμήμα πίσω μέρους αποτελείται από το διακομιστή δικτύου όπου αποθηκεύονται οι πληροφορίες που λαμβάνονται από τους αισθητήρες. Το τμήμα μπροστινού μέρους αποτελείται από πύλες καθώς και τις τελικές συσκευές. Οι πύλες λειτουργούν ως γέφυρα μεταξύ των τελικών κόμβων και του διακομιστή δικτύου. Οι πληροφορίες μεταξύ του διακομιστή δικτύου και των πυλών αποστέλλονται μέσω IP σύνδεσης. Ο ρυθμός μεταφοράς δεδομένων κυμαίνεται μεταξύ 0.3 kbps και 50 kbps. Προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η διάρκεια

ζωής της μπαταρίας οι συσκευές διαχειρίζονται την ισχύ επικοινωνίας και το ρυθμό μεταφοράς δεδομένων μέσω του μηχανισμού ADR (Adaptive Data Rate).



Εικόνα 6 Αρχιτεκτονική LoRa

❖ Τεχνολογία ZigBee

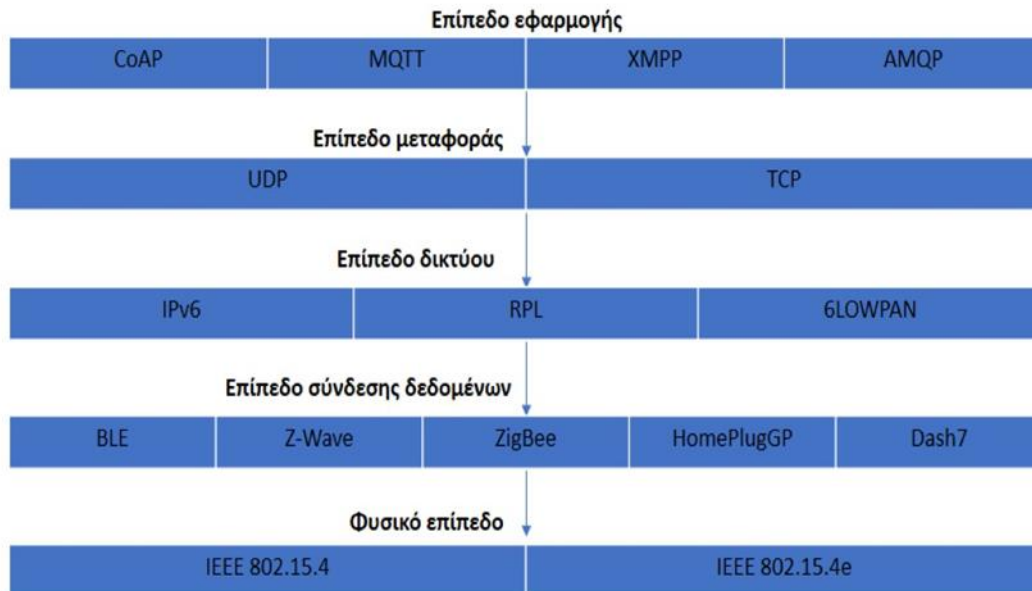
Το Zigbee [12] είναι ένα ασύρματο αδόμητο δίκτυο(ad hoc) χαμηλής ισχύος και χαμηλής ταχύτητας δεδομένων. Η προδιαγραφή των δικτύων Zigbee είναι λιγότερη δαπανηρή από τα άλλα ασύρματα δίκτυα. Η χαμηλή κατανάλωση ισχύος περιορίζει τις αποστάσεις μετάδοσης από 10 έως 100 μέτρα. Η τεχνολογία Zigbee χρησιμοποιείται κυρίως σε εφαρμογές χαμηλού ρυθμού δεδομένων που απαιτούν μεγάλη διάρκεια ζωής μπαταρίας και ασφαλή επικοινωνία. Το Zigbee δραστηριοποιείται στις βιομηχανικές, επιστημονικές και ιατρικές επιστήμες με ρυθμό δεδομένων από 20kbit/s έως και 250 kbit/s. Η τεχνολογία Zigbee ορίζεται στο πρότυπο IEEE 802.15.4 και βασίζεται στο φυσικό επίπεδο ελέγχου. Το επίπεδο δικτύου Zigbee υποστηρίζει τοπολογίες αστέρα και δέντρων. Κάθε δίκτυο διαθέτει μια συσκευή συντονισμού. Στα δίκτυα με τοπολογία αστέρα ο συντονιστής είναι ο κεντρικός κόμβος. Ένα καθοριστικό χαρακτηριστικό του Zigbee είναι η διεξαγωγή ασφαλών επικοινωνιών καθώς και την προστασία μεταφοράς κρυπτογραφικών κλειδιών.

3.3 Στοιίβα Πρωτοκόλλων IoT

Το IoT έχει την τάση σύνδεσης όλο ένα και περισσότερων αισθητήρων, έξυπνων συσκευών στο διαδίκτυο. Στόχος των συσκευών είναι να συλλέγουν δεδομένα για κατάλληλη αξιολόγηση και σαφή λήψη αποφάσεων που θα κριθούν επωφελείς. Οι συσκευές κατά τις οποίες η επικοινωνία με το διαδίκτυο ακολουθείται από

περιορισμένη μνήμη και ισχύ πρέπει να συμφωνήσουν σε διαφορετικές πτυχές ανταλλαγής δεδομένων για αποτελεσματική μετάδοση μέσω ορισμένων πρωτοκόλλων. Τα πρωτόκολλα αυτά είναι καθοριστικά στην αποτελεσματική επικοινωνία.

Η στοίβα πρωτοκόλλου IoT που παρέχει πλήρη αποτελεσματικότητα στην ασύρματη επικοινωνία απεικονίζεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 7 Στοίβα Πρωτοκόλλου IoT

• Επίπεδο εφαρμογής

Το επίπεδο εφαρμογής IoT είναι υπεύθυνο για την παροχή υπηρεσιών διασφαλίζοντας την αποτελεσματική επικοινωνία μεταξύ των συσκευών IoT με περιορισμένο κόστος και χαμηλή ισχύ. Τα πρωτόκολλα που χρησιμοποιούνται στο επίπεδο εφαρμογής είναι το CoAP(Constrained Application Layer Protocol), MQTT, XMPP(Extensible Messaging and Presence Protocol), AMQP(Advanced Message Queuing Protocol). Τα πρωτόκολλα CoAP, MQTT, AMQP και XMPP που αναπτύχθηκαν για το επίπεδο εφαρμογής προσφέρουν την μέγιστη ποιότητα υπηρεσιών, ασφάλειας και διευκόλυνσης ανάπτυξης εφαρμογών. Μεταξύ αυτών των πρωτοκόλλων το CoAP τρέχει πάνω από το UDP(User Datagram Protocol), είναι πιο ελαφρύ από τα υπόλοιπα πρωτόκολλα και είναι κατάλληλο για την επικοινωνία μεταξύ των συσκευών στο δίκτυο. Σε αντίθετη περίπτωση το MQTT αναπτύχθηκε για cloud. Για την αποτελεσματικότερη απόδοση των συσκευών που λειτουργούν με μπαταρία το MQTT είναι η καλύτερη επιλογή. Η κατανάλωση λιγότερης ισχύος και η σχέση ελαχιστοποίησης των πακέτων δεδομένων προσδιορίζονται ως τα δυνατότερα χαρακτηριστικά του πρωτοκόλλου MQTT. Το XMPP παρέχει γρήγορη απόκριση για την καλύτερη επικοινωνία μεταξύ των

συσκευών και των χρηστών καθώς και την παροχή ασφάλειας μεταξύ της επικοινωνίας [13].

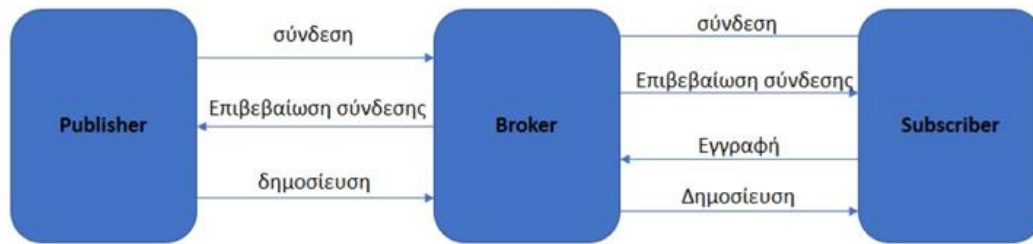
CoAP

Το CoAP σχεδιάστηκε για την κάλυψη των αναγκών των συστημάτων IoT που βασίζονται σε HTTP (Hypertext Transfer Protocol). Το CoAP βασίζεται στο πρωτόκολλο UDP για την δημιουργία ασφαλούς επικοινωνίας. Όπως το HTTP, το CoAP είναι ένα πρωτόκολλο μεταφοράς δεδομένων. Τα πακέτα CoAP είναι μικρότερα από αυτά του HTTP, με αποτέλεσμα να είναι ευκολότερο να αναλυθούν στη θέση τους χωρίς να καταναλώνεται επιπλέον μνήμη. Το CoAP ακολουθεί το μοντέλο πελάτη/εξυπηρετητή(client/server). Οι πελάτες υποβάλλουν αιτήματα στους διακομιστές οι οποίοι στέλνουν τις απαντήσεις τους πίσω. Συνολικά το CoAP ταιριάζει με τα υπάρχοντα συστήματα IoT που βασίζονται σε υπηρεσίες διαδικτύου[12].

MQTT

Το MQTT [13],[14] είναι ένα πρωτόκολλο ανταλλαγής μηνυμάτων τύπου πελάτη/εξυπηρετητή. Η αρχιτεκτονική του MQTT είναι απλή, παρέχοντας χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Το MQTT βασίζεται στο μοντέλο πελάτη/εξυπηρετητή και μεσίτη. Στόχος του μοντέλου πελάτη είναι να συλλέγει δεδομένα και να στέλνει πληροφορίες στους εξυπηρετητές μέσω του μεσίτη. Ο ρόλος του μεσίτη από την άλλη πλευρά είναι να διασφαλίσει την ασφάλεια. Οι διακομιστές MQTT χρησιμοποιούν τρία επίπεδα ποιότητας υπηρεσίας για να διασφαλίσουν την αξιοπιστία της μετάδοσης του μηνύματος.

- Στο επίπεδο 0 (ποιότητα-υπηρεσία 0) : οι συνδρομητές δεν στέλνουν επιβεβαίωση λήψης, τα μηνύματα δεν αποθηκεύονται και δεν στέλνονται ξανά σε περίπτωση σφάλματος.
- Στο επίπεδο 1 (ποιότητα-υπηρεσία 1) : είναι απαραίτητη η επιβεβαίωση λήψης μηνύματος, αν δεν ληφθεί επιβεβαίωση τότε γίνεται αποστολή του μηνύματος ξανά με την ετικέτα ότι είναι διπλότυπο.
- Στο επίπεδο 2 (ποιότητα-υπηρεσία 2) : η πιο αξιόπιστη λειτουργία. Τα διπλότυπα ελέγχονται για να διασφαλίσουν ότι το μήνυμα παραδίδεται μόνο μία φορά.



Εικόνα 8 Πρωτόκολλο Ανταλλαγής Μηνυμάτων

XMPP

Το πρωτόκολλο XMPP [13] προορίζεται για την ανταλλαγή μηνυμάτων σε πραγματικό χρόνο. Επιτρέπει την ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ δύο ή περισσότερων πελατών δικτύου. Το μειονέκτημα του XMPP είναι ότι δεν παρέχει ποιότητα υπηρεσίας καθώς ούτε κρυπτογράφηση από άκρο σε άκρο του διαδικτύου. Η αρχιτεκτονική του πρωτοκόλλου XMPP χαρακτηρίζεται από την μη παρουσίαση κεντρικού διακομιστή με αποτέλεσμα κάθε χρήστης να εκτελεί τον δικό του διακομιστή. Αυτό έχει ως συνέπεια κάθε χρήστης να συνεργάζεται με άλλους χρήστες.

• Επίπεδο δικτύου

Το επίπεδο δικτύου [13] IoT διαχωρίζεται σε επίπεδο δρομολόγησης το οποίο είναι υπεύθυνο για το χειρισμό της μεταφοράς δεδομένων και στο επίπεδο ενθυλάκωσης κατά το οποίο προστίθενται IPv6(Internet Protocol Version 6) δεδομένα στα πλαίσια μεταφοράς δεδομένων για την καλύτερη ανάπτυξη IoT εφαρμογών. Τα πρότυπα που χρησιμοποιούνται κατά το επίπεδο δικτύου σε IoT συσκευές είναι το πρωτόκολλο δρομολόγησης RPL(Routing Protocol for LLNs) με χαμηλή ισχύος, ενώ για το επίπεδο ενθυλάκωσης χρησιμοποιούνται τα πρωτόκολλα IPv6 και 6LoWPAN(Low Power Wireless Personal Area Network). Το 6LoWPAN είναι ένα ασφαλές πρωτόκολλο σχεδιασμένο για συσκευές χαμηλής ισχύος με περιορισμένες δυνατότητες επεξεργασίας για να μεταφέρει πληροφορίες. Το εύρος συχνοτήτων στο οποίο λειτουργεί το 6LoWPAN είναι στα 2.4 GHz με ρυθμό μεταφοράς 250 kbps.

• Επίπεδο σύνδεσης δεδομένων

Η κύρια λειτουργία του επιπέδου σύνδεσης δεδομένων[15] είναι ο χειρισμός της μετάδοσης δεδομένων μέσω του φυσικού επιπέδου. Ακόμα εξασφαλίζει την αντιμετώπιση σφαλμάτων κατά την μετάδοση και παρέχει μια καλά καθορισμένη

διεπαφή με το επίπεδο δικτύου. Τα πρωτόκολλα Bluetooth , ZWave , ZigBee , BLE(Bluetooth Low Energy) είναι ορισμένα που χρησιμοποιούνται στο επίπεδο σύνδεσης δεδομένων. Όλα τα πρωτόκολλα είναι σχεδιασμένα για να καταναλώνουν ελάχιστη ενέργεια με μικρό κόστος. Το BLE και το Bluetooth αναπτύσσεται για επικοινωνία μικρής εμβέλειας σε αντίθεση με το ZigBee το οποίο προορίζεται για δίκτυα μεγάλης εμβέλειας. Για εφαρμογές οικιακού αυτοματισμού, δικτύωση εντός οχήματος που περιλαμβάνει επικοινωνία μικρής εμβέλειας χρησιμοποιούνται τα πρωτόκολλα BLE, Bluetooth, ZWave. Το Bluetooth λειτουργεί στην ζώνη συχνοτήτων των 2.4 GHz με την εμβέλεια να φτάνει έως τα 150 μέτρα και ρυθμό δεδομένων μεταφοράς στα 3 Mbps. Σε αντίθετη περίπτωση το ZWave λειτουργεί στην ζώνη συχνοτήτων των 900 MHz με εύρος εμβέλειας στα 100 μέτρα και ρυθμό δεδομένων να μην ξεπερνά τα 100 kbps. Τέλος οι ιδιότητες του πρωτοκόλλου ZigBee παρέχονται στα 100 μέτρα κάλυψης με ρυθμό μεταφοράς δεδομένων 250 kbps και ζώνη συχνοτήτων στα 2.4 GHz.

4

Διαχείριση Πόρων σε Δίκτυα IoT

Η κατανομή πόρων μπορεί να οριστεί ως μια διαδικασία κατά την οποία όλοι οι πόροι μοιράζονται στις εφαρμογές-συσκευές ώστε να μην υπάρχουν ελλείψεις στο σύστημα. Οι πόροι μπορούν να διαχωριστούν σε διάφορες κατηγορίες. Αρχικά είναι οι υπολογιστικοί πόροι όπου υπάρχουν μέσα στο σύστημα και είναι η διαθέσιμη μνήμη και οι συσκευές εισόδου/εξόδου. Ακόμη είναι οι πόροι δικτύου όπου αποτελούν όλα τα δεδομένα που υπάρχουν μεταξύ των διαθέσιμων συσκευών που είναι συνδεδεμένοι μέσα στο δίκτυο και είναι το εύρος ζώνης, η αποθήκευση αλλά και ο έλεγχος συμφόρησης. Παράλληλα είναι και οι πόροι αποθήκευσης όπου διαχειρίζονται όλοι οι πόροι κατάλληλα για να μην υπάρχουν προβλήματα με την απόδοση του συστήματος αλλά και με την ταχύτητα. Οι πόροι ισχύος αποτελούν ακόμα μια κατηγορία όπου ελέγχονται όλοι οι πόροι με σκοπό την μικρότερη κατανάλωση ενέργειας.

Αρχικά είναι η φάση της διαχείρισης πόρων όπου είναι ο προγραμματισμός, στον οποίο διαπιστώνεται εάν όλοι οι διαθέσιμοι πόροι είναι αρκετοί για όλο το σύστημα. Έπειτα είναι η απεικόνιση όλων των εργασιών, δηλαδή ποιος κόμβος θα αναλάβει μια εργασία να εκπληρώσει. Κάθε κόμβος έχει μια συγκεκριμένη εργασία και κάποιες φορές είναι αναγκαίο να συνεργαστούν όλοι οι κόμβοι για να ολοκληρωθεί μια εργασία. Μετά την ανάθεση των εργασιών έρχεται η φάση του προγραμματισμού των εργασιών όπου αποφασίζεται ανάλογα με τα χρονικά όρια ποιες εργασίες θα πρέπει να εκτελεστούν πρώτα ώστε να μην υπάρχουν μεγάλα διαστήματα αναμονής. Τέλος είναι ο προγραμματισμός επικοινωνίας όπου γίνεται ανάμεσα στις δραστηριότητες για να υπάρξει κατάλληλη χωρητικότητα στο κανάλι.

Για όλους τους παραπάνω πόρους είναι αναγκαίο να γίνει η κατανομή τους διότι είναι απαραίτητο να παρέχεται κατάλληλη ποιότητα υπηρεσιών, να υπάρξει αξιοπιστία στο σύστημα και να καταναλώνεται ενέργεια όσο λιγότερο γίνεται. Η ασφάλεια είναι ακόμα ένα σημαντικό ζήτημα στο IoT διότι τα δεδομένα συλλέγονται από πολλούς αισθητήρες[16].

Για να αναλυθεί η διαχείριση των πόρων σε ένα δίκτυο IoT θα αξιοποιηθεί ένα σύστημα επιπέδων που βασίζεται στην ITU-T (International Telecommunication Union-Telecommunication Standardization Sector) και χρησιμοποιεί τεχνολογίες επικοινωνίας όπως είναι οι κυψελοειδείς επικοινωνίες, Bluetooth, Wi-Fi και LoRa. Σύμφωνα με αυτήν υπάρχουν τέσσερα επίπεδα. Στο επίπεδο εφαρμογής γίνεται η ανάλυση των εφαρμογών στον τελικό χρήστη, στο επίπεδο υποστήριξης και εφαρμογών προσφέρονται όλες οι διαθέσιμες λειτουργίες που υπάρχουν για να τις αξιοποιήσουν οι εφαρμογές, στο επίπεδο δικτύου γίνονται όλες οι μεταφορές που απαιτούνται όπως είναι η δρομολόγηση και ο έλεγχος ταυτότητας και στο επίπεδο συσκευής γίνονται οι απαιτήσεις της συσκευής και της πύλης. Από την πλευρά της συσκευής γίνεται η επικοινωνία με όλο το δίκτυο αλλά και με τις συσκευές και από την πλευρά της πύλης είναι η υποστήριξη όλων των διεπαφών.

Για να υπάρξει αποτελεσματική και αντικειμενική διαχείριση των πόρων σε ένα δίκτυο IoT είναι απαραίτητη η μοντελοποίηση των πόρων. Για τον λόγο αυτό έχουν δημιουργηθεί κατάλληλοι διαφορετικοί μέθοδοι. Η VR(Virtual Reality) είναι το πρώτο παράδειγμα μεθόδου όπου όλοι οι πόροι μετακινούνται στο cloud ή σε μια απομακρυσμένη πύλη ώστε να υπάρχει πιο εύκολη διαχείριση. Υπάρχουν διάφοροι τύποι εικονοποίησης όπως είναι το SDN(Software Defined Networking), NFV(Network Functions Virtualization) και εικονοποίηση αισθητήρων.

Η μοντελοποίηση βάσει χαρακτηριστικών είναι το δεύτερο παράδειγμα μεθόδου όπου όλοι οι πόροι απεικονίζονται ανάλογα με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που έχουν όπως είναι η τοποθεσία τους. Η σημασιολογική μοντελοποίηση είναι το τρίτο παράδειγμα μεθόδου όπου δημιουργούνται αρχιτεκτονικές βασισμένες στην διαλειτουργικότητα αλλά και στον προσανατολισμό.

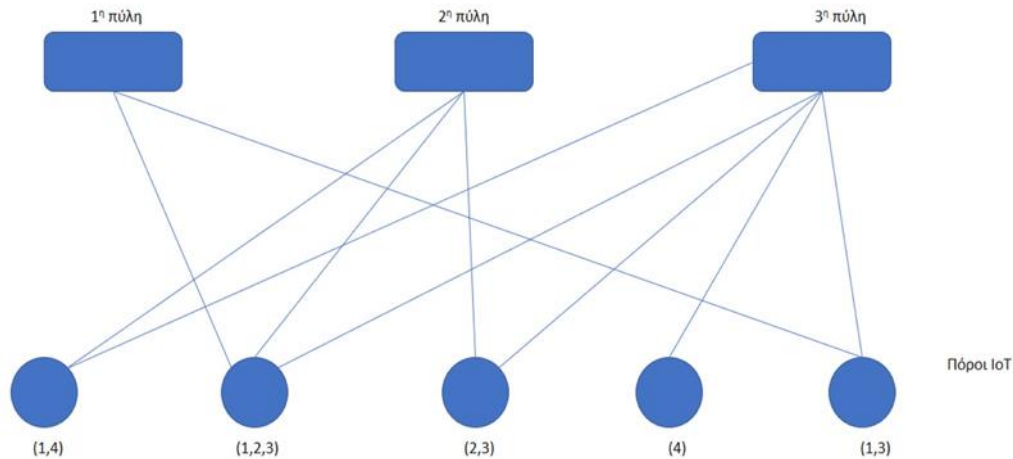
Ανάλογα με την μοντελοποίηση που χρησιμοποιείται υπάρχουν και αντίστοιχες μέθοδοι που έχουν μελετηθεί για την διαχείριση των πόρων. Στον δεύτερο τύπο μοντελοποίησης βάσει χαρακτηριστικών έχει μελετηθεί μια μέθοδος κατά την οποία συγκεντρώνονται όλες οι εργασίες μαζί και μοντελοποιούνται βάσει ενός δυαδικού μοντέλου χρησιμοποιώντας όλους τους περιορισμούς που υπάρχουν στις συσκευές του IoT, εξισορροπώντας το φορτίο που υπάρχει μεταξύ των συσκευών. Ακόμη μια μέθοδος αξιοποιεί όλες τις υπηρεσίες του IoT και τις αντιπροσωπεύει σαν διεπαφές δηλαδή σαν πόρους. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται χαμηλότερο κόστος και καλύτερη εξυπηρέτηση στους χρήστες. Μια τρίτη μέθοδος αναζητά όλες τις εφαρμογές του συστήματος και οι πόροι δημιουργούνται ανάλογα με το ασύρματο δίκτυο αισθητήρων που υπάρχει στο IoT. Οι πόροι που δημιουργούνται μειώνουν το χρόνο για την ικανοποίηση των απαιτήσεων από το IoT. Στο τρίτο τύπο της σημασιολογικής μοντελοποίησης ανήκει ένα μοντέλο στο οποίο όλα τα στοιχεία του

δικτύου όπως είναι το υλικό, το λογισμικό και οι πόροι ομαδοποιούνται και γίνονται οντότητα και παρουσιάζονται στον χρήστη σαν ένα ενιαίο σύστημα, δίνοντας έτσι μεγαλύτερη βάση στην ενημέρωση των χρηστών παρά στην δομή του συστήματος[17].

Μια άλλη προσέγγιση που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την διαχείριση των πόρων είναι αυτή που βασίζεται στο cloud. Λόγω των όλο και περισσότερων αυξανόμενων χρηστών, οι απαιτήσεις τους για τους διαθέσιμους πόρους είναι πολλοί περισσότεροι και έτσι θα πρέπει να γίνει κατάλληλη αξιοποίησή τους. Αυτό που γίνεται είναι οι χρήστες να καταναλώνουν και να παράγουν ταυτόχρονα.

Στην προσέγγιση του cloud computing, χρησιμοποιείται η SV (Sensor Virtualization) όπου κάθε συσκευή κάνει μια εικονική αναπαράσταση με όλα τα χαρακτηριστικά που διαθέτει. Έτσι δημιουργείται ένα εικονικό δίκτυο αισθητήρων όπου όλοι οι κόμβοι που ανήκουν σε αυτό συνεργάζονται μεταξύ τους για να αντιμετωπίσουν συγκεκριμένες εργασίες. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα όλοι οι κόμβοι να εξαρτώνται από τους υπόλοιπους ώστε να γίνεται σωστή λειτουργία του SV. Η επικοινωνία μεταξύ των κόμβων επικεντρώνεται και σε άλλους κόμβους. Ανάλογα με το εάν ένας κόμβος ανήκει μέσα στο SV ή όχι επηρεάζει και την λειτουργικότητα του μέσα στο σύστημα. Όσοι κόμβοι ανήκουν μέσα στο SV είναι αναγκαίο να εκτελούν όλες τις λειτουργίες αλλά και όσοι δεν ανήκουν είναι θεμιτό να γνωρίζουν πως λειτουργεί το SV[18].

Μια άλλη τεχνική που προτείνεται για την αντιμετώπιση της διαχείρισης των πόρων είναι η μετατροπή αυτού του προβλήματος των πόρων σε ένα δέντρο περιορισμένης έκτασης εφαρμόζοντας έναν γενετικό αλγόριθμο. Αυτός ο τρόπος ελαχιστοποιεί τον χρόνο ο οποίος απαιτείται για να βρεθεί η καλύτερη λύση για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Η λογική αυτής της λύσης είναι ότι η τοπολογία της πύλης και όλες οι συνδέσεις μεταξύ της πύλης και των κόμβων μπορούν να αναπαρασταθούν σε ένα γράφημα. Έτσι, δημιουργούνται δύο είδη συνδέσεων, η μία είναι η σύνδεση πύλης-πόρου και η άλλη είναι οι συνδέσεις μεταξύ των πυλών. Το γράφημα που σχηματίζεται από όλες τις συνδέσεις ονομάζεται γράφημα σύνδεσης πύλης-πόρων. Κάθε ένας κόμβος έχει μια λίστα για τις συνδεδεμένες πύλες για κάθε έναν πόρο. Όλες οι πύλες πρέπει να είναι συνδεδεμένες μεταξύ τους με οποιοδήποτε τρόπο είτε απευθείας είτε όχι. Εφόσον κατανεμηθούν όλοι οι πόροι και δημιουργηθούν όλες οι συνδέσεις δημιουργείται το δέντρο σύνδεσης.



Εικόνα 9 Γράφημα σύνδεσης πύλης-πόρων

Η θεωρία παιχνιδιών μπορεί να βοηθήσει στην αντιμετώπιση των προκλήσεων των πόρων. Μια πρώτη κατηγορία είναι τα εξελικτικά παιχνίδια (evolutionary games) όπου οι παίκτες λαμβάνουν αποφάσεις για τον εαυτό τους και για την συμπεριφορά τους και λειτουργούν στρατηγικά. Όλοι οι παίκτες σε ένα τέτοιο παιχνίδι αποτελούν τον πληθυσμό. Ο κάθε παίκτης λοιπόν λαμβάνει μια στρατηγική μέσω της συχνότητας εμφάνισης μιας ενέργειας μέχρις ότου το σύστημα επέλθει σε ισορροπία. Οι παίκτες δεν επηρεάζονται από τις αποφάσεις των άλλων παιχτών αλλά λαμβάνουν τι δικές τους ανάλογα με την ωφελιμότητα του συστήματος, το οποίο βοηθάει τα συστήματα να φτιάξουν τους σωστούς αλγόριθμους κατανομής πόρων. Έτσι, όλοι οι παίκτες στα εξελικτικά παιχνίδια έχουν κατάλληλη αντιμετώπιση από το σύστημα. Ο έλεγχος ισχύος, οι επιθέσεις στο σύστημα, ο έλεγχος πρόσβασης αλλά και η επιλογή του δικτύου είναι εφαρμογές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα εξελικτικά παιχνίδια.

Μια δεύτερη κατηγορία παιχνιδιών είναι τα παιχνίδια ενδιάμεσου πεδίου (mean field games) όπου αναλύονται οι κινήσεις των διαφόρων παιχτών ώστε να φτάσει το παιχνίδι σε μια ισορροπία. Μια τέτοια κατηγορία παιχνιδιού είναι τα παιχνίδια ενδιάμεσου πεδίου όπου βοηθούν στην περίπτωση αυτή επειδή μπορούν να ανταπεξέλθουν σε μεγάλο αριθμό παιχτών. Κάθε παίκτης βρίσκεται σε μια κατάσταση, αποτελείται από ένα σύνολο ενεργειών και από μια πολιτική ελέγχου όπου ελέγχει την αλληλεπίδραση κάθε παίκτη με το σύνολο των παιχτών. Αυτός ο τρόπος έχει ως στόχο ο κάθε παίκτης να μεγιστοποιήσει την ωφελιμότητα του σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, ελέγχοντας παράλληλα και την συμπεριφορά όλων των υπολοίπων παιχτών του παιχνιδιού. Το σύστημα αυτό έχει στοχαστική φύση πράγμα που σημαίνει ότι μπορεί να βοηθήσει στην κατανομή των πόρων όπως είναι ο ενεργειακός έλεγχος ισχύος, η διαχείριση των πόρων βάσει την κινητικότητα

των συσκευών του IoT αλλά και η κατανομή των πόρων βάσει την ουρά των συσκευών.

Τα παιχνίδια μειονοτήτων(minority games) ανήκουν και αυτά στην θεωρία παιχνιδιών και χρησιμοποιούνται όταν ο κάθε παίκτης αποφασίζει εάν θα πάρει μια απόφαση ή όχι. Οι ενέργειες που έχει για να επιλέξει είναι δύο. Σε κάθε επανάληψη του παιχνιδιού ο κάθε παίκτης γίνεται νικητής και σε κάθε του βήμα είναι σε θέση να γνωρίζει ποιος είναι ο νικητής του κάθε γύρου. Όλη αυτή η διαδικασία ονομάζεται ιστορικό του παίκτη. Όλες αυτές οι νίκες αλλά και οι κινήσεις του παίκτη αποτελούν το ιστορικό του. Έτσι ο παίκτης λειτουργεί βάσει αυτού του ιστορικού το οποίο γίνεται με κατανεμημένο τρόπο. Η απόφαση για την μετάδοση σε ένα δίκτυο, η επιλογή του κατάλληλου δικτύου και η διαχείριση παρεμβολών είναι κάποια θέματα διαχείρισης πόρων τα οποία μπορούν να αντιμετωπιστούν με τα παιχνίδια μειονοτήτων.

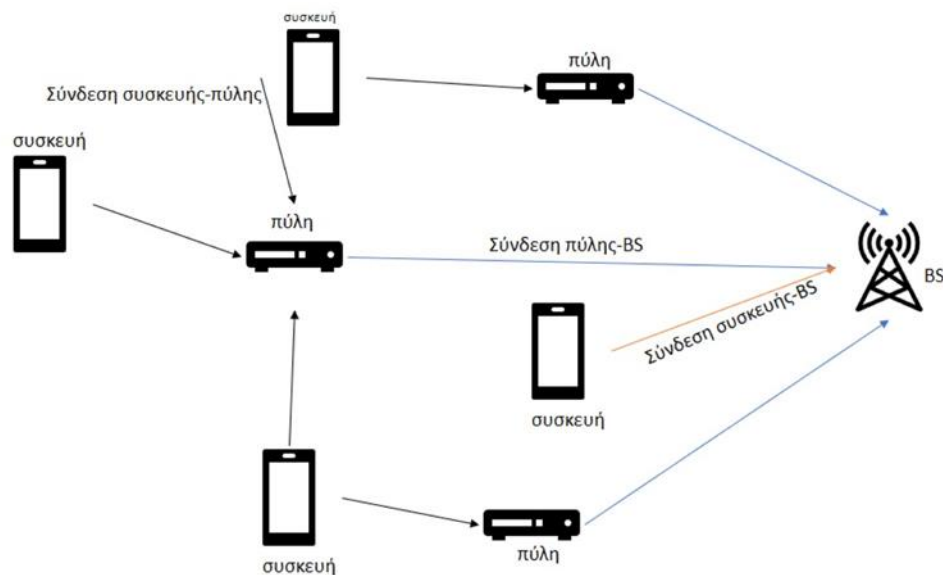
Τα παιχνίδια ληστών(mean field bandit games) είναι ακόμα μια κατηγορία παιχνιδιών όπου ο κάθε παίκτης σε κάθε γύρο επιδιώκει να αποκτήσει ένα μέρος ενός τμήματος από το σύνολο του ώστε να αποκτήσει μια μέγιστη ανταμοιβή. Ο κάθε παίκτης μπορεί να ελέγχει μόνο την ανταμοιβή από το τμήμα που παίζεται στον συγκεκριμένο γύρο. Λόγω της κατάστασης ότι γνωρίζει μόνο για τον γύρο που παίζεται δεν θα γνωρίζει εάν θα υπάρξει μια διαφορά μεταξύ μέγιστης ανταμοιβής του παίκτη αλλά και της ανταμοιβής του παιχνιδιού. Έτσι, αυτό που πρέπει να γίνει είναι να βρεθεί η καλύτερη ανταμοιβή. Επομένως αυτή η κατηγορία παιχνιδιού είναι κατάλληλη όσον αφορά τους πόρους όταν υπάρχει περιορισμένη συνδεσιμότητα backhaul, έλλειψη ισχύος, διαχείριση φάσματος αλλά και συσχέτιση των χρηστών.

Οι ενέργειες μέσου πεδίου(mean field actions) είναι ακόμα μια κατηγορία που ανήκει στην θεωρία παιχνιδιών μοιάζουν με τα προηγούμενα και είναι κατάλληλα για προβλήματα όπου δεν υπάρχουν πολλές διαθέσιμες πληροφορίες. Αυτό το παιχνίδι μπορεί να αναπαρασταθεί σαν ένα παιχνίδι δημοπρασίας. Στην συγκεκριμένη περίπτωση παιχνιδιού είναι θεμιτό να υπάρξει ένα συντονιστής όπου θα παρακολουθεί όλη την διαδικασία. Ζητήματα διαχείρισης πόρων που θα μπορούσαν να αντιμετωπιστούν είναι η πρόσβαση στο κανάλι, η εξισορρόπηση φορτίου, η διαχείριση καναλιών backhaul αλλά και η κατανομή των πόρων[20].

Μια άλλη λύση για την διαχείριση των πόρων είναι χρησιμοποιώντας HAP(Hybrid Access Point) και ασύρματους κόμβους αισθητήρων όπου θα οδηγήσουν στην καλύτερη μεταφορά ενέργειας αλλά και στην βέλτιστη μετάδοση ισχύος. Αυτό γίνεται εκφράζοντας την επικοινωνία τους σαν ένα παιχνίδι. Το HAP συλλέγει όλα τα δεδομένα από τους κόμβους αισθητήρων μέσω ασύρματης επικοινωνίας. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα όταν έχουμε ανερχόμενη ζεύξη ο κάθε κόμβος αισθητήρα έχει τον έλεγχο για το επίπεδο ισχύος ώστε να μεταδώσει τα δεδομένα του, ενώ όταν έχουμε κατερχόμενη ζεύξη το HAP έχει τον έλεγχο για το επίπεδο ισχύος για να μεταφέρει την ενέργεια του. Με αυτόν τον τρόπο η σύνδεση μεταξύ του HAP και των ασύρματων δικτύων αισθητήρων μπορεί να αναπαρασταθεί σαν

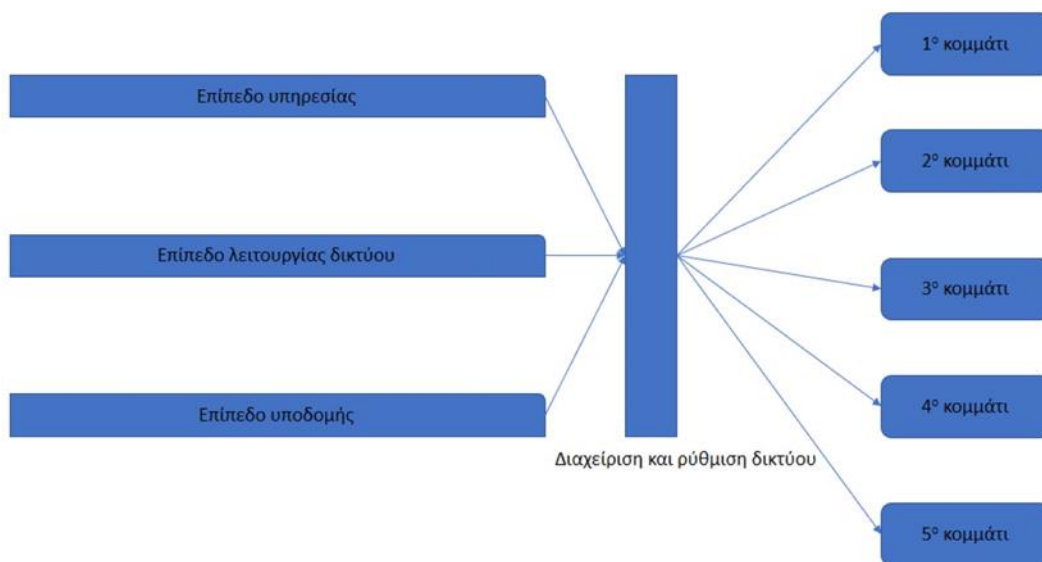
ένα παιχνίδι Stackelberg. Σε αυτό το παιχνίδι ως αρχηγός θεωρείται το ασύρματο δίκτυο αισθητήρων. Αποτελείται από δύο μέρη το παιχνίδι αυτό, από το επίπεδο του αρχηγού και το επίπεδο των οπαδών. Από την πλευρά του HAP όσο αυξάνεται το επίπεδο ισχύος για να μεταφέρει την απαιτούμενη ενέργεια τόσο η τελική ενεργειακή κατάσταση θα αυξηθεί. Έτσι, όσο μεγαλύτερη μεταφορά ενέργειας υπάρχει τόσο καλύτερη θα είναι η ενεργειακή κατάσταση. Από την πλευρά του ασύρματου κόμβου αισθητήρα όσο περισσότερη ενέργεια λαμβάνει από το HAP τόσο περισσότερη ενέργεια θα έχουν. Όσο μεγαλύτερη ενέργεια μεταφέρεται τόσο μεγαλύτερη ισχύς στον ασύρματο κόμβο αισθητήρα θα υπάρχει από την πλευρά τους. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να επιτυγχάνεται μέγιστος έλεγχος ισχύος τόσο από την πλευρά των κόμβων αισθητήρων όσο και από την πλευρά του HAP[87].

Μια προσέγγιση που βασίζεται στο SDN παρουσιάζεται σε αυτήν την παράγραφο. Το δίκτυο IoT αποτελείται από έναν BS, πολλαπλές πύλες χωρίς την επικοινωνία ανθρώπινου παράγοντα και έναν τοπικό ελεγκτή με SDN που έχει τον έλεγχο όλου του δικτύου. Ο τοπικός ελεγκτής έχει δύο βασικές αρμοδιότητες, πρώτον είναι η συλλογή πληροφοριών από όλους του BS και τις πύλες με σκοπό καλύτερη παροχή δικτύου και δεύτερον η λήψη αποφάσεων δυναμικά με βάση την κατάσταση δικτύου. Τα υπόλοιπα παρέχουν ασύρματα πρόσβαση στις συσκευές και καλύπτονται από την γεωγραφική περιοχή του δικτύου που βρίσκονται. Έτσι, αυτές οι συσκευές αποκτούν πρόσβαση στο δίκτυο είτε μέσω του BS είτε μέσω των διαφόρων πυλών. Η σύνδεση είτε γίνεται με τον ένα είτε με τον άλλον τρόπο είναι ισοδύναμη και ακολουθεί την ίδια τεχνική επικοινωνίας. Για να μεγιστοποιηθεί η απόδοση του δικτύου είναι αναγκαίο να βρεθεί η στρατηγική πρόσβασης δηλαδή είτε μέσω του BS είτε μέσω των πυλών με σκοπό να υπάρξει βέλτιστη κατανομή πόρων για κάθε ασύρματη σύνδεση[21].



Εικόνα 10 Δικτύωση Καθορισμένη Από Λογισμικό

Ένας άλλος τρόπος είναι ο διαχωρισμός δικτύου(network slicing). Η αρχιτεκτονική του διαχωρισμού δικτύου αποτελείται αρχικά από το επίπεδο υποδομής, όπου κάθε κομμάτι έχει τους δικούς του πόρους και όλοι είναι διαθέσιμοι στους χρήστες. Σε αυτό το επίπεδο κατανομούνται οι πόροι ανάλογα με τον δείκτη κατανομής πόρων και τις ανάγκες που μπορούν να καλύψουν ανά κομμάτι. Το επίπεδο λειτουργίας δικτύου είναι ακόμα ένα επίπεδο όπου απαρτίζεται από την λειτουργία του επιπέδου ελέγχου, από την διαχείριση του κύκλου ζωής των κομματιών και από την λειτουργία διεπαφής με τον χρήστη. Επιπροσθέτως ακόμα ένα επίπεδο είναι το επίπεδο υπηρεσίας όπου διαμορφώνει τα κομμάτια ανάλογα με την εργασία που έχει να ολοκληρώσει και τοποθετεί όλες τα κομμάτια στην κατάλληλη εργασία. Όλη την διαμόρφωση του διαχωρισμού δικτύου την αναλαμβάνει το στοιχείο διαχείρισης και ρύθμισης του δικτύου. Όλα τα παραπάνω αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων. Ο κάθε χρήστης θα πρέπει να γνωρίζει εάν υπάρχουν διαθέσιμα κομμάτια που ικανοποιούν τις δικές τους απαιτήσεις όταν θέλουν να εισέλθουν στο δίκτυο. Βέβαια, επειδή αλλάζει συχνά το δίκτυο ανάλογα με τις απαιτήσεις, είναι αναγκαίο να ελέγχεται όλη η διαδικασία της διαχείρισης και της ρύθμισης. Χρησιμοποιώντας τον παραπάνω τρόπο παρατηρείται ότι το ποσοστό των πόρων που χρησιμοποιούνται είναι πολύ μεγαλύτερο επειδή ο διαχωρισμός δικτύου ικανοποιεί όλες τις ανάγκες όλων των χρηστών και καλυτερεύει την χρήση των πόρων[22].

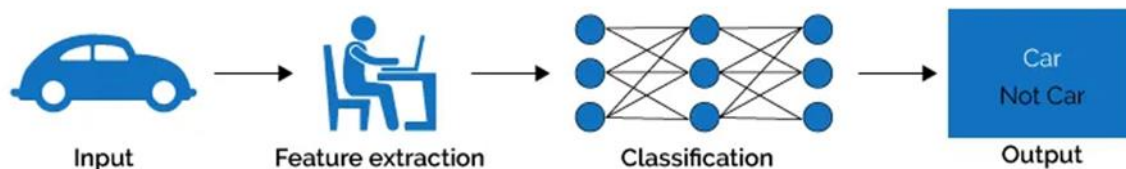


Εικόνα 11 Διαχωρισμός Δικτύου

5

Μηχανική Μάθηση

Έως τα τέλη του 2021 αναμένεται να υπάρξουν περισσότερα από 4 δισεκατομμύρια άτομα, 25 δισεκατομμύρια έξυπνα συστήματα δημιουργώντας 50 τρισεκατομμύρια GB δεδομένων. Η ανάπτυξη του IoT έφερε πολλές προκλήσεις. Κάποιες από αυτές περιλαμβάνουν τον σχεδιασμό της δικτύωσης και της αρχιτεκτονικής των έξυπνων συσκευών, την προστασία και την αυθεντικοποίηση των συσκευών από κακόβουλες επιθέσεις. Ο πολλαπλασιασμός των έξυπνων τηλεφώνων και η επέκταση κλίμακας δικτύου θα βιώσει μια μεγάλη ανάπτυξη η οποία μπορεί να συμβάλει σε ένα βελτιωμένο και αποδοτικό σύστημα. Ως μια σημαντική τεχνολογία που χρησιμοποιεί την τεχνική νοημοσύνη, η μηχανική μάθηση αποτελεί μια μέθοδο η οποία επιτυγχάνει την καλύτερη απόδοση με χρήση αλγορίθμων για την επίτευξη βέλτιστων ή μη βέλτιστων λύσεων. Η μηχανική μάθηση είναι ένας τομέας μελέτης που δίνει την δυνατότητα στους υπολογιστές να “μάθουν” χωρίς να χρειαστεί να προγραμματίσουν[23].



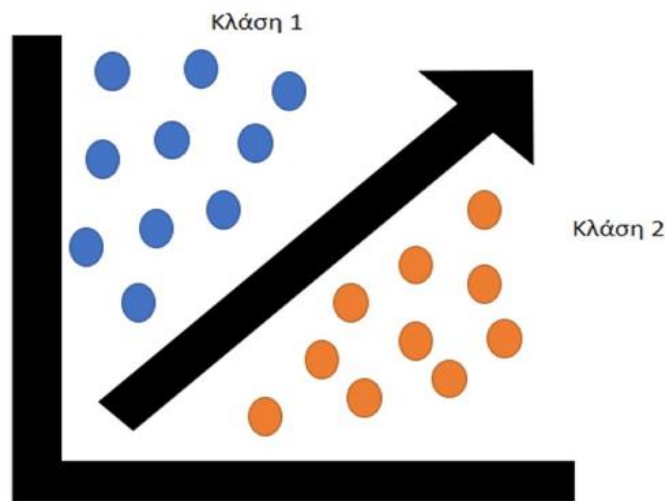
Εικόνα 12 Μηχανισμός Μηχανικής Μάθησης [23]

5.1 Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

Υπάρχουν πολλοί και διαφορετικοί αλγόριθμοι οι οποίοι επιλύουν διαφορετικά προβλήματα ο καθένας. Τα αποτελέσματα που εξάγονται εξαρτώνται άμεσα από το μοντέλο που έχει επιλεχθεί. Για αυτό είναι πολύ σημαντικό να γνωρίζουμε πως να αντιστοιχίσουμε έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Ως συνέπεια οι αλγόριθμοι να χωρίζονται σε συγκεκριμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης [24] οι οποίες είναι :

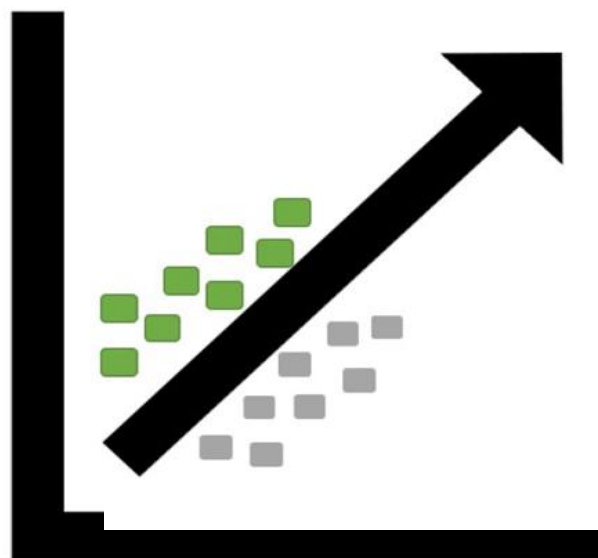
- **Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση(supervised learning):** Η εποπτευόμενη μηχανική μάθηση [25] είναι μια προσέγγιση για την δημιουργία τεχνητής νοημοσύνης, όπου ένας αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε δεδομένα εισόδου που έχουν επισημανθεί για μια συγκεκριμένη έξοδο. Σκοπός την συγκεκριμένης μηχανικής μάθησης είναι η εύρεση μοτίβων τα οποία συμβάλλουν στην παραγωγή εξόδου. Στην εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, τα μοντέλα εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων με ετικέτα οι οποίες υποδηλώνουν την ερμηνεία αυτών των δεδομένων. Κάθε μοτίβο που εντοπίζεται από έναν αλγόριθμο αφορά μόνο τα συγκεκριμένα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύεται ο αλγόριθμος. Αυτό συνεπάγεται με το όσο περισσότερα δεδομένα προσθέσουμε τα μοτίβα θα είναι διαφορετικά. Ένας αλγόριθμος μπορεί να έχει καλύτερη ακρίβεια σε ένα σύνολο άγνωστων δεδομένων όσο προσθέτουμε περισσότερα δεδομένα. Η εποπτευόμενη μηχανική μάθηση μπορεί να χωριστεί σε δύο τεχνικές μάθησης :

1. **Τεχνικές Ταξινόμησης (Classification):** Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης [27] είναι μια τεχνική εποπτευόμενης μάθησης που χρησιμοποιούνται όταν η μεταβλητή εξόδου είναι κατηγορηματική, πράγμα που σημαίνει ότι υπάρχουν δύο κατηγορίες (κλάσεις) με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η συνάρτηση η οποία αντιστοιχεί στον αλγόριθμο ταξινόμησης είναι : $y = f(x)$, όπου y αντιπροσωπεύει την τιμή εξόδου ενώ x αντιπροσωπεύει στην τιμή εισόδου.



Εικόνα 13 Αλγόριθμος Ταξινόμησης

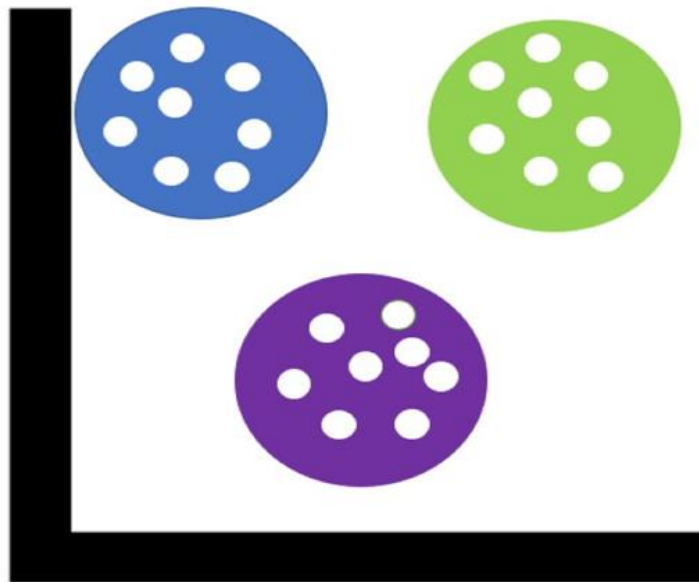
2. **Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης (regression):** Οι αλγόριθμοι παλινδρόμησης [29] μοντελοποιούν την σχέση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής (πρόβλεψη). Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι μας βοηθούν να κατανοήσουμε πως μεταβάλλεται η εξαρτημένη μεταβλητή (στόχος) σε μια ανεξάρτητη μεταβλητή. Η συνάρτηση η οποία αντιστοιχεί στον αλγόριθμο παλινδρόμησης είναι : $y = a \cdot x + b$, όπου y δηλώνει την εξαρτημένη μεταβλητή (στόχος), x την ανεξάρτητη μεταβλητή (πρόβλεψη) και a, b τους γραμμικούς συντελεστές.



Εικόνα 14 Αλγόριθμος Παλινδρόμησης

- **Μη Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθησης(Unsupervised Learning):** Η μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση [26] είναι μια τεχνική κατά την οποία οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για την συγκέντρωση και ανάλυση δεδομένων κατά την εξαγωγή αποτελεσμάτων δεν διαθέτουν ετικέτα .Αυτοί οι αλγόριθμοι προσπαθούν να κατηγοριοποιήσουν και να ομαδοποιήσουν μη δομημένα δεδομένα χωρίς να υπάρχει κάποια «τρίτη» παρέμβαση. Οι αλγόριθμοι μη εποπτευόμενης μάθησης διαθέτουν λιγότερες πληροφορίες σε σχέση με τους αλγορίθμους εποπτευόμενης με αποτέλεσμα να τους καθιστά δυσκολότερους. Σκοπός της τεχνικής αυτής είναι να εκθέσουμε τους αλγορίθμους σε μεγάλο όγκο διαφορετικών δεδομένων έτσι ώστε να μπορέσει να μάθει χρήσιμες πληροφορίες που πριν ήταν άγνωστες. Οι αλγόριθμοι μη εποπτευόμενης μάθησης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν περαιτέρω σε δύο τύπους :

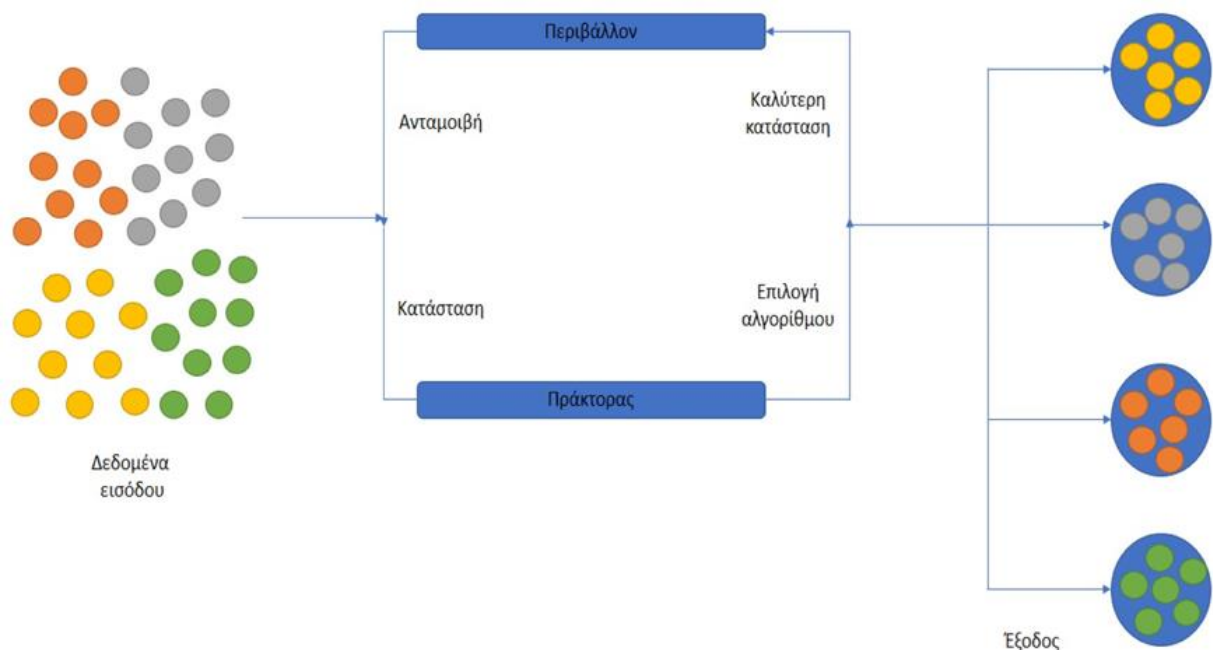
- 1) **Τεχνικές Ομαδοποίησης(clustering):** Οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης [30] έχουν σκοπό να διαχωρίσουν τα σημεία των δεδομένων σε έναν αριθμό ομάδων , έτσι ώστε τα δεδομένα της ίδιας ομάδας να μοιάζουν περισσότερο μεταξύ τους παρά από τα δεδομένα άλλων ομάδων. Δεν υπάρχουν κριτήρια για καλή ομαδοποίηση . Εξαρτάται αποκλειστικά από τα κριτήρια εισόδου που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ικανοποιήσουν τις ανάγκες του.



Εικόνα 15 Αλγόριθμος Ομαδοποίησης

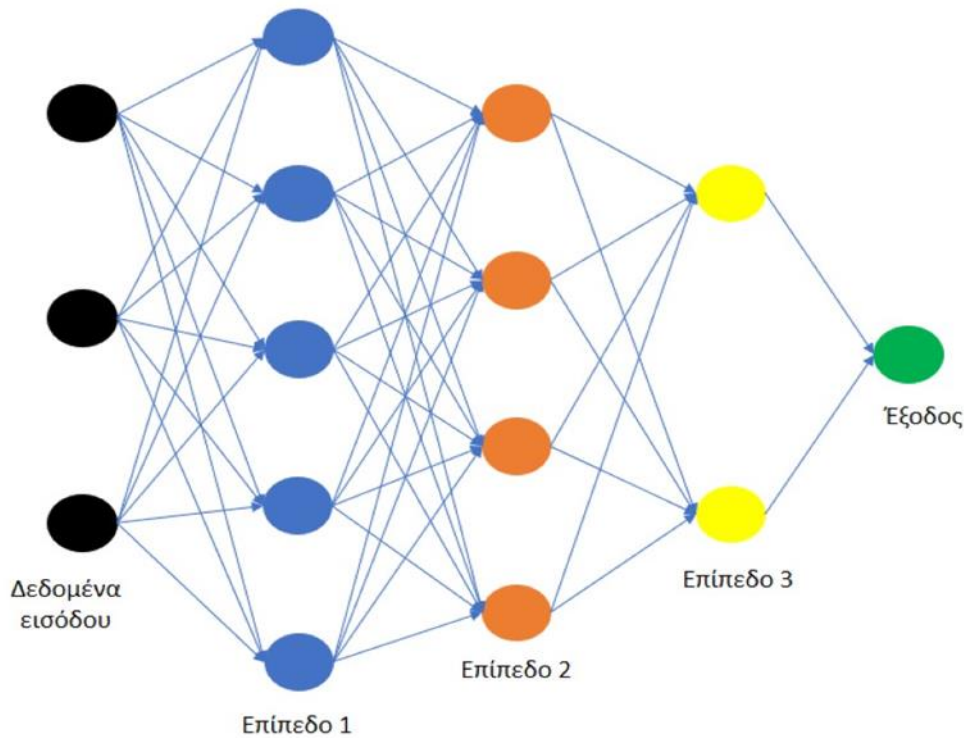
2) Τεχνικές Συσχέτισης (association): Μια μέθοδο που χρησιμοποιούν οι μη εποπτευόμενοι αλγόριθμοι είναι η τεχνική συσχέτισης κατά την οποία γίνεται εύρεση των σχέσεων μεταξύ μεταβλητών στην βάση δεδομένων. Καθορίζει το σύνολο των στοιχείων που εμφανίζονται κατά την κλήση ενός συνόλου δεδομένων. Στόχος της εκμάθησης κανόνων συσχέτισης είναι να ανακαλύψει στενές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών και να προσδιορίσει τους κανόνες της σχέσης του.

- **Ενίσχυση Μάθησης(reinforcement learning):** Η RL(Reinforcement learning)[31] είναι ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης για την λήψη μίας ακολουθίας αποφάσεων. Ο πράκτορας μαθαίνει να επιτυγχάνει έναν στόχο σε ένα αβέβαιο και πολύπλοκο περιβάλλον με σκοπό την μέγιστη ανταμοιβή. Ένας πράκτορας μάθησης είναι σε θέση να αντιληφθεί και να ερμηνεύσει το περιβάλλον του, να αναλάβει δράσεις και να μάθει μέσω δοκιμής και σφάλματος.



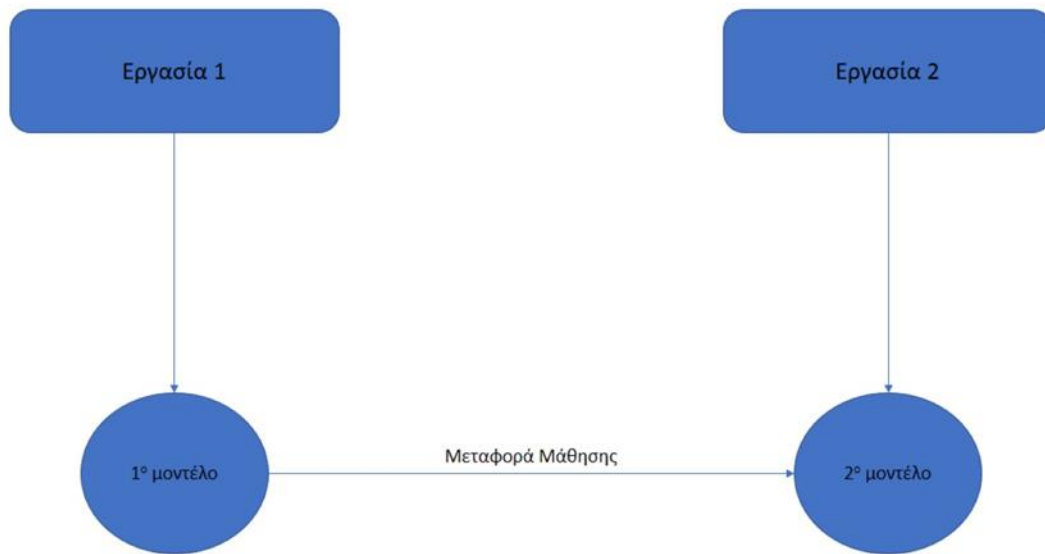
Εικόνα 16 Ενίσχυση Μάθησης

- **Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα(Deep Neural Network):** Τα DNN(Deep Neural Network)[33] επεξεργάζονται δεδομένα με πολύπλοκους τρόπους χρησιμοποιώντας εξελιγμένα μαθηματικά μοντέλα. Τα ANN(Artificial Neural Network) χρησιμοποιούν το κρυφό επίπεδο ως μέρος αποθήκευσης και αξιολογούν πόσο σημαντική είναι μια από τις εισόδους στην έξοδο. Το κρυφό επίπεδο αποθηκεύει πληροφορίες σχετικά με την σημασία της εισόδου και κάνει συσχετίσεις μεταξύ των εισόδων. Τα DNN είναι αυτά που αξιοποιούν τα στοιχεία που παράγουν τα ANN. Αυτού του είδους τα δίκτυα λειτουργούν αποτελεσματικά διότι κάθε κόμβος στο κρυφό στρώμα κάνει συσχετίσεις για την παραγωγή της εξόδου.



Εικόνα 17 Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα

- **Εκμάθηση Μεταφοράς(Tranfer Learning):** Στην TL(Transfer Learning) [34] η γνώση ενός ήδη εκπαιδευμένου μοντέλου μηχανικής μάθησης εφαρμόζεται σε ένα διαφορετικό αλλά ήδη σχετικό πρόβλημα. Η γνώση που έχει μάθει ένα μοντέλο μέσα από πολλά δεδομένα εκπαίδευσης πρέπει να χρησιμοποιηθεί σε μία νέα εργασία που δεν διαθέτει πολλά δεδομένα. Αυτό μας διευκολύνει στο ξεκίνημα της εκμάθησης από το μηδέν. Στην μεταφορά εκμάθησης μεταφέρουμε όσες περισσότερες πληροφορίες και γνώσεις μπορούμε από την προηγούμενη εργασία η οποία θα βοηθήσει στην εκπαίδευση της καινούργιας εργασίας.



Εικόνα 18 Εκμάθηση Μεταφοράς

Ανάλογα το μοντέλο που θέλουμε να εκπαιδεύσουμε και το σύνολο δεδομένων που διαθέτουμε χρησιμοποιούμε την κατάλληλη τεχνική μηχανικής μάθησης για την επιθυμητή έξοδο. Στον παρακάτω πίνακα βλέπουμε ορισμένες από τις σημαντικότερες διαφορές των τεχνικών αυτών

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση(Supervised Learning)	• Το μοντέλο μπορεί να προβλέψει βάσει προηγούμενων εμπειριών • Βοηθά στην να επιλύσουμε σημαντικά προβλήματα(ανίχνευση απάτης, φιλτράρισμα ανεπιθύμητων μηνυμάτων)	• Χρειάζεται αρκετές γνώσεις για την εκπαίδευση του μοντέλου • Υψηλός χρόνος υπολογισμού • Μη έγκυρη έξοδος, αν τα δεδομένα εισόδου είναι διαφορετικά από το σύνολο εκπαίδευσης
Μη Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση(Unsupervised Learning)	• Μαθαίνει τα δεδομένα και τα ταξινομεί χωρίς ετικέτες	• Το μοντέλο εκπαιδεύει τα δεδομένα χωρίς προηγούμενη γνώση • Είναι μια χρονοβόρα

	Επεξεργάζεται ποια δεδομένα είναι παρόμοια και τοποθετεί ετικέτες	διαδικασία . Περισσότερα δεδομένα αυξάνουν την πολυπλοκότητα
Ενίσχυση Μάθησης(Reinforcement Learning)	- Το μοντέλο μπορεί να διορθώσει σφάλματα κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης - Επιτυγχάνει μακροπρόθεσμα αποτελέσματα τα οποία είναι δύσκολο να επιτευχθούν - Χρησιμοποιείται για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων	- Δεν είναι προτιμότερη για την επίλυση απλών προβλημάτων - Χρειάζεται πολλά δεδομένα και πολλούς υπολογισμούς(βιντεοπαιχνίδια)
Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Network)	- Εκτελούν πολλές εργασίες παράλληλα χωρίς να επηρεάσουν την απόδοση του συστήματος - Η είσοδος αποθηκεύεται στα υπό δίκτυα της με αποτέλεσμα αν χαθεί κάποια πληροφορία να μην επηρεάζεται η έξοδος με την βοήθεια των ANN	- Σε σύγκριση με τις προηγούμενες τεχνικές τα DNN χρειάζονται περισσότερα δεδομένα με ετικέτες - Για να ολοκληρωθεί η εκπαίδευση ενός DNN χρειάζονται πολλές εβδομάδες έως και μήνες πράγμα που το καθιστά πολύπλοκο
Εκμάθηση Μεταφοράς(Transfer Learning)	Όταν αυξήσουμε τις γνώσεις ενός μοντέλου με γνώσεις από ένα άλλο μοντέλο η απόδοση του	- Η είσοδος του μοντέλου πρέπει να έχει το ίδιο μέγεθος, όπως είχε αρχικά εκπαιδευτεί - Το μοντέλο της εκμάθησης λειτουργεί

	ενδέχεται να βελτιωθεί λόγω της μεταφοράς μάθησης • Η χρήση γνώσεων από ένα μοντέλο μπορεί να βοηθήσει στην πλήρη εκμάθηση του στόχου εργασίας. Αυτό μας οδηγεί στην βελτίωση του συνολικού χρόνου εκμάθησης	μόνο εάν τα αρχικά και τα προβλήματα στόχου είναι αρκετά παρόμοια
--	---	---

Πίνακας 1 Σύγκριση Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης

5.2 Αλγόριθμοι Εποπτευόμενης Μάθησης

5.2.1 Αλγόριθμοι Ταξινόμησης(Classification):

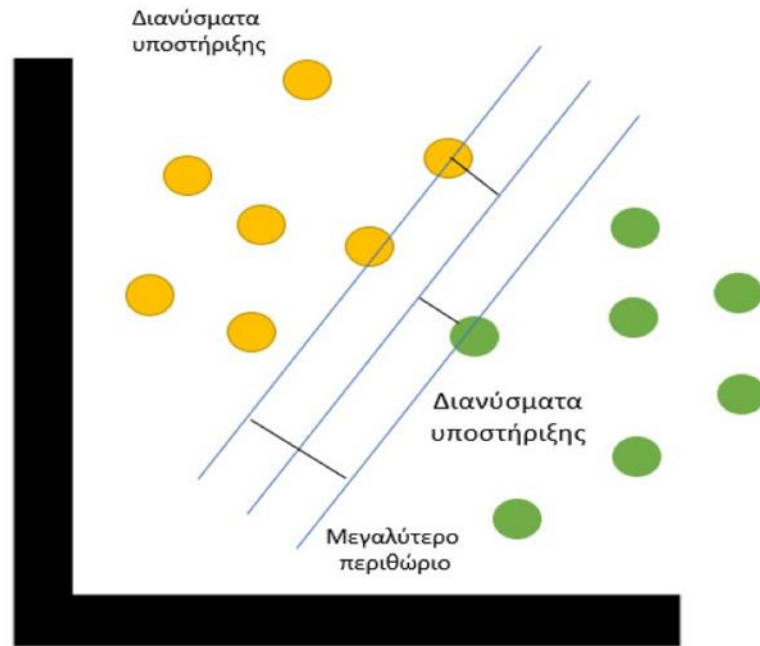
- i. **Support Vector Machine:** Ο αλγόριθμος SVM (Support Vector Machine) [35],[36] χρησιμοποιείται για ταξινόμηση και παλινδρόμηση αλλά κυρίως επικεντρώνεται στα προβλήματα ταξινόμησης. Στόχος του είναι να δημιουργήσει τον καλύτερο διαχωρισμό του χώρου σε κλάσεις, το οποίο ονομάζεται υπερπλάνο, έτσι ώστε μελλοντικά όταν μπει ένα νέο σημείο δεδομένων να μπει στην σωστή θέση. Για να δημιουργηθεί το λεγόμενο υπερπλάνο επιλέγονται ακραία διανύσματα όπου ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης.

Μπορεί να διαχωριστεί σε γραμμικό SVM και μη γραμμικό SVM. Στην πρώτη περίπτωση έχουμε γραμμικά δεδομένα με αποτέλεσμα η ταξινόμηση των συνόλων δεδομένων να γίνεται σε ευθεία γραμμή σε αντίθεση με τα μη γραμμικά δεδομένα. Για να γίνει σωστή ταξινόμηση των δεδομένων χρειάζεται να βρούμε το καλύτερο όριο που ονομάζεται υπερπλάνο του SVM, που είναι το καλύτερο όριο αποφάσεων. Ένα υπερπλάνο μπορεί να χωριστεί σε δύο όψεις (κλάσεις) αλλά και σε περισσότερες από μία διαστάσεις.

Κάθε διάσταση του μοντέλου εξαρτάται από τον αριθμό των χαρακτηριστικών που θέλει να εκπαιδεύσει. Υπάρχουν κάποια σημεία που επηρεάζουν το υπερπλάνο, τα οποία ονομάζονται διανύσματα

υποστήριξης και βρίσκονται πιο κοντά στο υπερπλάνο και επηρεάζουν την θέση και τον προσανατολισμό.

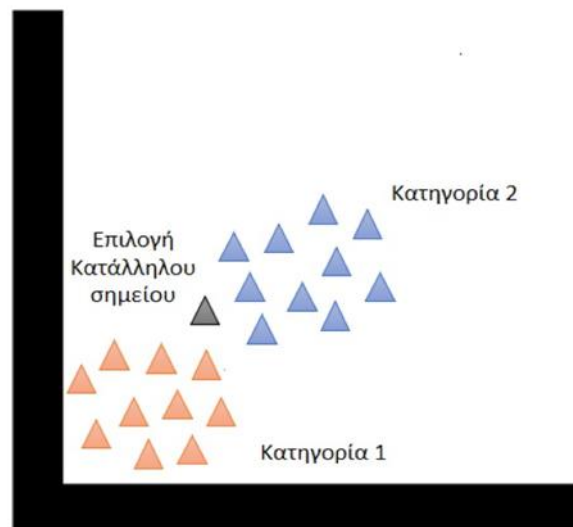
Ο αλγόριθμος SVM έχει ως κύριο στόχο να διαχωρίσει το σύνολο δεδομένων με τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Αυτό μπορεί να γίνει με τα εξής βήματα. Αρχικά θα πρέπει να δημιουργηθούν τα υπερπλάνα που διαχωρίζουν τις τάξεις με τον καλύτερο τρόπο και έπειτα να επιλέγει από όλα τα υπερπλάνα αυτό που πετυχαίνει μέγιστο διαχωρισμό από τα δύο πλησιέστερα σημεία δεδομένων.



Εικόνα 19 Αλγόριθμος SVM

- ii. **K Nearest Neighbors:** Ο αλγόριθμος KNN (K Nearest Neighbors) [37], [38] χρησιμοποιείται για τις τεχνικές ταξινόμησης και παλινδρόμησης αλλά επικεντρώνεται κυρίως στα προβλήματα ταξινόμησης. Είναι μη παραμετρικός αλγόριθμος δηλαδή δεν υποθέτει τίποτα για τα δεδομένα. Αποθηκεύει όλα τα δεδομένα και τα ταξινομεί με βάση την ομοιότητα. Όταν μπαίνουν νέα δεδομένα ταξινομούνται εύκολα χρησιμοποιώντας τον παραπάνω αλγόριθμο. Ο αλγόριθμος KNN δεν διαθέτει φάση εκπαίδευσης και κατά την ταξινόμηση χρησιμοποιεί όλα τα δεδομένα. Για να επιλέξουμε την κατάλληλη τιμή για το K θα πρέπει να δοκιμάσουμε μερικές τιμές. Μια πολύ χαμηλή τιμή για το K μπορεί να φέρει μη επιθυμητά αποτελέσματα για το συγκεκριμένο μοντέλο ενώ μια πολύ μεγάλη τιμή για το K μπορεί να προκαλέσει μεγάλο χρόνο αναμονής στον προσδιορισμό των κοντινότερων γειτόνων.

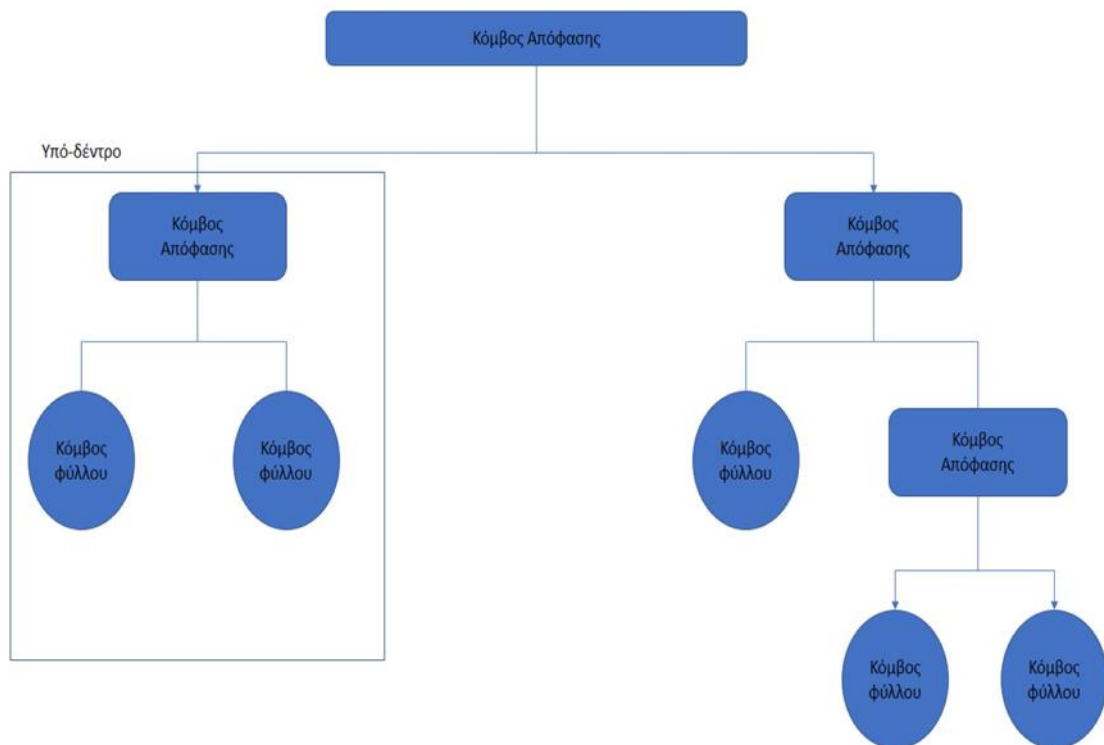
Ο αλγόριθμος αυτός αποτελείται από έξι βήματα. Πρώτο βήμα είναι η επιλογή των γειτόνων K , δεύτερον είναι ο υπολογισμός της ευκλείδειας απόστασης των K γειτόνων, έπειτα η επιλογή του πλησιέστερου K με βάση τον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης που έχει γίνει στο προηγούμενο βήμα, στην συνέχεια η μέτρηση όλων των σημείων δεδομένων σε κάθε κατηγορία και τέλος η αντιστοίχιση των σημείων δεδομένων για κάθε μεγιστοποίηση του γείτονα.



Εικόνα 20 Αλγόριθμος KNN

iii. **Naïve Bayes classifiers:** Ο Naïve Bayes [39] βασίζεται στο θεώρημα Bayes και χρησιμοποιείται για προβλήματα ταξινόμησης κυρίως στην ταξινόμηση κειμένου από ένα σύνολο δεδομένων. Είναι σε θέση να δημιουργεί μοντέλα μηχανικής εκμάθησης και να κάνει γρήγορες προβλέψεις. Το σύνολο δεδομένων χωρίζεται στον πίνακα δυνατοτήτων όπου υπάρχουν όλα τα διανύσματα του συνόλου δεδομένων όπου το καθένα αποτελείται από την τιμή των χαρακτηριστικών και στο διάνυσμα απόκρισης όπου είναι το αποτέλεσμα της εξόδου του συνόλου δεδομένων. Μπορεί να χωριστεί σε τρεις κατηγορίες Multinomial Naïve Bayes, Bernoulli Naïve Bayes και Gaussian Naïve Bayes. Στην περίπτωση του Multinomial Naïve Bayes τα διανύσματα αντιπροσωπεύουν συχνότητες που δημιουργούνται συμβάντα σε μια πολυωνυμική κατανομή. Στην περίπτωση του Bernoulli Naïve Bayes τα χαρακτηριστικά είναι δυαδικές μεταβλητές και αντιπροσωπεύουν τις εισόδους. Στην περίπτωση του Gaussian Naïve Bayes οι τιμές των χαρακτηριστικών υπολογίζονται σύμφωνα με την κατανομή Gaussian.

iv. **Δέντρο Απόφασης (Decision tree learning):** Τα δέντρα απόφασης [40], [41] χρησιμοποιούνται τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση. Οι εσωτερικοί κόμβοι του δέντρου είναι τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων, οι κλάδοι είναι οι κανόνες απόφασης και κάθε φύλλο(leaf) είναι ο κόμβος απόφασης με το αποτέλεσμα. Όλες οι αποφάσεις λαμβάνονται βάσει των χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων. Ένα δέντρο απόφασης χωρίζει το δέντρο σε περαιτέρω υπό-δέντρα. Το δέντρο αποτελείται από διάφορες κατηγορίες. Ο κόμβος ρίζας από τον οποίο ξεκινάει το δέντρο αποφάσεων και είναι όλο το σύνολο δεδομένων το οποίο έπειτα χωρίζεται. Οι κόμβοι φύλλων είναι οι τελικοί κόμβοι όπου δεν έχουν άλλο διαχωρισμό. Ο διαχωρισμός γίνεται στο κόμβο απόφασης / κόμβο ρίζας σε μικρότερους κόμβους βάσει των συνθηκών. Τα δέντρα απόφασης αποτελούνται από πέντε βήματα. Αρχικά ξεκινάει από τον κόμβο ρίζας, στον οποίο περιέχεται και όλο το σύνολο δεδομένων. Έπειτα, από όλο το σύνολο δεδομένων εντοπίζει τα καλύτερα χαρακτηριστικά. Στην συνέχεια χωρίζει τα δεδομένα σε υποσύνολα που περιέχουν πιθανές τιμές για όλα τα χαρακτηριστικά. Από τα καλύτερα χαρακτηριστικά δημιουργείται ο κόμβος του δέντρου αποφάσεων. Τελικά, από όλα τα υποσύνολα που δημιουργήθηκαν προηγουμένως χρησιμοποιούμε τα υποσύνολα του συνόλου δεδομένων για την δημιουργία των νέων δέντρων αποφάσεων.



Εικόνα 21 Αλγόριθμος Δέντρου Απόφασης

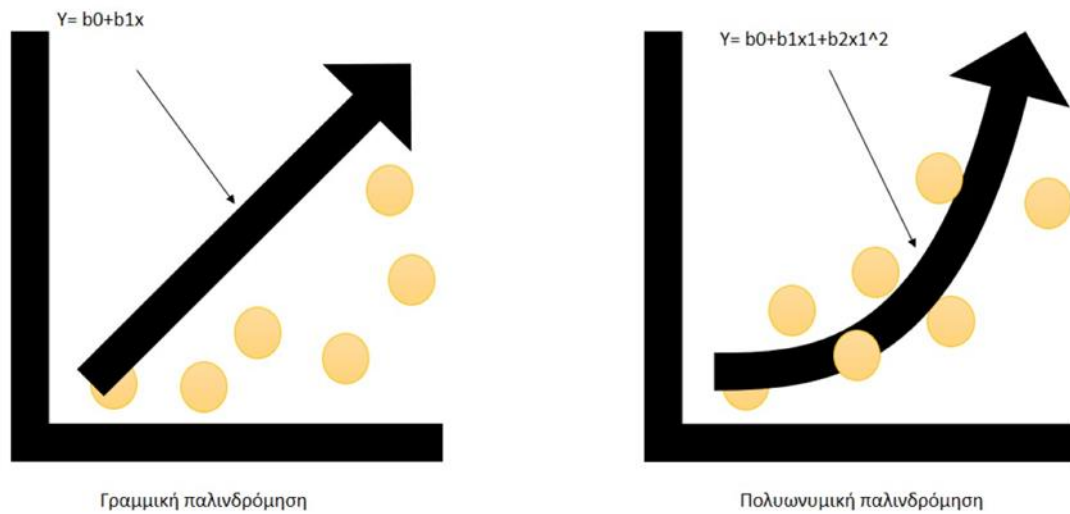
5.2.2 Αλγόριθμοι Παλινδρόμησης(Regression)[28]:

Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear regression): Η γραμμική παλινδρόμηση [42] είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για στατιστικά και για προγνωστική ανάλυση και κάνει προβλέψεις για συνεχείς μεταβλητές είτε αυτές είναι αριθμητικές είτε πραγματικές. Καλείται γραμμική παλινδρόμηση διότι είναι μια γραμμική σχέση μιας εξαρτώμενης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Αυτό που μας δείχνει αυτή η σχέση είναι πως επηρεάζεται η εξαρτημένη μεταβλητή από την ανεξάρτητη μεταβλητή.

Μπορεί να χωριστεί σε απλή γραμμική παλινδρόμηση και πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση. Στην πρώτη περίπτωση έχουμε μια ανεξάρτητη μεταβλητή που προβλέπει την τιμή μιας εξαρτημένης μεταβλητής. Στην δεύτερη περίπτωση έχουμε περισσότερες από μια ανεξάρτητες μεταβλητές που προβλέπουν μια εξαρτώμενη μεταβλητή.

Σε αυτή την μέθοδο έχουμε μια γραμμή που ονομάζεται γραμμή παλινδρόμησης και μας εντοπίζει την σχέση εξαρτημένης και ανεξάρτητης μεταβλητής. Αυτή η σχέση μπορεί να είναι είτε θετική είτε αρνητική. Όταν είναι θετική σημαίνει ότι όσο αυξάνεται η εξαρτημένη μεταβλητή τόσο αυξάνεται και η ανεξάρτητη μεταβλητή στον ίδιο άξονα ενώ όταν η σχέση είναι αρνητική έχουμε μείωση της εξαρτημένης μεταβλητής στον έναν άξονα και αύξηση της ανεξάρτητης μεταβλητής στον άλλον άξονα. Ο σκοπός αυτής της γραμμής λοιπόν είναι να μειώσουμε το σφάλμα μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών.

Πολυωνυμική Παλινδρόμηση (Polynomial Regression): Η πολυωνυμική παλινδρόμηση[43] είναι μια συνάρτηση πολυωνυμικού χαρακτήρα μεταξύ της σχέσης της εξαρτώμενης (y) και της ανεξάρτητης (x) μεταβλητής($y = b_0 + b_1x + b_2x^2 + \dots + b_nx^n$). Για να αντιστοιχηθούν οι γραμμικές συναρτήσεις και τα σύνολα δεδομένων χρησιμοποιείται το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Έτσι, αλλάζουν τα πολυωνυμικά χαρακτηριστικά και μοντελοποιούνται έχοντας σαν βάση το γραμμικό μοντέλο. Η πολυωνυμική παλινδρόμηση αποτελείται από ορισμένα βήματα. Στην αρχή γίνεται η προ επεξεργασία δεδομένων και μετά δημιουργείται ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης στο οποίο προσαρμόζεται το σύνολο δεδομένων. Παράλληλα, δημιουργείται η πολυωνυμική παλινδρόμηση και προσαρμόζεται στο σύνολο δεδομένων. Τέλος, εξάγουμε τα αποτελέσματα από την γραμμική παλινδρόμηση και από τη πολυωνυμική παλινδρόμηση και προβλέπεται η έξοδος. Στο εικόνα απεικονίζονται οι διαφορές μεταξύ της γραμμικής παλινδρόμησης και της πολυωνυμικής παλινδρόμησης.



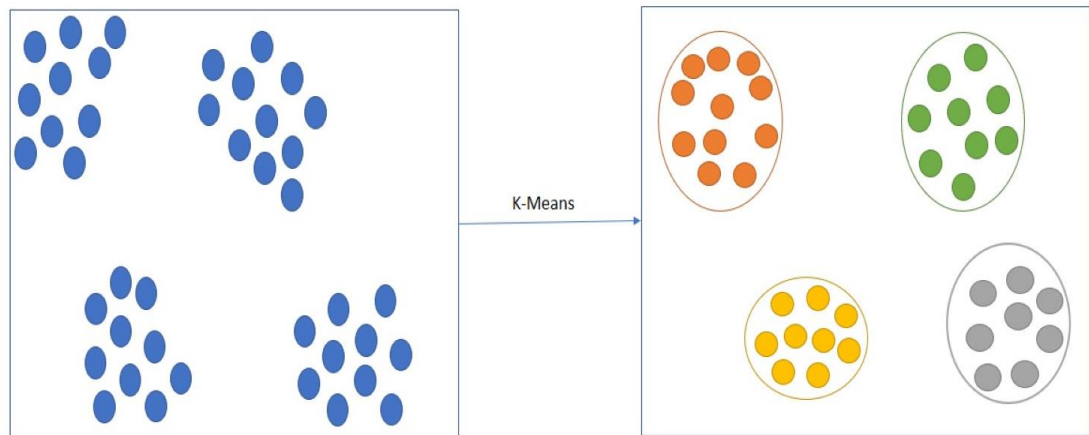
Εικόνα 22 Σύγκριση Γραμμικής και Μη Γραμμικής Παλινδρόμησης

5.3 Αλγόριθμοι Μη Εποπτευόμενης Μάθησης

- A. **K-means Clustering:** Ο αλγόριθμος K-means clustering [44],[45] είναι ένας αλγόριθμος, στον οποίο ομαδοποιείται ένα σύνολο δεδομένων σε διαφορετικά συμπλέγματα όπου κάθε σημείο ανήκει μόνο σε ένα σύμπλεγμα. Το K καθορίζει από πόσα συμπλέγματα θα αποτελείται. Εάν το K είναι δύο σημαίνει ότι έχουμε δύο συμπλέγματα, εάν είναι τρία σημαίνει ότι θα έχουμε τρία συμπλέγματα και έτσι συνεχίζεται. Ο αριθμός K πρέπει να είναι προκαθορισμένος από την αρχή και να διαιρεί το σύνολο δεδομένων σε αντίστοιχα K μέχρι να βρεθούν τα καλύτερα συμπλέγματα.

Δεν χρειάζεται εκπαίδευση ο συγκεκριμένος αλγόριθμος για αυτό αντλεί όλα τα δεδομένα από όλα τα συμπλέγματα και ανακαλύπτει τις κατηγορίες στο σύνολο δεδομένων. Ακόμη βασίζεται στο κέντρο, δηλαδή ο σκοπός του είναι να μειώσει το άθροισμα των αποστάσεων μεταξύ του σημείου δεδομένων και των αντίστοιχων συστάδων. Αυτός ο αλγόριθμος αποτελείται από επτά βήματα. Αρχικά είναι η επιλογή του κατάλληλου K και η δημιουργία των συστάδων, έπειτα είναι η επιλογή των τυχαίων σημείων K, στην συνέχεια είναι η αντιστοίχιση των σημείων δεδομένων στο πιο κοντινό κέντρο, από το οποίο δημιουργούνται τα συμπλέγματα K. Παράλληλα είναι ο υπολογισμός της διακύμανσης. Στην συνέχεια γίνεται επανάληψη των τριών βημάτων. Το προτελευταίο βήμα εφαρμόζεται σε περίπτωση που πραγματοποιηθεί εκ νέου ανάθεση και πηγαίνει ξανά στο

βήμα τέσσερα αλλιώς τελειώνει. Τελευταίο βήμα είναι η ολοκλήρωση του αλγορίθμου.



Εικόνα 23 Αλγόριθμός K-Means Clustering

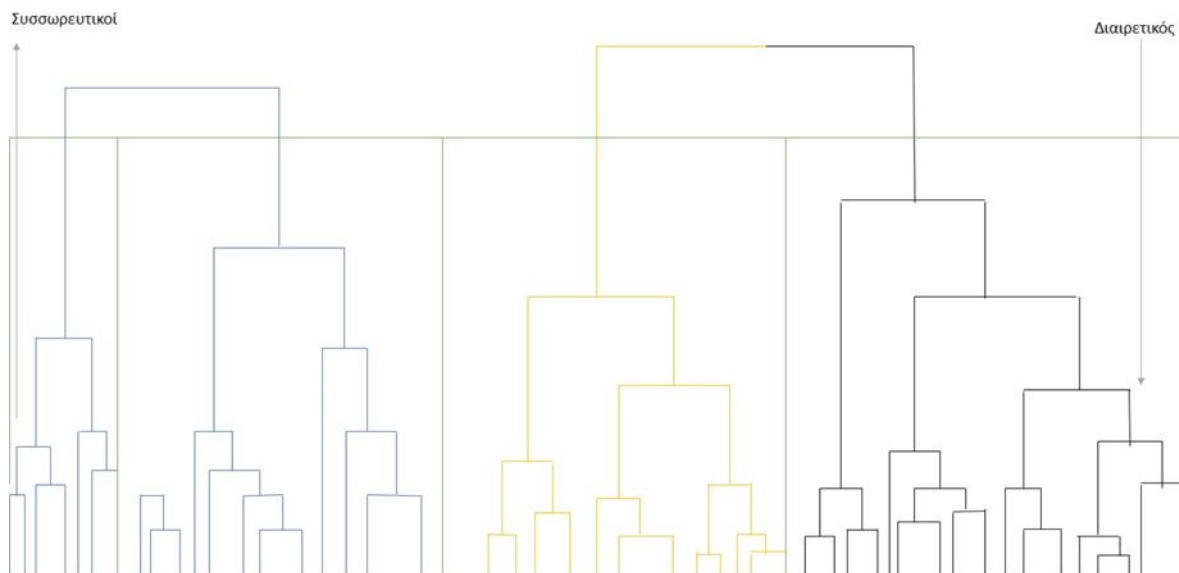
B. Ανάλυση βασικών συστατικών (Principal component analysis): Το PCA [46] είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την μείωση των διαστάσεων των συνόλων δεδομένων αλλάζοντας έτσι ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων σε ένα μικρό σύνολο δεδομένων χωρίς όμως να χαθούν οι πληροφορίες από το μεγάλο σύνολο δεδομένων.

Ένας όρος που χρησιμοποιεί το PCA είναι η συσχέτιση που δηλώνει πόσο συσχετίζονται δύο μεταβλητές μεταξύ τους και μπορεί να πάρει τιμές από +1 έως -1.

Το PCA αποτελείται από έξι βήματα. Το πρώτο βήμα είναι να βρεθεί το μέσο διάνυσμα. Στο δεύτερο βήμα συγκεντρώνονται όλα τα δείγματα δεδομένων και αποθηκεύονται σε ένα πίνακα. Στο τρίτο βήμα δημιουργείται ο πίνακας συν διακύμανσης. Στο τέταρτο βήμα υπολογίζονται οι τιμές συγκεκριμένων διανυσμάτων. Στο πέμπτο βήμα υπολογίζονται τα διανύσματα βάσης και στο τελευταίο στάδιο αντιστοιχίζεται κάθε δείγμα ως ένας γραμμικός συνδυασμός διανυσμάτων βάσης.

c. Ιεραρχική ομαδοποίηση(Hierarchical clustering): Η ιεραρχική ομαδοποίηση [47],[48] χρησιμοποιείται για ομαδοποίηση συνόλων δεδομένων σε ένα σύμπλεγμα το οποίο είναι γνωστό και ως ιεραρχική ανάλυση συμπλέγματος. Οι συστάδες διαμορφώνονται σαν ένα δέντρο το οποίο είναι γνωστό ως δενδρογράφημα. Το βασικό κριτήριο αυτής της ομαδοποίησης είναι η απόσταση των αντικειμένων. Ο υπολογισμός της

απόστασης μπορεί να γίνει είτε με ευκλείδεια απόσταση, είτε με απόσταση Manhattan. Μπορούμε να έχουμε δύο κατηγορίες είτε συσσωρευτικούς είτε διαιρετικούς. Στην πρώτη περίπτωση έχουμε μια προσέγγιση από κάτω προς τα πάνω όπου στην αρχή το κάθε αντικείμενο έχει την δικιά του ομάδα και σιγά σιγά εισάγεται με βάση την απόσταση μεταξύ των ομάδων. Στην δεύτερη περίπτωση έχουμε μια προσέγγιση από πάνω προς κάτω όπου στην αρχή όλα τα αντικείμενα ανήκουν στην ίδια ομάδα και σιγά σιγά διαχωρίζονται. Αυτή η διαδικασία γίνεται αναδρομικά μέχρι κάθε ομάδα να αποτελείται στο τέλος από ένα ακριβώς αντικείμενο.



Εικώνα 24 Ιεραρχική Ομαδοποίηση

Apriori: Ο αλγόριθμος Apriori χρησιμοποιείται για να εντοπίσει ποια στοιχεία εμφανίζονται πολλές φορές χρησιμοποιώντας μια γεννήτρια υποψηφίων. Αυτό σημαίνει πως εάν ένα στοιχείο δεν εμφανίζεται συχνά, τότε και κανένα άλλο σύνολο που περιέχει αυτό το στοιχείο δεν θα έχει συχνή εμφάνιση. Χρησιμοποιεί μια προσέγγιση από κάτω προς τα πάνω. Έτσι καταφέρνει τα στοιχεία που εμφανίζονται πολλές φορές να επεκτείνονται ένα στοιχείο κάθε φορά. Ο αλγόριθμος τελειώνει όταν δεν υπάρχουν άλλες επεκτάσεις. Για να κάνει ο αλγόριθμος σωστή καταμέτρηση των συνόλων χρησιμοποιεί δέντρο Hash δηλαδή δημιουργεί όλα τα διάφορα σετ (κατακερματισμός)[88].

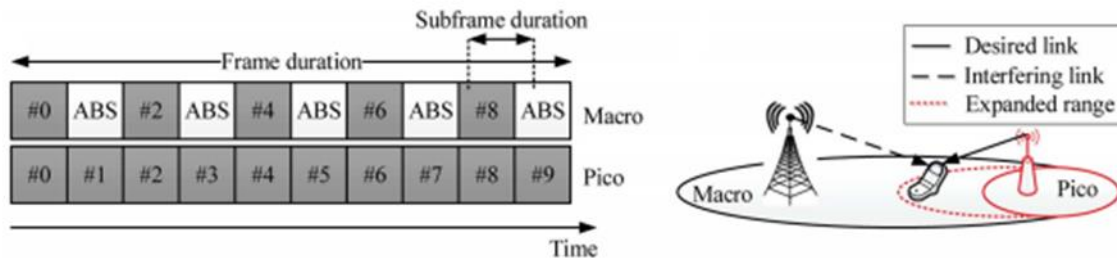
5.4 Μηχανική Μάθηση στην Διαχείριση Πόρων

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν εφαρμοστεί ευρέως σε διαφορετικούς τομείς όπως η εξόρυξη δεδομένων, η υπολογιστική όραση, συστήματα κατατάξεων και συστήματα ανίχνευσης απειλών. Η μηχανική μάθηση βρήκε κατάλληλες εφαρμογές σε ασύρματα δίκτυα για την αντιμετώπιση σύνθετων ζητημάτων υπολογισμού που προκύπτουν από μεγάλο μέγεθος του δικτύου ή από μεγάλους όγκους δεδομένων. Στα ασύρματα δίκτυα, η διαχείριση πόρων στοχεύει στην επίτευξη σωστής χρήσης περιορισμένων φυσικών πόρων για τις απαιτήσεις μεταφοράς και την βελτίωση της απόδοσης του συστήματος. Οι διάφοροι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την διαχείριση πόρων σε ασύρματα δίκτυα εξαρτώνται από μαθηματικά μοντέλα πράγμα που το καθιστά πολύπλοκο. Η παραδοσιακή διαχείριση πόρων μπορεί να βελτιωθεί με την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών που σχετίζονται με χρήστες και δίκτυα αποτελούμενα από μεγάλο αριθμό κόμβων. Για την αντιμετώπιση της πολυπλοκότητας των μαθηματικών μοντέλων χρησιμοποιούνται τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως ενίσχυση μάθησης και νευρωνικά δίκτυα. Η RL μπορεί να εκπαιδευτεί για μία καλή πολιτική διαχείρισης πόρων με αποτέλεσμα να μπορούν να ληφθούν γρήγορες και σωστές αποφάσεις ανάλογα με την πολιτική που ακολουθεί. Από την άλλη η χρήση των DNN ωφελεί αλγορίθμους υψηλής πολυπλοκότητας στο να έχουν ακριβώς την ίδια ποιότητα απόδοσης σε πολύ χαμηλότερη πολυπλοκότητα [49].

5.4.1 Έλεγχος Ισχύος στην Μηχανική Μάθηση

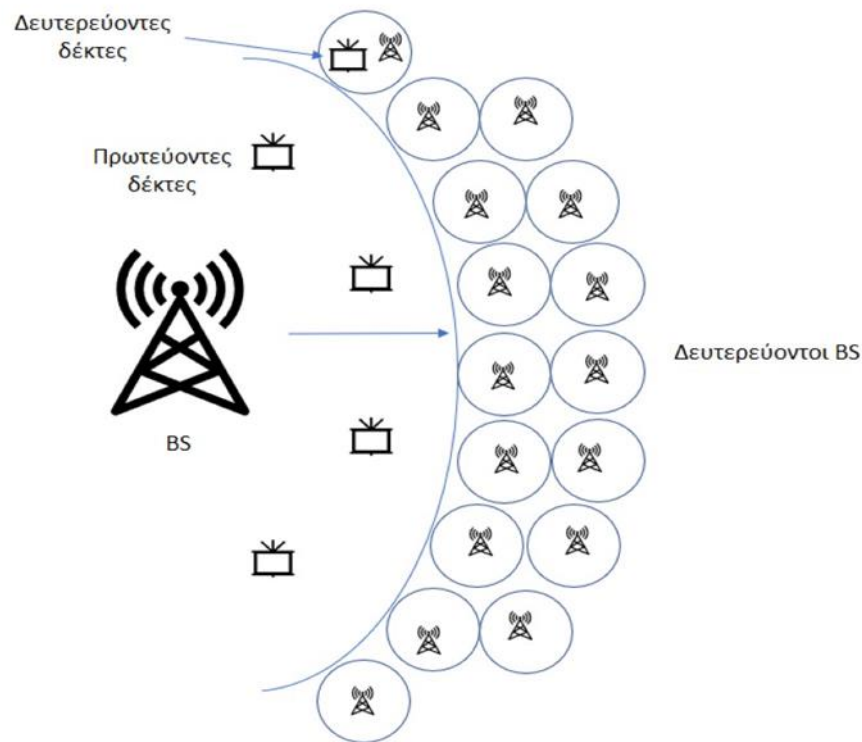
Η μηχανική μάθηση συμβάλλει σημαντικά στην κατανομή φάσματος, ο αποτελεσματικός έλεγχος ισχύος μπορεί να μειώσει τις παρεμβολές μεταξύ χρηστών, ως εκ τούτου να αυξήσει την απόδοση του συστήματος. Χρησιμοποιώντας τεχνικές RL οι πράκτορες χαρτογραφούν το περιβάλλον και αυτοπροσαρμόζονται βάσει πληροφοριών για την βελτιστοποίηση της απόδοσης του δικτύου. Συγκεκριμένα στον συντονισμό μεταξύ ICIC(Inter- Cell Interference Coordination) οι μικροί BS(picocells) λειτουργούν ως πράκτορες, μαθαίνουν την CRE(Cell Range Expansion) και την κατανομή ισχύος μετάδοσης καθώς και τις κατάλληλες ζώνες συχνοτήτων για μεταδόσεις πολλαπλών ροών στον οποίο ένας UE μπορεί να εξυπηρετείται ταυτόχρονα από δύο ή περισσότερους BS. Η κατάσταση κάθε πράκτορα σχετίζεται με την κατάσταση του SINR(Signal to Interference Plus Noise Ratio) κάθε UE(User Equipment), ενώ το κόστος κάθε πράκτορα εξαρτάται από την κάλυψη του συνολικού ποσοστού ισχύος μετάδοσης έτσι ώστε να εξυπηρετηθεί κάθε UE. Η βασική ιδέα του ICIC είναι ότι ένας κόμβος MBS(Macro Base Stations) δημιουργεί προστατευμένα υποπλάισια για έναν κόμβο PBS(Pico Base Stations) μειώνοντας την ισχύ μετάδοσης σε ορισμένα υποπλάισια τα οποία ονομάζονται ‘‘σχεδόν’’ κενά πλαίσια ABS(Almost Blank Subframes) [50]. Κατά την ανάπτυξη καναλιών χρησιμοποιούνται τα ABS για την μείωση των παρεμβολών που δημιουργούνται μέσω της μετάδοσης κόμβων. Στην εικόνα 26 απεικονίζεται ένα παράδειγμα με κύκλο λειτουργίας 50%. Κατά την διάρκεια των

υποπλαισίων ABS οι BS δεν μεταδίδουν δεδομένα αλλά σήματα αναφοράς. Όπως βλέπουμε στην εικόνα 25 αν το PBS προγραμματίζει να στείλει δεδομένα στους μικρούς BS(picocells) UE που έχουν χαμηλό SINR, προστατεύει τους χρήστες των μικρών BS(picocells) από έντονες παρεμβολές.



Εικόνα 25 Λειτουργία ICIC [50]

Τα CR(Cognitive Radio) [49],[51] μπορούν να συμβάλλουν καθοριστικά στον έλεγχο ισχύος και θεωρούνται ως μια λύση κατά την οποία διαμορφώνεται δυναμικά η διαχείριση φάσματος για την καλύτερη μετάδοση και λήψη δεδομένων. Ένα σύστημα CR αντιπροσωπεύει ένα ευφυές ασύρματο σύστημα επικοινωνίας που γνωρίζει το περιβάλλον του και χρησιμοποιεί τεχνικές μάθησης για να προσαρμόσει δυναμικά τις παραμέτρους μετάδοσης για πρόσβαση σε φάσμα συχνοτήτων που δεν έχει χρησιμοποιηθεί. Σε περίπτωση που ένα σύστημα αποκτήσει δυναμική πρόσβαση σε φάσμα συχνοτήτων στο οποίο εκπέμπουν διάφοροι δέκτες μπορεί να υπάρξει πρόβλημα στο να δημιουργήσει παρεμβολές. Ως μια λύση χαρακτηρίζεται οι SU(Secondary Users) να μεταδίδουν μόνο εάν οι κύριοι χρήστες είναι αδρανείς και δεν χρησιμοποιούν το φάσμα, ή εάν οι SU βρίσκονται εκτός της περιοχής δέσμευσης. Η περιοχή δέσμευσης είναι μια περιοχή προστασίας γύρω από τον κύριο πομπό με στόχο να διασφαλίσει ότι οι πρωτεύοντες δέκτες δεν επηρεάζονται από δευτερεύουσες μεταδόσεις. Ωστόσο ένα σύστημα που αποτελείται από πολλαπλούς δευτερεύοντες χρήστες που μεταδίδουν ταυτόχρονα στην ίδια ζώνη συχνοτήτων θα μπορούσε να προκαλέσει ισχυρές παρεμβολές. Η τεχνική RL έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων που σχετίζονται με την διαχείριση πόρων RRM(Radio Resource Management). Στην εικόνα 26 αναλύεται η αρχιτεκτονική ενός τέτοιου συστήματος. Το πρωτεύον σύστημα χαρακτηρίζεται από τον σταθμό μετάδοσης BS που βρίσκεται στο κέντρο μιας κυκλικής ακτίνας και από διάφορους άλλους δευτερεύοντες BS. Τα δευτερεύοντα κελιά αποτελούνται από μία αρχιτεκτονική με πολλαπλά σημεία διεπαφής αέρα με την οποία διαχειρίζεται την πρόσβαση των συνδεδεμένων χρηστών. Θεωρώντας ότι το δευτερεύον σύστημα δεν γνωρίζει την θέση των άλλων δεκτών τοποθετείται μακριά από το BS για να μην προκαλεί παρεμβολές. Το περίγραμμα προστασίας γύρω από το BS ορίζεται ως γεωγραφικό όριο στο οποίο οι πρωτεύοντες δέκτες δεν πρέπει να λαμβάνουν παρεμβολές. Η περιοχή προστασίας δεν επιτρέπει στον SU να μεταδίδουν χωρίς όριο, αλλά είναι αυτή κατά την οποία προστατεύεται ο BS από τους SU.

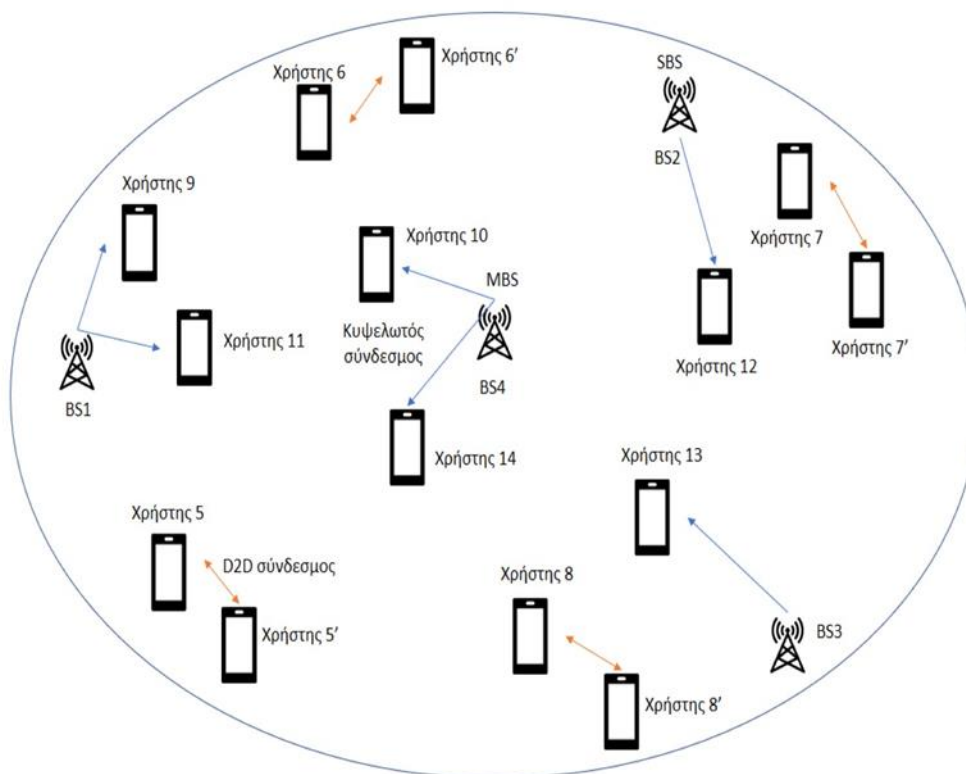


Εικόνα 26 Λειτουργία CR

Ο αλγόριθμος Q-Learning αποτελεί μια τεχνική μηχανικής μάθησης ο οποίος μπορεί να αντιμετωπίσει τις παρεμβολές που δημιουργούνται από πολλαπλά CR στους πρωτεύοντες δέκτες. Οι BS έχουν την δυνατότητα να έχουν είτε πλήρη είτε μερική πληροφορία σχετικά με το περιβάλλον. Στην πρώτη περίπτωση το σύστημα μπορεί να μάθει αυτόματα μια πολιτική έτσι ώστε η παρεμβολή να είναι κάτω από την επιθυμητή τιμή. Στην άλλη περίπτωση η αυτόματη εκπαίδευση του αλγορίθμου είναι αργή αλλά τα οφέλη που την καθιστούν αντάξια της πρώτης επιλογής είναι η γρήγορη ανάπτυξη του.

Η επιλογή επιπέδου καναλιού και ισχύος μεταξύ των ζευγών D2D (Device to Device) σε ένα ετερογενές κυψελοειδές δίκτυο έχει σημαντικές απαιτήσεις. Στόχος κάθε ζεύγους συσκευών είναι να επιλέξει από κοινού το ασύρματο κανάλι και το επίπεδο ισχύος για να μεγιστοποιήσει την ανταμοιβή του, που ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της επιτευχθείσας απόδοσης και του κόστους κατανάλωσης ενέργειας. Κάθε ζεύγος D2D αποτελεί έναν πράκτορα εκμάθησης του οποίου αρμοδιότητα είναι να μάθει την καλύτερη στρατηγική για να επιτευχθεί μικτή Nash στρατηγική. Η πρόκληση επικοινωνίας μεταξύ των D2D είναι η εμφάνιση παρεμβολής των χρηστών που λειτουργούν στις ίδιες ζώνες συχνοτήτων. Υπάρχουν δύο τρόποι επικοινωνίας D2D. Στο πρώτο σενάριο τα ζεύγη D2D και οι χρήστες κινητής τηλεφωνίας λειτουργούν σε διαφορετικές συχνότητες επομένως δεν

δημιουργούνται παρεμβολές μεταξύ τους. Ενώ στην δεύτερη περίπτωση χρήστες και ζεύγη D2D λειτουργούν στην ίδια ζώνη συχνοτήτων ως συνέπεια να υπάρχουν υψηλές παρεμβολές. Σε αντίθεση με τους χρήστες κινητής τηλεφωνίας, οι χρήστες D2D λειτουργούν πλήρως αυτόνομα χωρίς καμία συνεργασία ή ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ του BS. Μια επιλογή για τον αυτόματο προσδιορισμό της κατάστασης καναλιού είναι η τεχνική μηχανικής μάθησης Q-Learning. Η εκμάθηση αλγορίθμου μέσω της τεχνικής Q-Learning συνεπάγεται ότι κάθε ζεύγος D2D πρέπει να διαθέτει όχι μόνο τοπικές πληροφορίες σχετικά με την δική του στρατηγική και ανταμοιβή, αλλά και τις πληροφορίες σχετικά με τις στρατηγικές των άλλων ζευγών. Συμπεραίνουμε πως η μέθοδος Q-Learning είναι κατάλληλη για αυτόματη επιλογή καναλιού και επιπέδου ισχύος από D2D χρήστες. Στις περιπτώσεις που παρουσιάζεται το πρόβλημα κατανομής πόρων οι πράκτορες είναι αυτοί οι οποίοι με τις απαραίτητες στρατηγικές θα επιφέρουν την μέγιστη ανταμοιβή στο σύστημα. Εξ' αυτού αναπτύσσεται ένας πλήρης αυτόνομος αλγόριθμος Q-Learning που δεν απαιτεί συντονισμό και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των ζευγών D2D και των BS με αποτέλεσμα να καθίσταται εφαρμόσιμη και σε ετερογενή LTE δίκτυα.[49],[52].

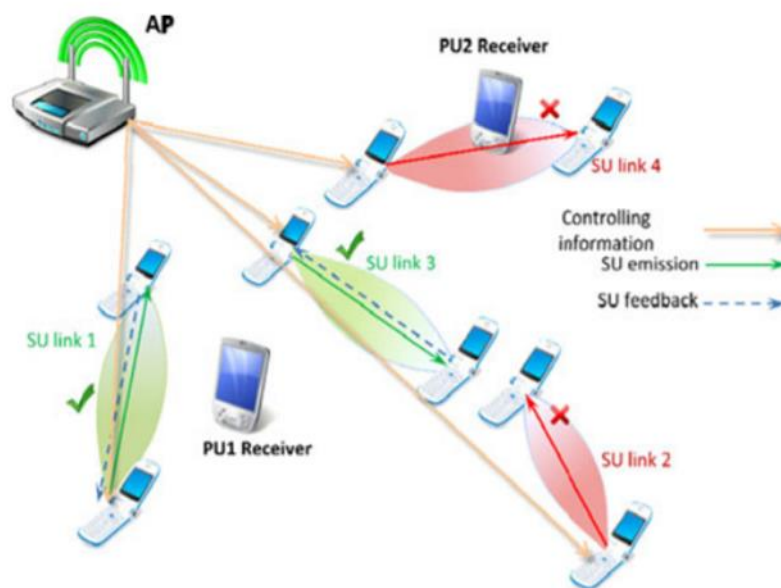


Εικόνα 27 Επικοινωνία D2D

5.4.2 Διαχείριση Φάσματος στην Μηχανική Μάθηση

Λόγω της αυξημένης ζήτησης στις ασύρματες επικοινωνίες παρατηρείται πως υπάρχουν ελλείψεις φάσματος και για αυτό είναι απαραίτητο να βρεθούν λύσεις για την αποτελεσματική διαχείρισή του.

Τα δίκτυα χιλιοστόμετρου μήκους σε συνδυασμό με την χωρική(μέγιστη ισχύ μετάδοσης που μπορεί να χρησιμοποιήσει ένας δευτερεύων χρήστης χωρίς να προκαλέσει παρεμβολές σε πρωτεύοντες χρήστες όταν αυτοί λαμβάνουν μεταδόσεις από έναν άλλον κύριο χρήστη στο κανάλι) και χρονική(πότε ένας πομπός είναι ενεργοποιημένος ή όχι) επαναχρησιμοποίηση διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στην διαχείριση φάσματος. Σε αυτό το σενάριο ενός UDN (Ultra Dense Network)έχουμε διάφορα ζεύγη πομπού-δέκτη όπου και οι PU(Primary Users)και οι SU μοιράζονται το ίδιο φάσμα στην τυχαία περιοχή που βρίσκονται. Κάθε ένας δέκτης έχει ένα όριο SINR, όπου εάν αυτό το όριο είναι κάτω από την προκαθορισμένη τιμή του συστήματος δεν έχει πρόσβαση στο κανάλι. Το δίκτυο κύματος χιλιοστόμετρου στο UDN έχει δύο πλεονεκτήματα, μειώνει τις παρεμβολές και ο κάθε χρήστης διαθέτει πολλές κεραίες που του δίνουν την δυνατότητα της διαμόρφωσης χωρικής δέσμης. Μια λύση RL χρησιμοποιώντας τον αποκεντρωμένο αλγόριθμο Q-learning προτείνεται διότι η αλληλεπίδραση των πληροφοριών με τα ασύρματα περιβάλλοντα επιτυγχάνει τα καλύτερα σημεία Nash ισορροπίας [53].



Εικόνα 28 Μοντέλο συστήματος χιλιοστόμετρου [53]

Η θεωρία MAB(Multi Armed Bandit) διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην επαναχρησιμοποίηση χωρικού και χρονικού φάσματος. Οι SU σε αυτήν την περίπτωση θεωρούνται ότι είναι σε μια μεγάλη περιοχή και δεν χρησιμοποιούν το ίδιο κανάλι. Σε αυτήν την θεωρία ακολουθείται μια πολιτική τριών σταδίων όπου στα δύο πρώτα στάδια δίνεται η δυνατότητα στους δευτερεύοντες χρήστες να

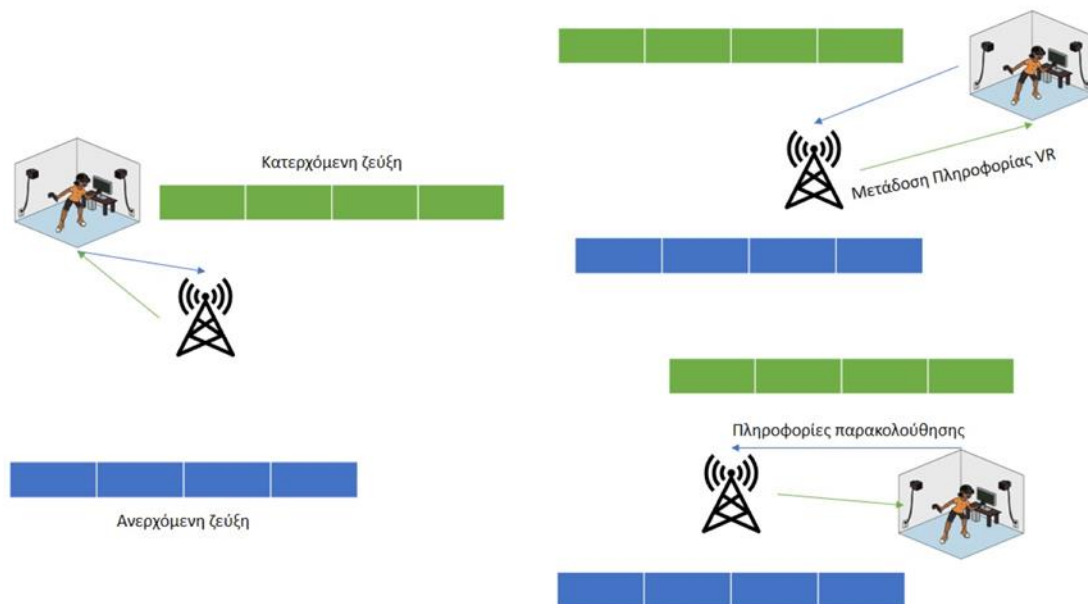
αποκτήσουν βέλτιστη πρόσβαση στο κανάλι και στο τρίτο στάδιο γίνεται η βέλτιστη κατανομή των καναλιών. Για να επιλέξει το κατάλληλο κανάλι ο SU θα πρέπει να ελέγξει μέσω μιας τιμής, της επιβράβευσης. Εάν αυτή η τιμή είναι ίση με 1 σημαίνει ότι δεν υπάρχει πρωτεύον χρήστης στο κανάλι αλλά ούτε και κάποιος άλλος δευτερεύον και επιλέγει αυτό το κανάλι. Το σημαντικό της θεωρίας αυτής ότι επιτυγχάνει την μεγαλύτερη ανταμοιβή δικτύου [86].

Ένα σύστημα αυτοοργάνωσης για την κατάλληλη εφαρμογή των μικρών BS(femtocell) [54] με βάση ένα ετερογενές μοντέλο RL προτείνεται για την αντιμετώπιση του φάσματος. Σε αυτήν την κατηγορία υπάρχουν δύο επίπεδα μάθησης. Στο πρώτο επίπεδο είναι η SMU(Spectrum Modeling Utility)όπου προσδιορίζεται το διαθέσιμο φάσμα. Το δεύτερο επίπεδο είναι η SSU(Spectrum Selection Utility) όπου διαχειρίζονται οι διαθέσιμοι πόροι βάσει του διαθέσιμου φάσματος. Χρησιμοποιώντας συγκεκριμένους αλγορίθμους μάθησης όπως GF(Gradient Follower),MRF(Modified Roth-Erev) και MBM(Modified Bush and Mosteller) κάθε μικρός BS(femtocell) επιλέγει ανάλογα ποιον επιθυμεί για την ικανοποίηση των στόχων του. Το αποτέλεσμα αυτού του αλγορίθμου είναι να έχουμε μείωση παρεμβολών. Ακόμη εξετάζεται το CRAN(Cloud Radio Access Network) [63] με D2D. Σε αυτήν την περίπτωση ένα UE επικοινωνεί μεταξύ τους και μπορεί να επιλέξει πως θα επικοινωνήσει ανάλογα με το τι στρατηγική θα χρησιμοποιήσει. Μπορεί να γίνει η επικοινωνία με δύο τρόπους είτε με άμεση λειτουργία είτε με λειτουργία ασύρματης πρόσβασης στο cloud όπου διευκολύνεται με αυτό η κίνηση και η κατανομή πόρων. Αυτή η λύση μπορεί να επιτύχει βέλτιστη απόδοση.

Ένα IOPSS χρησιμοποιείται έτσι ώστε ο κάθε χρήστης να εξυπηρετείται από ένα BS ο οποίος επιδιώκει το υψηλότερο SINR. Με το IOPSS επιτυγχάνεται καλύτερη απόδοση των χρηστών και καλύτερη χρήση των πόρων. Η λογική αυτού του σχεδίου είναι οι γειτονικοί BS να είναι σε θέση να εξυπηρετούν τους χρήστες χρησιμοποιώντας τους δεσμευμένους πόρους. Κάθε BS έχει τον έλεγχο του φάσματος του. Μια λύση Q-learning βοηθάει στην διαχείριση της φασματικής απόδοσης. Ο συνδυασμός του IOPSS και του Q-learning δίνει την δυνατότητα σε κάθε BS να ικανοποιήσει τις φασματικές αποδόσεις με βάση το φορτίο και έτσι γίνεται αποτελεσματική διαμοίραση φάσματος σε όλους τους γείτονες. Αυτό που κάνει είναι να μεταφέρει τον κάθε χρήστη στο γειτονικό BS εάν ο χρήστης αυτός ικανοποιείται καλύτερα από τον άλλο BS. Ο κάθε BS αποκτά την αυτοοργάνωσή του αλληλοεπιδρώντας με τους γειτονικούς του. Ο παραπάνω τρόπος μπορεί να επιφέρει υψηλές απαιτήσεις ποιότητας-υπηρεσίας QoS(Quality Of Service) στον χρήστη [55].

Ένα άλλο πλαίσιο για την βελτίωση της κατανομής πόρων είναι η ανερχόμενη και κατερχόμενη ζεύξη σε ένα δίκτυο τέταρτης γενιάς-LTE [56]. Αυτό μπορεί να αποτυπωθεί σαν ένα παιχνίδι χωρίς συνεργασία το οποίο έχει SBS(Small Base Station) και MBS ως παίκτες παιχνιδιού. Κάθε παίχτης σε αυτό το παιχνίδι επιθυμεί

την βέλτιστη κατανομή φάσματος. Παράλληλα χρησιμοποιείται ένα σύστημα αυτό οργάνωσης το οποίο βοηθάει τον συντονισμό μεταξύ των BS. Οι SBS είναι σε θέση να αποφασίσουν την κατανομή των αδειοδοτημένων και μη ζωνών στην ανερχόμενη και κατερχόμενη ζεύξη για κάθε χρήστη ανάλογα σε τι περιβάλλον βρίσκεται. Αυτός ο τρόπος λοιπόν δεν απαιτεί πολλές γνώσεις ώστε να υπάρξει μικτή Nash ισορροπία και έτσι τα αποτελέσματα δείχνουν ότι πετυχαίνει βέλτιστη απόδοση από την άποψη των χρηστών. Παράλληλα ένα άλλος παρόμοιος τρόπος με τον προηγούμενο είναι ένα δίκτυο που υποστηρίζει υπηρεσίες VR [57]. Με αυτές τις υπηρεσίες γίνεται συλλογή πληροφοριών παρακολούθησης από τους χρήστες στους SBS μέσω της ανερχόμενης ζεύξης και οι εικόνες της VR μαζί με τον ήχο μεταδίδονται μέσω της κατερχόμενης ζεύξης από τους MBS. Και εδώ το πρόβλημα μπορεί να διατυπωθεί σαν παιχνίδι χωρίς συνεργασία όπου οι παίκτες επιθυμούν την βέλτιστη κατανομή φάσματος και στην ανερχόμενη και κατερχόμενη ζεύξη με παρόμοιο τρόπο όπως το προηγούμενο πλαίσιο. Τέλος ο τρόπος VR επιφέρει σημαντικά αποτελέσματα.



Εικόνα 29 Δίκτυο Υποστηριζόμενο από VR

5.4.3 Διαχείριση Κρυφής Μνήμης στην Μηχανική Μάθηση

Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται απότομη αύξηση των έξυπνων συσκευών και μεγάλη παρουσία στην κοινωνική δικτύωση με αποτέλεσμα την αυξημένη κινητικότητα δεδομένων που έτσι απαιτείται από τα δίκτυα να έχουν πολλαπλές απαιτήσεις. Για το λόγο αυτό η κρυφή μνήμη θα διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στην αντιμετώπιση της αποσυμφόρησης του δικτύου.

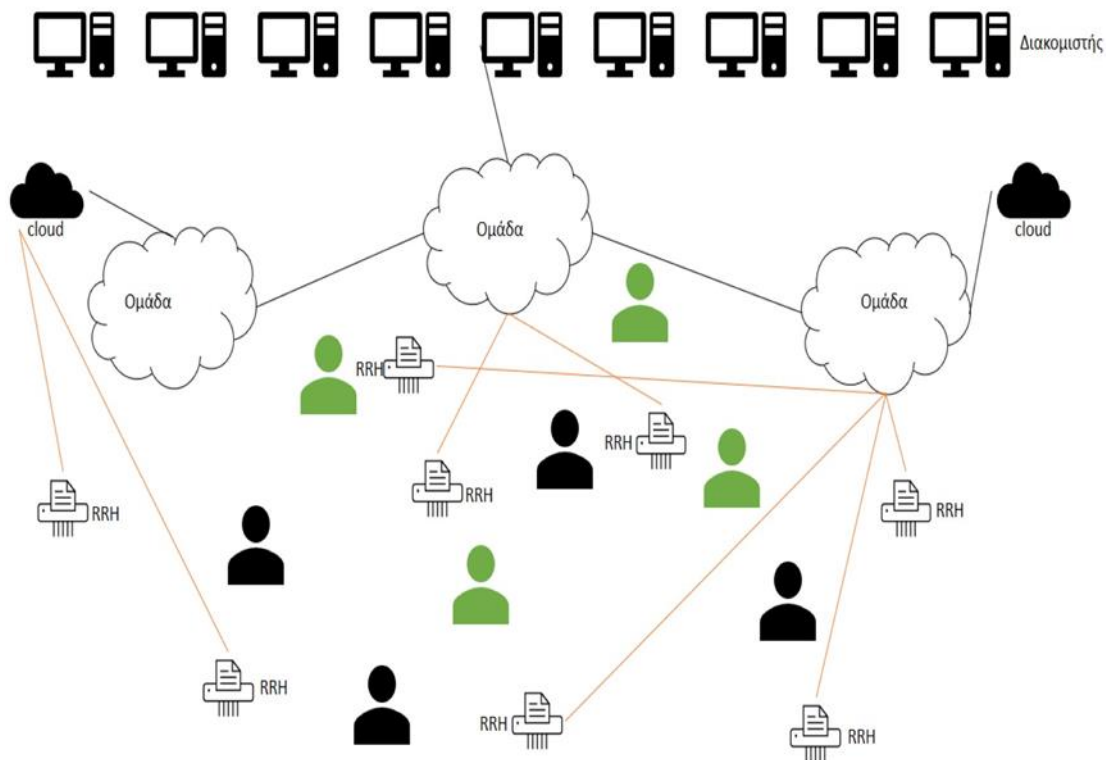
Η προσωρινή αποθήκευση [58] αποτελεί μια λύση με σκοπό την αποθήκευση του απομακρυσμένου περιεχομένου και την αποφόρτιση του φορτίου κίνησης του δικτύου. Οι SBS θα πρέπει να αποθηκεύουν τοπικά όλα τους τα αιτήματα και έτσι θα μειώνεται ο λανθάνων χρόνος. Επειδή χρησιμοποιείται ασύρματη δικτύωση με απομακρυσμένο έλεγχο θα πρέπει να αντιμετωπιστούν προβλήματα όπως είναι οι χωρικές και χρονικές απαιτήσεις κυκλοφορίας. Έτσι, ανάμεσα στους SBS και στους χρήστες είναι αναγκαίο να αποφασιστεί ποιες πληροφορίες θα αποθηκεύονται τοπικά στον κάθε BS έτσι ώστε να επιτυγχάνεται μεγάλος ρυθμός επιτυχίας της κρυφής μνήμης. Όλα τα αιτήματα λοιπόν ελέγχονται παράλληλα από τον BS και από τον απομακρυσμένο έλεγχο με βάση το περιεχόμενο μετάδοσης δεδομένων τους και έτσι αποφασίζεται η προσωρινή αποθήκευση στην κρυφή μνήμη. Μια άλλη λύση αποθήκευσης αποτελεί η συνεργασία των BS ώστε κάθε BS να λαμβάνει τοπικά ότι πληροφορία του λείπει από άλλους BS. Με την τεχνική επικοινωνίας D2D υποστηρίζονται άμεσες επικοινωνίες με τις οποίες υπάρχει υψηλό κέρδος απόδοσης.

Μια άλλη προσέγγιση αποτελεί ο συνδυασμός της δικτύωσης, της αποθήκευσης και του cloud για την ενίσχυση της απόδοσης των μη επανδρωμένων εναέριων οχημάτων UAV(Unmanned Aerial Vehicle)[59]. Όμως επειδή αυτές οι τεχνολογίες έχουν μεγάλη πολυπλοκότητα, χρησιμοποιείται η DRL(Deep Reinforcement Learning) η οποία καταφέρνει αυτόματα κατανομή πόρων σε δίκτυα οχημάτων όπως στην περίπτωση που έχουμε τον συνδυασμό της δικτύωσης, της αποθήκευσης και του cloud. Τα αποτελέσματα από την παραπάνω προσέγγιση δείχνουν ότι υπάρχει καλύτερη απόδοση. Ένα άλλο πλαίσιο είναι η εκμάθηση για τα προβλήματα της προσωρινής αποθήκευσης. Χρησιμοποιείται ένας πράκτορας ο οποίος παίρνει τις αποφάσεις για την προσωρινή μνήμη με σκοπό την μεγιστοποίησή της. Ανάλογα με το πόσο συχνά χρησιμοποιείται αυτή η μνήμη υπολογίζεται και η απόδοση του πράκτορα. Η απόδοσή του δείχνει καλύτερο ρυθμό επιτυχίας και βελτίωση στη χρήση της μνήμης.

Μια μέθοδος ενός σχήματος προσωρινής αποθήκευσης το οποίο παίρνει σαν δεδομένα την συμπεριφορά των χρηστών και τις ιδιότητες του δικτύου κινητής τηλεφωνίας χρησιμοποιείται για την αντιμετώπιση της αυξανόμενης ζήτησης του περιεχομένου των κινητών συσκευών και της παροχής ποιότητας-υπηρεσίας των χρηστών. Σε αυτήν την μέθοδο αποθηκεύονται τα δεδομένα προσωρινά χωρίς να ελέγχονται τα αιτήματα των χρηστών. Ο αλγόριθμος βασισμένος στο ELM(Extreme Learning Machine) [60] χρησιμοποιείται παράλληλα για την εκτίμηση των δεδομένων αλλά και της επιλογή των χαρακτηριστικών για την βελτίωση της

απόδοσης του αλγορίθμου. Ένα MILP (Mixed Integer Linear Program) διαχειρίζεται την κρυφή μνήμη και προβλέπει τις πληροφορίες και τις ιδιότητες του δικτύου κινητής τηλεφωνίας. Αυτή η μέθοδος βελτιώνει την απόδοση του δικτύου αλλά και της ποιότητας-υπηρεσίας των χρηστών.

Ένα άλλο πλαίσιο που επιτυγχάνει την μεγιστοποίηση της ποιότητας-υπηρεσιών των χρηστών είναι η άντληση πληροφοριών για τους χρήστες σε ένα UAV με σκοπό την καλυτέρευση της προσωρινής αποθήκευσης. Η απομακρυσμένη αποθήκευση είναι σε θέση να κάνει προβλέψεις δεδομένων για τους χρήστες οι οποίες βοηθούν στον εντοπισμό της βέλτιστης τοποθεσίας και αποθήκευσης του δεδομένου αυτού για ένα UAV. Η μετάδοση από το δίκτυο στους χρήστες γίνεται μέσω του κύματος χιλιοστόμετρου και οι συνδέσεις από το cloud στο δίκτυο είναι περιορισμένες. Για την ενίσχυση του πλαισίου αυτού χρησιμοποιείται ένα μοντέλο ESN(Echo State Network) το οποίο βοηθάει στον διαχωρισμό των συμπεριφορών των χρηστών βελτιώνοντας έτσι με καλύτερο τρόπο τις προβλέψεις. Παράλληλα για την εξέλιξη των UAV αναπτύσσεται μια προσωρινή αποθήκευση σε ένα ασύρματο δίκτυο πρόσβασης στο cloud, το οποίο μαθαίνει πληροφορίες σχετικά με το περιεχόμενο, τις τοποθεσίες και την συσχέτιση των χρηστών στο UAV. Η προσωρινή αποθήκευση βοηθάει στην μείωση της καθυστέρησης μετάδοσης και της ισχύς μετάδοσης. Ένα παρόμοιο πλαίσιο προσωρινής αποθήκευσης και ομαδοποίησης είναι η πρόβλεψη του περιεχομένου και της κινητικότητας των χρηστών με βάση το cloud ώστε να αποθηκεύεται μόνο το απαραίτητο περιεχόμενο δεδομένων. Αυτό που γίνεται είναι να αποφασίζεται ποιο περιεχόμενο θα αποθηκευτεί στο RRHs(Remote Radio Heads) και ποιο στο BBUs(Baseband Units). Το cloud ανάλογα με τα αιτήματα των χρηστών κάνει εκτίμηση σχετικά με τα RRH των χρηστών. Στην συνέχεια με βάση το περιεχόμενό τους συγκεντρώνει τα RRH σε ομάδες. Χρησιμοποιείται και σε αυτό το πλαίσιο το μοντέλο ESN ώστε να μπορούν να μαθευτούν και τα περιεχόμενα και οι τοποθεσίες χωρίς την γνώση όλων των αιτημάτων των χρηστών. Με βάση τις προβλέψεις θα καθοριστεί ποιες πληροφορίες θα αποθηκεύονται έτσι ώστε να μην υπερφορτώνεται το δίκτυο και θα αυξάνεται της χωρητικότητας [61].



Εικόνα 30 Συνδυασμός Ομαδοποίησης και Αποθήκευσης

5.4.4 Backhaul στην Μηχανική Μάθηση

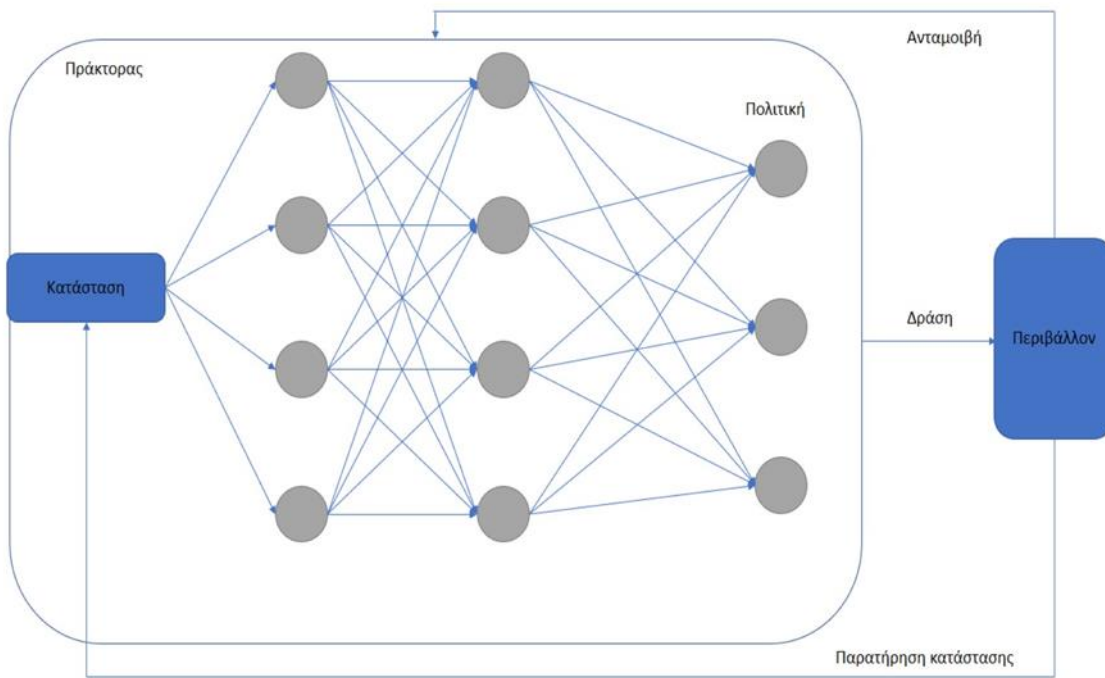
Για να υπάρξει αποδοτικότερη απόδοση στο σύστημα θα πρέπει οι σύνδεσμοι backhaul που συνδέουν τους SBS με τους MBS ή τους BS και το κεντρικό δίκτυο να διαχειρίζονται σωστά [62]. Γίνεται ένας διαχωρισμός σε μικρά κελιά με σκοπό να αντιμετωπιστεί η αύξηση των ασύρματων χρηστών και οι απαιτήσεις τους στην χωρητικότητα, στο ρυθμό δεδομένων αλλά και στην έλλειψη φάσματος. Η CRE βοηθάει στην αντιμετώπιση του φάσματος λόγω των μικρών κελιών που υπάρχουν. Ακόμη η τεχνική RL χρησιμοποιείται ώστε να βελτιωθεί η χωρητικότητα του συστήματος στα μικρά κελιά αλλά και ο προγραμματισμός στα κελιά (macrocells) ώστε να μειωθούν οι παρεμβολές στα μικρά κελιά. Ο τρόπος που λειτουργεί το παραπάνω πλαίσιο είναι με ένα καταναμημένο μηχανισμό που λειτουργεί σε όλα τα μικρά κελιά αξιοποιώντας τις τεχνικές RL για να βοηθήσει στην αποφόρτιση του δικτύου. Μια άλλη προσέγγιση αποτελεί μια καταναμημένη διαχείριση backhaul σε ένα ασύρματο κυψελοειδές δίκτυο με δυνατότητα προσωρινής αποθήκευσης. Αυτό που γίνεται είναι οι SBS να είναι σε θέση να καθορίσουν όλα τα αρχεία που διαθέτουν χωρίς να επηρεάζονται τα αιτήματα που έχουν. Αυτό μπορεί να αποτυπωθεί ως ένα παιχνίδι στο οποίο οι SBS είναι παίκτες που χωρίς να επηρεάζονται από όλα τα αρχεία που έχουν λάβει πρέπει να λάβουν τις αποφάσεις. Μια μικτή Nash ισορροπία υπάρχει σε αυτό το παιχνίδι όταν όλοι οι BS έχουν ίσες πιθανότητες. Όμως με την χρήση της εκμάθησης ενίσχυσης έχουν την δυνατότητα

οι BS να φτάσουν σε ισορροπία χωρίς να επικοινωνούν μεταξύ τους. Αυτός ο τρόπος αποδεικνύεται ότι δίνει καλύτερη απόδοση σε σχέση με άλλους τρόπους.

6

Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Το DRL είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης που επηρεάζει σημαντικά όλες τις υπάρχουσες έρευνες χρησιμοποιώντας έναν πράκτορα όπου παίρνει όλες τις αποφάσεις, εξάγει τα αποτελέσματα και αποφασίζει ανάλογα ποια στρατηγική θα χρησιμοποιήσει ώστε να πετύχει τα βέλτιστα αποτελέσματα. Παρόλα αυτά, επειδή είναι απαραίτητο να κάνει έρευνα σε ολόκληρο το σύστημα, πράγμα που απαιτεί πάρα πολύ χρόνο, δεν είναι τελείως κατάλληλη για δίκτυα μεγάλης κλίμακας. Έτσι, αυτή η τεχνική εκμεταλλεύεται τα θετικά των DNN και επιτυγχάνεται καλύτερη ταχύτητα εκμάθησης.



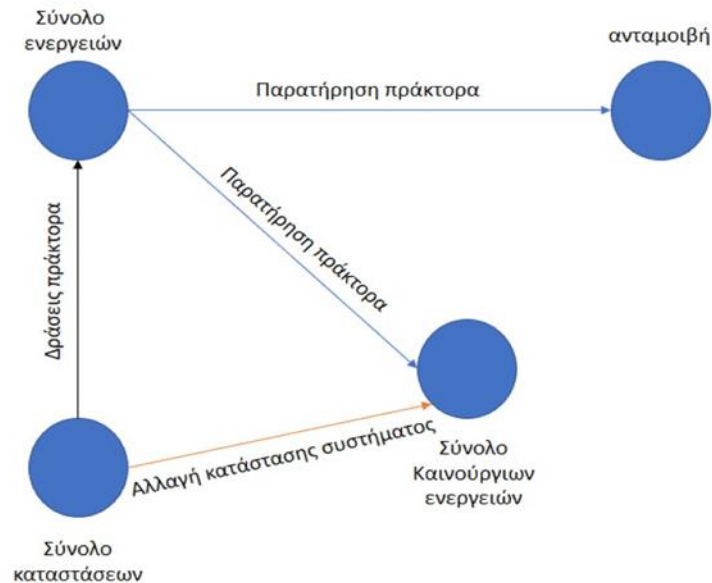
Εικόνα 31 Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Το ΙοΤ είναι ένας τομέας στον οποίο εφαρμόζεται το DRL, δηλαδή για αποφάσεις όπως είναι το διαθέσιμο φάσμα, ο ρυθμός δεδομένων, ο έλεγχος ισχύος, ο έλεγχος των BS αλλά και όλες οι εργασίες που έχουν να αντιμετωπίσουν τα δίκτυα. Το βασικότερο πλεονέκτημα του DRL είναι ότι μπορεί να εντοπίσει λύσεις για περίπλοκα προβλήματα σε ένα δίκτυο χωρίς να ξέρει τις ακριβείς πληροφορίες. Ακόμη, οποιαδήποτε οντότητα ανήκει μέσα στο δίκτυο θα είναι σε θέση να μάθει λεπτομέρειες σχετικά με όλο το περιβάλλον του όπως είναι η κατάλληλη επιλογή καναλιού και η κατάλληλη επιλογή του BS. Παράλληλα η κάθε οντότητα μέσα στο δίκτυο είναι σε θέση να πάρει την απόφαση του χωρίς να επικοινωνεί με όλες τις υπόλοιπες οντότητες του δικτύου, το οποίο σημαίνει ότι δεν χρειάζεται επικοινωνία μεταξύ όλων των οντοτήτων. Το πιο σημαντικό είναι ότι σε συστήματα ΙοΤ στα οποία υπάρχουν πάρα πολλές συσκευές, το DRL δίνει την δυνατότητα στους ελεγκτές ή στις πύλες να έχουν πρόσβαση στο φάσμα, να ελέγχουν την μετάδοση ισχύος και να ελέγχουν την συσχέτιση των χρηστών.

Τα δίκτυα ΙοΤ αποτελούνται από αισθητήρες αλλά και από χρήστες κινητών συσκευών οι οποίοι είναι αναγκαίο να λαμβάνουν αποφάσεις για να πετύχουν τους δικούς του στόχους ο καθένας. Το DRL βοηθά στην κατανομή του φάσματος βοηθώντας τους χρήστες να εντοπίζουν το κατάλληλο κανάλι ώστε να έχουν την καλύτερη απόδοση. Έπειτα, το DRL είναι σε θέση να βοηθάει τον χρήστη να εντοπίσει τον κατάλληλο BS[63].

6.1 Τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης

Αρχικά παρουσιάζονται κάποιες διαδικασίες λήψης αποφάσεων MDP(Markov Decision Process) όπου είναι μια διαδικασία στοχαστικού ελέγχου δηλαδή μοντελοποιεί τα προβλήματα λήψης αποφάσεων τα οποία είτε έχουν τυχαία αποτελέσματα είτε λαμβάνονται μέσω ενός πράκτορα είτε λαμβάνονται μέσω ενός εκτελεστή αποφάσεων. Ακόμη βοηθούν στην λήψη αποφάσεων σε προβλήματα με δυναμικές τεχνικές προγραμματισμού είτε με RL. Το MDP αποτελείται από ένα σύνολο μιας πλειάδας με ένα σύνολο καταστάσεων, ένα σύνολο ενεργειών, μια πιθανότητα μετάβασης από μια κατάσταση σε μια άλλη και μια ανταμοιβή που δίνεται μετά την εκτέλεση της ενέργειας. Ακόμη ορίζεται και η πολιτική που είναι οι διαφορετικές ενέργειες που μπορούν να υπάρξουν για μια συγκεκριμένη κατάσταση. Ο σκοπός του MDP είναι να δημιουργηθεί μια πολιτική και να είναι η βέλτιστη[63].

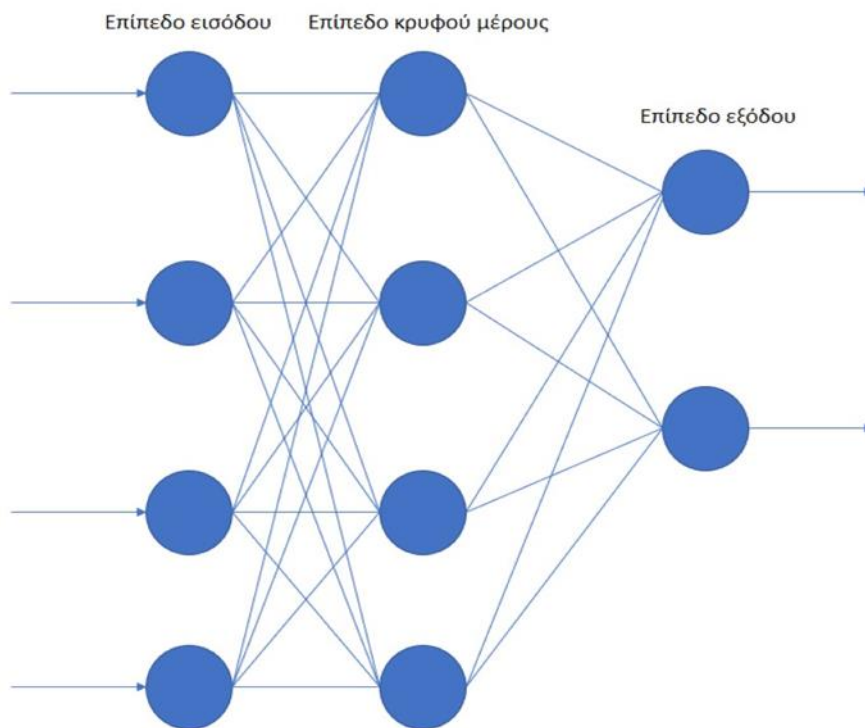


Εικόνα 32 Τεχνική MDP

Η RL ανήκει στην μηχανική μάθηση και χρησιμοποιείται για να αντιμετωπίσει προβλήματα MDP. Υπάρχει ένας πράκτορας ο οποίος έχει μια σχέση αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον ώστε να βρει μια βέλτιστη πολιτική. Αυτό που κάνει είναι να ελέγχει πρώτα την κατάσταση στην οποία βρίσκεται και μετά να εκτελεί την ενέργειά του ώστε να λάβει την ανταμοιβή του με την νέα κατάσταση. Μέχρι να βρεθεί η καλύτερη πολιτική για τον πράκτορα, η ανταμοιβή και η νέα κατάσταση βοηθούν στην διαδικασία. Το Q- Learning αποτελεί μια κατηγορία RL με σκοπό να βρεθεί η καλύτερη πολιτική ώστε ο πράκτορας να έχει την καλύτερη ανταμοιβή. Έτσι με βάση την πολιτική του συστήματος ορίζεται μια συνάρτηση που εκπροσωπεί την αναμενόμενη τιμή. Έπειτα θα πρέπει να εντοπιστούν όλες οι καλύτερες τιμές για όλα τα ζευγάρια των καταστάσεων και της ενέργειας, το οποίο

πραγματοποιείται μέσω επαναληπτικής διαδικασίας. Το Q- Learning δεν έχει απαίτηση από τον πράκτορα να γνωρίζει από την αρχή όλους τους παραμέτρους του συστήματος αλλά αυτό που θέλει να πετύχει είναι μέσω των αλληλοεπιδράσεων να βρεθούν οι τιμές για τα ζεύγη.

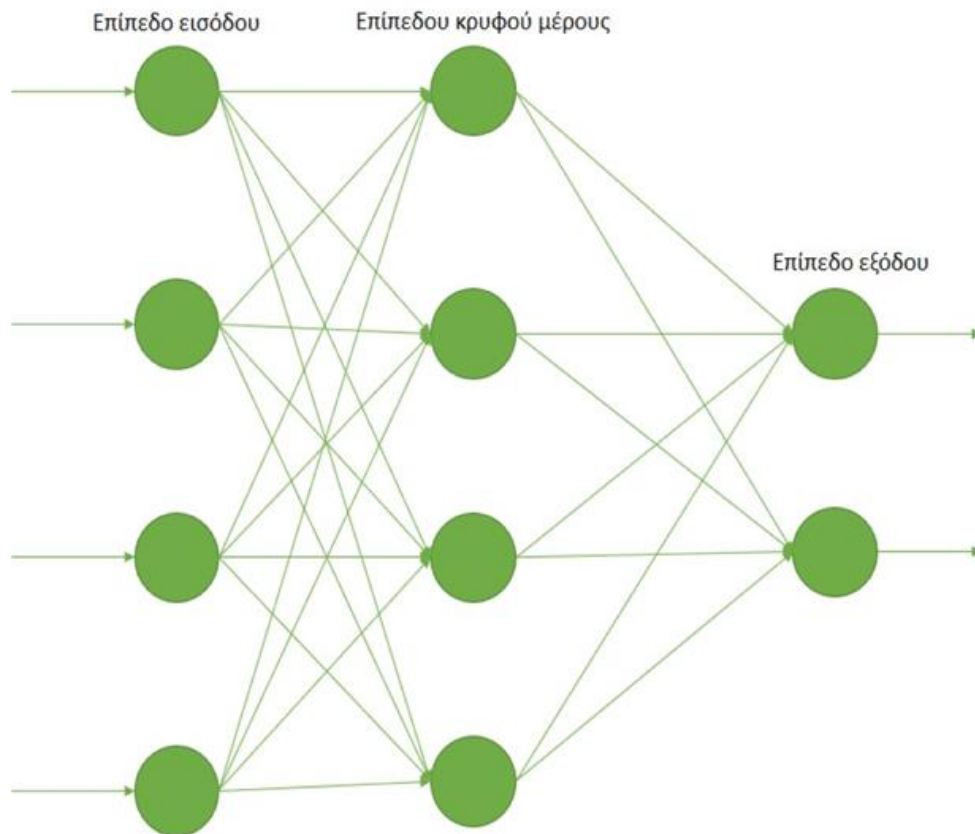
Το DL(Deep Learning) έχει ως κύριο σκοπό να μην εξάγονται αποτελέσματα από τα δεδομένα με αυτόματη εκμάθηση. Αποτελείται από το DNN επειδή κάθε δίκτυο έχει δύο ή περισσότερα στρώματα επιπέδου. Το ANN είναι ένα μοντέλο που βασίζονται τα μοντέλα DL και μπορεί να κάνει ταξινόμηση, πρόβλεψη, λήψη αποφάσεων και απεικόνιση. Αποτελείται από νευρώνες όπου ο κάθε ένας έχει μια είσοδο, μια λειτουργία ενεργοποίησης και μια έξοδο και έχει τρία επίπεδα την είσοδο όπου οι νευρώνες μεταβιβάζουν τα δεδομένα στο κρυφό μέρος, το κρυφό μέρος όπου μεταβιβάζει τα δεδομένα στην έξοδο και την έξοδο[63].



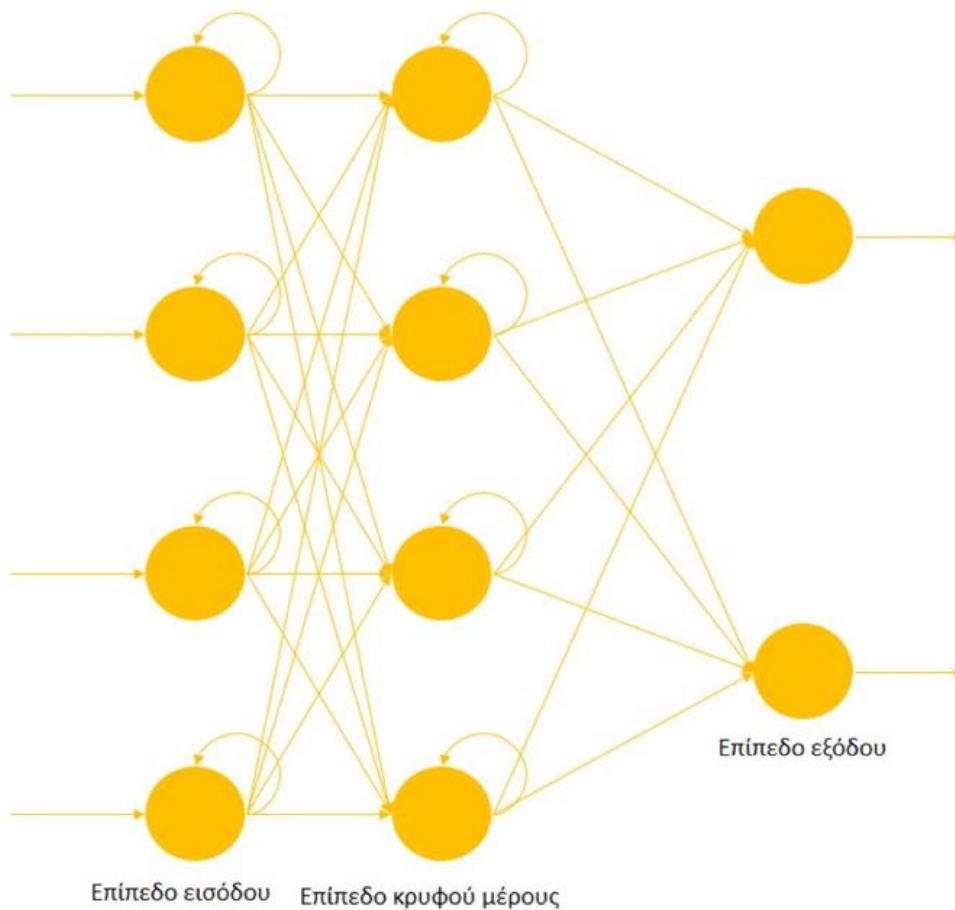
Εικόνα 33 Δίκτυο ANN

Ένα DNN μπορεί να ορίσει ANN με πολλά επίπεδα. Το DNN έχει δύο μοντέλα το FNN (Feedforward Neural Network) και το RNN (Recurrent Neural Network). Στην πρώτη κατηγορία του FNN τα δεδομένα μεταφέρονται από τους κόμβους εισόδου στους κόμβους εξόδου μέσω των κρυφών κόμβων. Το CNN (Convolutional Neural Network) είναι μοντέλο του FNN που εφαρμόζεται σε εικόνα και ομιλία και αποτελείται από ένα ή περισσότερα στρώματα επιπέδου τα οποία συνδέονται μεταξύ τους. Η εξαγωγή και η ταξινόμηση χαρακτηριστικών είναι βασικά συστατικά του CNN. Από την άλλη στο RNN οι συνδέσεις ακολουθούν ένα κατευθυνόμενο κύκλο δηλαδή η έξοδος δεν εξαρτάται μόνο από την είσοδο αλλά

και από τις καταστάσεις. Αυτό σημαίνει ότι κάθε βήμα εξαρτάται από τα προηγούμενα και χρησιμοποιείται σε καταστάσεις που έχουν να κάνουν με χρονικά στοιχεία. Το DQL (Deep Q-Learning) μπορεί να βοηθήσει καλύτερα ώστε να βρεθούν οι καλύτερες πολιτικές και να υπάρχει μεγάλος χώρος δράσης. Το DQL χρησιμοποιεί το DNN ώστε να εξάγει καλύτερα αποτελέσματα[63].



Εικόνα 34 Δίκτυο FNN



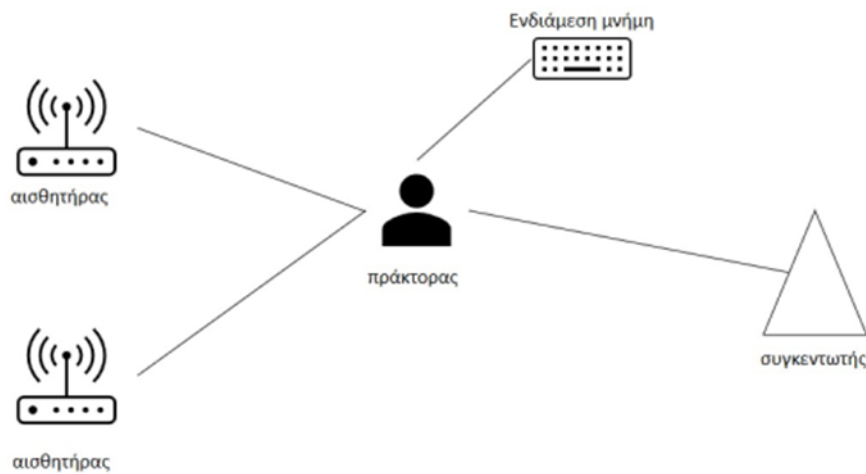
Εικόνα 35 Δίκτυο RNN

6.2 Διαχείριση Φάσματος στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Η διαχείριση φάσματος είναι μια πρώτη κατηγορία διαχείρισης πόρων που αναφέρονται. Εδώ χρησιμοποιείται ένα σχέδιο πρόσβασης στο κανάλι για κάθε ένα αισθητήρα με βάση το DQL. Αυτό που γίνεται είναι ο κάθε αισθητήρας να επιλέγει ένα κανάλι για να μεταδώσει. Εάν η τιμή που λαμβάνει ο αισθητήρας είναι +1 σημαίνει ότι το διαθέσιμο κανάλι είναι σε χαμηλή παρεμβολή ενώ εάν είναι -1 σημαίνει ότι το διαθέσιμο κανάλι είναι σε υψηλή παρεμβολή. Αυτό που επιτυγχάνει ο αισθητήρας είναι η μέγιστη ανταμοιβή. Εάν το κανάλι είναι σε χαμηλή παρεμβολή σημαίνει ότι υπάρχει επιτυχημένη μετάδοση αλλά εάν είναι σε υψηλή παρεμβολή σημαίνει ότι έχει αποτυχημένη μετάδοση. Για αυτό σε κάθε μετάδοση πρέπει να επιτευχθεί η μεγιστοποίηση της ανταμοιβής του αισθητήρα με μια καλύτερη πολιτική. Το DQL βοηθάει τους αισθητήρες ώστε να εντοπίσουν την βέλτιστη πολιτική. Για να γίνει αυτό εφαρμόζεται το DQL όπου σαν είσοδο του προβλήματος υπάρχουν όλες οι προηγούμενες ανταμοιβές και σαν έξοδο υπάρχουν όλες οι τιμές για κάθε μια αντίστοιχη ενέργεια.

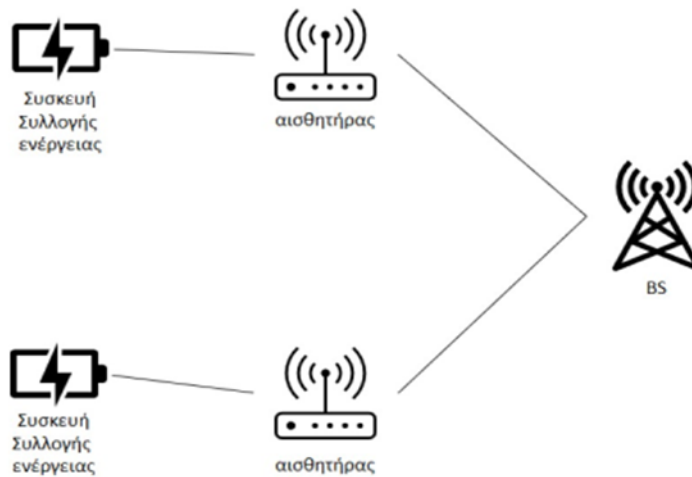
Το παραπάνω σενάριο όμως χρησιμοποιεί μόνο έναν αισθητήρα. Όταν υπάρχουν δύο ή περισσότεροι αισθητήρες, ο κάθε αισθητήρας στέλνει τα πακέτα του σε έναν πράκτορα και αυτός τα προωθεί στον συγκεντρωτή (sink) μέσω του DQL. Όλα τα πακέτα παράλληλα αποθηκεύονται στον κάθε αισθητήρα σε μια ενδιάμεση μνήμη

(buffer). Σε κάθε μετάδοση λοιπόν τα πακέτα του κάθε αισθητήρα αποστέλλονται σε ένα σύνολο καναλιών με στόχο να μεγιστοποιηθεί η ωφελιμότητα του κάθε αισθητήρα[63].



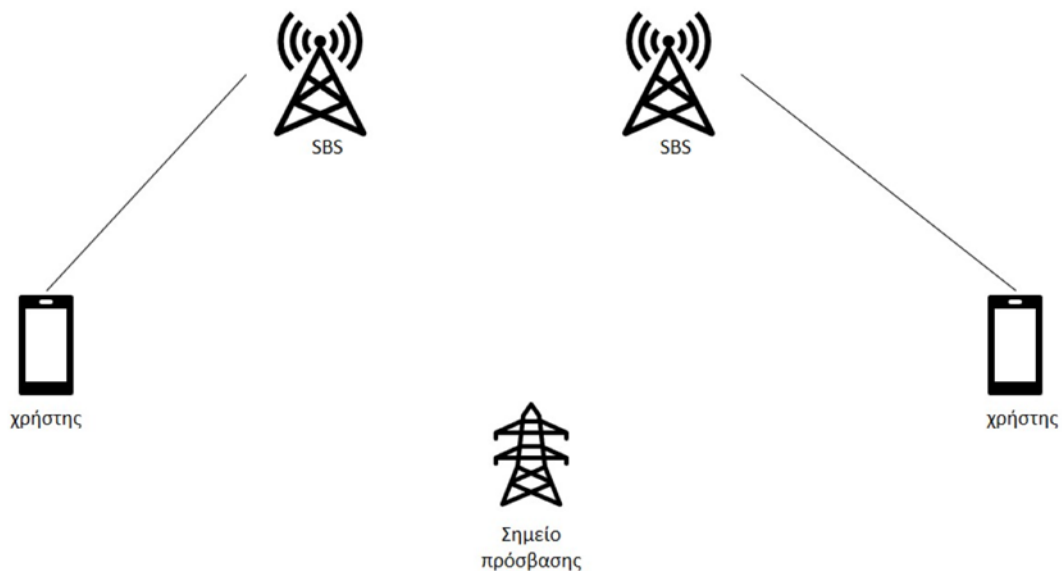
Εικόνα 36 Διαχείριση Φάσματος με Ενδιάμεση Μνήμη

Εκτός από την διαχείριση φάσματος υπάρχει παράλληλα και κατανάλωση ενέργειας. Έτσι, δημιουργείται ένα σενάριο όπου υπάρχουν BS και συσκευές συλλογής ενέργειας. Ο κάθε BS έχει ως αρμοδιότητα να διανέμει τα κανάλια στους αισθητήρες. Όμως, δεν είναι συγκεκριμένη η διαθέσιμη ενέργεια από το περιβάλλον και για αυτό δεν είναι σίγουρο πόσο αποτελεσματικά θα γίνεται η κατανομή στα κανάλια. Άρα, οι BS είναι απαραίτητο να ελέγχουν την μπαταρία των αισθητήρων ώστε να επιλέγει τους κατάλληλους για να αυξήσει τον συνολικό ρυθμό στο κανάλι. Το DQL μέσω του DQN (Deep Q-Network) βοηθάει τους BS να εκπληρώσουν τις κατάλληλες επιλογές. Αυτό πραγματοποιείται μέσω δύο επίπεδων όπου στο πρώτο γίνεται η πρόβλεψη για την κατάσταση μπαταρίας του κάθε ενός αισθητήρα και στο δεύτερο μέσω αυτών των προβλέψεων και των πληροφοριών της κατάστασης του καναλιού αποφασίζεται ποια θα είναι η πολιτική πρόσβασης στο κανάλι[63].



Εικόνα 37 Διαχείριση Φάσματος με Ενδιάμεση Μνήμη και Ενέργεια

Για να λυθούν τα προβλήματα της πρόσβασης στο κανάλι αλλά και των παρεμβολών χρησιμοποιείται ένα μοντέλο όπου υπάρχουν SBS που εισέρχονται στα μη αδειοδοτούμενα κανάλια. Σε κάθε μετάδοση ο SBS μεταδίδει σε ένα από τα κανάλια αυτά και είναι απαραίτητο να επιλέγει ζευγάρια επιλογής καναλιού που θα αποκτούν πρόσβαση στο κανάλι. Έτσι, για να μεγιστοποιήσει την απόδοση του είναι θεμιτό να δημιουργήσει ένα διάνυσμα δράσης το οποίο θα φαίνεται σε όλα τα κανάλια. Αυτό μπορεί να αποτυπωθεί σαν ένα παιχνίδι με είσοδο όλο το ιστορικό των SBS και έξοδο όλα τα διανύσματα που μπορούν να δημιουργηθούν για κάθε έναν SBS[63].



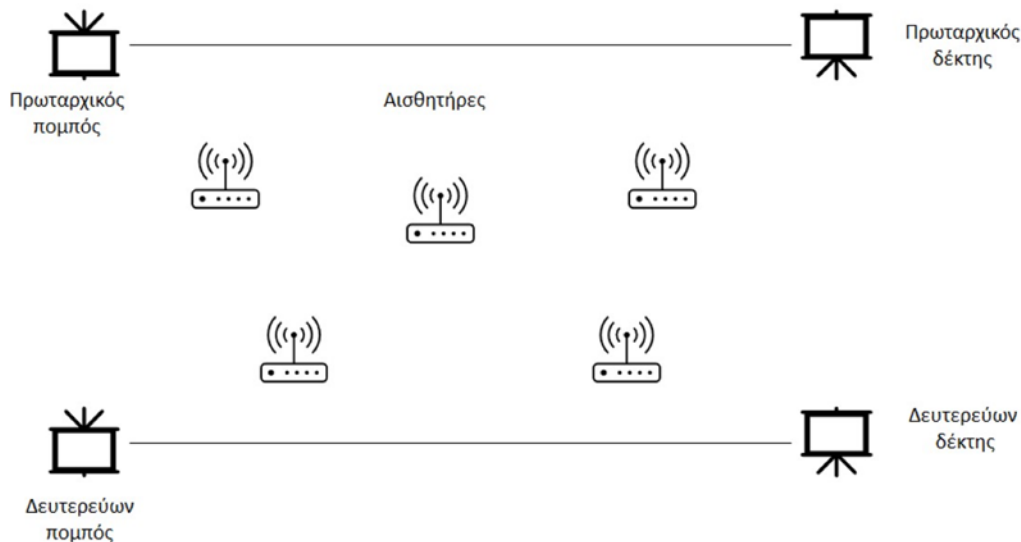
Εικόνα 38 Μοντέλο με Μη Αδειοδοτούμενα Κανάλια

Όλα τα παραπάνω σενάρια αποτελούνταν από σταθερό αριθμό χρηστών. Το συγκεκριμένο σενάριο επηρεάζεται από την άφιξη των χρηστών που ζητούν πρόσβαση στο κανάλι. Έτσι, δημιουργείται μια γεωγραφική περιοχή όπου χωρίζεται σε αρκετές δέσμες με σκοπό να ανταπεξέλθουν και να μην υπάρχουν προβλήματα στους UT (User Terminal). Όταν φθάνει σε ένα κανάλι ένας UT του εκχωρείτε ένα κανάλι εφόσον υπάρχει κάποιο διαθέσιμο και έτσι έχει ικανοποιηθεί το νέο αίτημα εισαγωγής στο κανάλι αντιθέτως όχι. Αυτό που πρέπει να γίνει λοιπόν είναι να βρεθεί μια ιδανική κατανομή καναλιού έτσι ώστε να μην υπάρχουν αιτήματα πρόσβασης χωρίς να ικανοποιούνται και να μην υπάρχουν παρεμβολές όταν μπαίνει ένας νέος UT. Όταν ικανοποιηθεί το αίτημα η ανταμοιβή είναι θετική ενώ όταν δεν ικανοποιηθεί είναι αρνητική[63].

Η διαχείριση του φάσματος σε ένα CR με SU αποτελεί μεγάλο κίνητρο για την αποτελεσματικότητα του φάσματος. Όλες οι χρήστες του SU μπορούν να εισέρχονται στο φάσμα χωρίς να δημιουργούν παρεμβολές. Το διαθέσιμα φάσμα μπορεί να διαχωριστεί σε ένα παθητικό πρωτεύον μοντέλο χρήστη και σε ένα ενεργό μοντέλο πρωτεύοντος χρήστη. Για να γίνει η κοινή χρήση φάσματος είναι αναγκαίο οι PU και οι SU να έχουν μια αλληλεπίδραση μεταξύ τους. Έτσι, όλοι οι χρήστες ακολουθούν μια στρατηγική ελέγχου ισχύος για να πετύχουν την ποιότητα υπηρεσιών τόσο για τους PU όσο και για τους SU. Ο αλγόριθμος DCPC (Distributed Constrained Power Control) χρησιμοποιείται με σκοπό να πετύχει την ποιότητα υπηρεσίας και να προσαρμόσει την ισχύ κατάλληλα. Για να πετύχουν τους στόχους τους οι χρήστες χρησιμοποιούν το RL λαμβάνοντας δεδομένα από το περιβάλλον.

Το CR αποτελείται από έναν PU και έναν SU όπου μεταξύ τους υπάρχει μια συνεργασία δηλαδή ο PU ελέγχει την ισχύ μετάδοσής του με βάση την πολιτική ελέγχου ισχύος που υπάρχει. Αυτό γίνεται διότι και ο SU είναι απαραίτητο να γνωρίσει την πολιτική ελέγχου. Οι αισθητήρες μπορούν να βοηθήσουν συλλέγοντας δεδομένα από RSE (Received Signal Environment) σχετικά με την ισχύ εκπομπής των PU και των SU. Από όλους τους αισθητήρες οι κόμβοι πρέπει να μαζεύουν δεδομένα ανάλογα με τον χρόνο. Με το DRL δημιουργείται μια πολιτική ελέγχου για τον έλεγχο ισχύος. Όλη αυτή η διαδικασία μπορεί να εξυπηρετήσει ώστε ο BS να ελέγχει την ισχύ μετάδοσής του και να οδηγηθεί σε μια βέλτιστη κατάσταση.

Στο σύστημα αυτό και ο PU και ο SU αποτελούνται από έναν κύριο πομπό και από έναν κύριο δέκτη. Ο PU δεν γνωρίζει εάν υπάρχει κάποιος SU και εκπέμπει την ισχύ του βάση της πολιτικής που διαθέτει αλλά με βάση την εξάρτηση που δέχεται από το περιβάλλον. Έτσι ο SU δεν είναι σε θέση να γνωρίζει ούτε για την πολιτική αλλά ούτε και για την ισχύ μετάδοσης. Και τα δύο είδη χρηστών κάνουν ταυτόχρονη ενημέρωση και για την ισχύ μετάδοσης τους αλλά και για την ισχύ εκπομπής τους. Ο κύριος σκοπός είναι ο SU να γνωρίσει γρήγορα την πολιτική ελέγχου ισχύος από την αρχή με σκοπό και οι δύο χρήστες να αποκτήσουν την καλύτερη ποιότητα υπηρεσίας. Η ποιότητα υπηρεσίας και των δύο χρηστών υπολογίζεται με βάση το SINR το οποίο πρέπει να απαιτεί μια ελάχιστη απαίτηση[64].



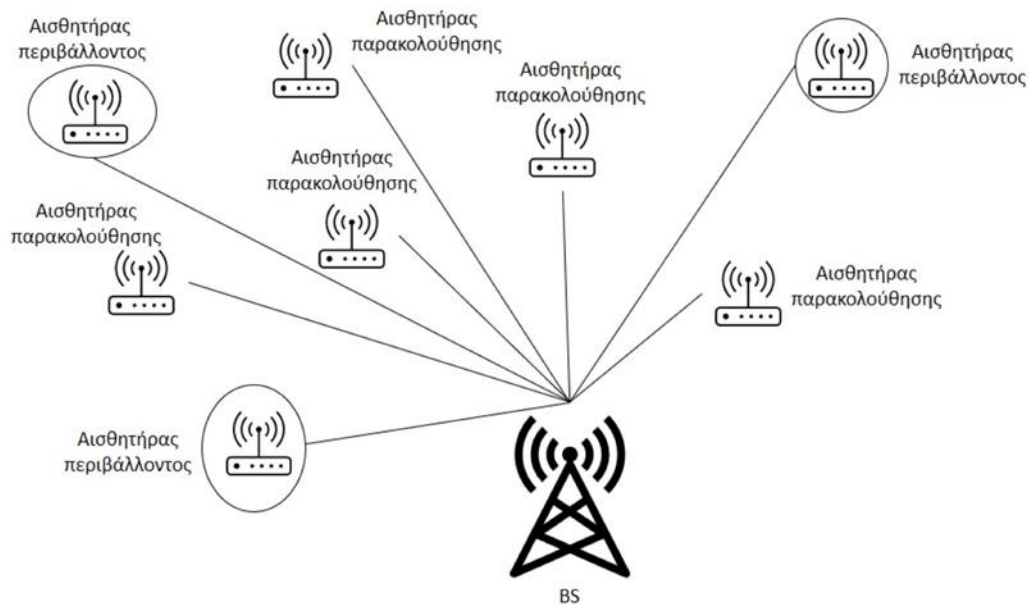
Εικόνα 39 Διαχείριση Φάσματος στο CR

Η DSA (Dynamic Spectrum Access) είναι μια κατηγορία πόρων που χρησιμοποιείται για το IoT. Στο σενάριο αυτό υπάρχουν πολλοί αισθητήρες, ένας BS και ένα σύνολο καναλιών. Οι BS περιβάλλονται από αισθητήρες όπου μπορεί να είναι δύο κατηγοριών είτε να παρακολουθούν το περιβάλλον είτε να συλλέγουν δεδομένα. Οι αισθητήρες που συλλέγουν τα δεδομένα έχουν έναν χώρο αποθήκευσης (buffer) από αποθηκεύουν προσωρινά όλα τα δεδομένα. Η επικοινωνία μεταξύ του αισθητήρα και του BS γίνεται μέσω του καναλιού και μετά από αυτή υπάρχει ένα σήμα όπου επιδεικνύει εάν η μετάδοση που έγινε ήταν επιτυχής. Εάν είναι επιτυχής η τιμή είναι 1 αλλιώς η τιμή είναι 0. Οι αισθητήρες παρακολούθησης είναι απαραίτητο να ικανοποιούν τις απαιτήσεις ποιότητας-υπηρεσίας και οι αισθητήρες συλλογής είναι αναγκαίο να ελέγχουν τα δεδομένα που είναι αποθηκευμένα στο χώρο αποθήκευσης.

Μετά από κάθε μια μετάδοση ο πράκτορας αποκτά ένα σύνολο μεταβλητών όπου αποτελείται από την τρέχουσα ενέργεια της κατανομής των πόρων του φάσματος όλων των αισθητήρων του συστήματος και την κατάσταση επικοινωνίας του αισθητήρα παρακολούθησης όπου ανάλογα με την τιμή συμπεραίνεται εάν επικοινωνεί ή όχι ο αισθητήρας. Για κάθε μια κατάσταση που πραγματοποιείται στο σύστημα αντιστοιχίζεται μια ενέργεια. Παράλληλα, υπάρχει ο δείκτης καναλιού που είναι σε κάθε αισθητήρα και δείχνει εάν έχει εισχωρήσει σε κάποιο κανάλι. Ο κάθε BS έχει την δυνατότητα να μην διανέμει το ίδιο κανάλι σε πολλούς αισθητήρες, το οποίο σημαίνει ότι μπορούν να μειωθούν οι παρεμβολές. Σε κάθε μετάδοση όλα τα κανάλια κατανέμονται ώστε οι πόροι του φάσματος να κατανεμηθούν πλήρως.

Το DQN χρησιμοποιεί το DNN το οποίο έχει τρία στρώματα επιπέδου. Σαν είσοδο δέχεται την κατάσταση από το περιβάλλον και σαν έξοδο εξάγονται όλες οι ενέργειες. Για κάθε μετάδοση λοιπόν το DNN λαμβάνει μια τιμή για όλες τις ενέργειες και έπειτα ο πράκτορας λαμβάνει δράση με την τιμή. Το σύστημα λοιπόν

μετά την δράση πηγαίνει στην επόμενη κατάσταση και δέχεται και την αναμενόμενη ανταμοιβή[65].



Εικόνα 40 Διαχείριση Πρόσβαση Φάσματος

6.3 Έλεγχος Ισχύος και Συλλογή Δεδομένων στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Μια έρευνα γίνεται για το έλεγχο του φάσματος και της ισχύος σε ένα δίκτυο NCCRN (Non-Cooperative Cognitive Radio Networks). Ο κάθε SU δίνει τον έλεγχο στις συσκευές να συγκεντρώνουν όλες τις πληροφορίες στρατηγικής ελέγχου ισχύος των PU. Ο έλεγχος ισχύος κάθε SU αποτυπώνεται σαν ένα MDP και κάθε SU μεταδίδει ισχύ μέσα από ένα σύνολο επιπέδων ισχύος. Εφόσον και οι PU και οι SU ανταπεξέλθουν ανάλογα με τις τιμές SINR δέχονται μια ανταμοιβή. Το DQL βοηθάει τον κάθε SU να κάνει την μετάδοση της ισχύος του. Με αυτήν την τεχνική μπορεί να βρεθεί η καλύτερη λύση για το πρόβλημα.

Σε μια άλλη κατηγορία δικτύων στα massive MIMO ο κάθε BS μπορεί να ελέγχει έναν αριθμό χρηστών. Έτσι όμως υπάρχει πρόβλημα σχετικά με την ενέργεια που θα μοιράζεται στους χρήστες. Για τον λόγο αυτό εφαρμόζεται το DL όπου αποτελείται από πολλαπλούς BS που μπορούν να ανταπεξέλθουν με πολλούς χρήστες. Στο πρόβλημα αυτό το FNN βοηθάει παίρνοντας σαν είσοδο όλα τα σήματα και βγάζοντας σαν έξοδο όλα τα διανύσματα ισχύος. Όλο το παραπάνω σενάριο καταφέρνει να πετύχει μέγιστη ενεργειακή απόδοση. Υπάρχει και ακόμα μια έννοια στα massive MIMO δίκτυα σχετικά με την χωρητικότητα που είναι η μέγιστη-ελάχιστη δικαιοσύνη(max-min fairness) και εφαρμόζεται χρησιμοποιώντας DL. Υπάρχουν πολλά κελιά στο σύστημα αυτό και το κάθε ένα έχει ένα BS που εξυπηρετεί όλους τους χρήστες. Το κύριο μέλημα του BS είναι να δημιουργήσει ένα

διάνυσμα κατανομής ισχύος ώστε να εξυπηρετούνται οι χρήστες δίκαια σύμφωνα με την μέγιστη-ελάχιστη δικαιοσύνη. Και εδώ το FNN χρησιμοποιείται παίρνοντας σαν είσοδο την γεωγραφική θέση των χρηστών και βγάζοντας σαν έξοδο το διάνυσμα κατανομής ισχύος ανάλογα με τον BS που εξυπηρετείται ο κάθε χρήστης. Παρόλο που έχει μεγάλη πολυπλοκότητα το παραπάνω σενάριο έχει βέλτιστα αποτελέσματα.

Μια διαφορετική προσέγγιση αποτελεί η χρήση MC (Mobile Crowdsensing), όπου συγκεντρώνονται όλα τα δεδομένα στο κινητό χωρίς να μειώνεται η ποιότητα ανίχνευσης. Η περιοχή ανίχνευσης διαχωρίζεται σε κελιά και στόχος είναι να συλλέγει δεδομένα. Ανάλογα όμως από ποια κελιά συλλέγονται τα δεδομένα μπορεί να είναι και διαφορετικού τύπου. Το βασικό πρόβλημα είναι η επιλογή των κελιών ώστε να υπάρχει το μικρότερο κόστος με την καλύτερη ποιότητα. Το DQL μπορεί να αξιοποιηθεί για να αποφασίζει ποιο κελί είναι το βέλτιστο να επιλεγεί. Το σύστημα αυτό συλλέγει όλα τα δεδομένα σε πίνακες οι οποίοι διατηρούνται σε όλες τις μεταδόσεις. Η ανταμοιβή αποφασίζεται ανάλογα με την ποιότητα και τον κόστος των κελίων που θα αποφασιστεί να επιλεγούν[63].

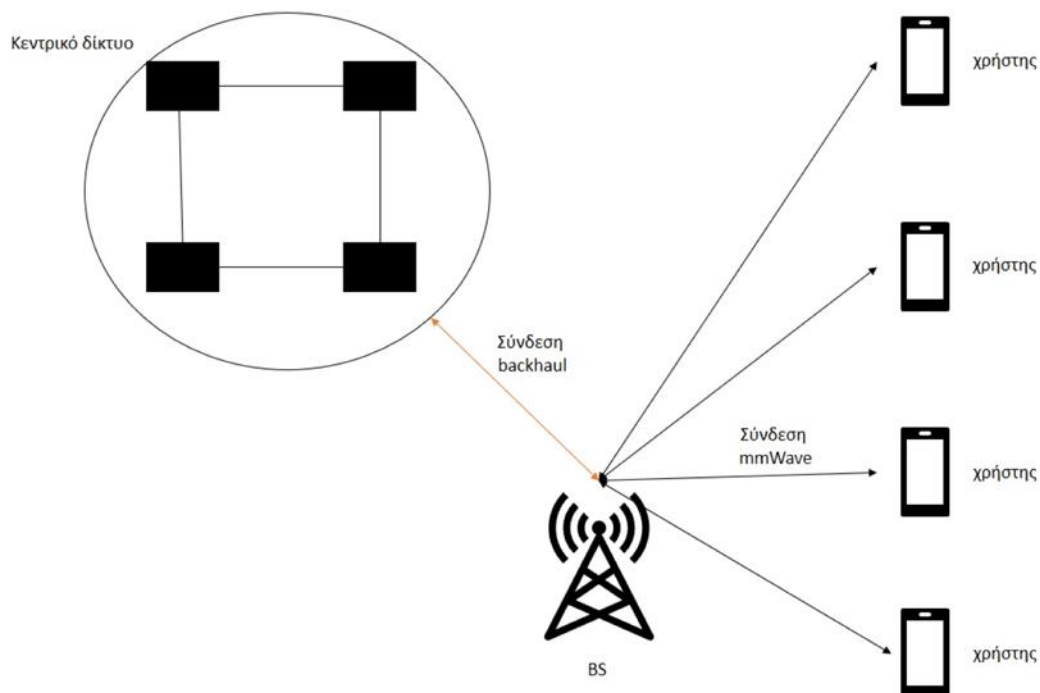
6.4 Backhaul στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Σε κυψελωτά δίκτυα κύματος χιλιοστού η σύνδεση backhaul μεταξύ των BS και του δικτύου αποτελούν μια νέα πρόκληση. Αυτό που πρέπει να επιτευχθούν είναι υψηλοί ρυθμοί δεδομένων για μια σύνδεση backhaul. Η χωρητικότητα που διαθέτει το backhaul διαμοιράζεται μέσω συνδέσμων των BS. Η σύνδεση μεταξύ των χρηστών και των BS παρόλο που δεν έχει καλή σύνδεση χαρακτηρίζεται από υψηλό ρυθμό δεδομένων αντιθέτως όμως το backhaul έχει καλή σύνδεση αλλά δεν χαρακτηρίζεται από καλό ρυθμό δεδομένων. Έτσι, απαιτείται η καλύτερη κατανομή των πόρων για να αυξηθεί η απόδοση του συστήματος. Με βάση το CSI (Channel State Information) κάθε BS ανάλογα με τα δεδομένα που δέχεται θα πρέπει να ελέγχει τον ρυθμό δεδομένων όλων των χρηστών. Μετά από αυτό αποφασίζει πως θα κατανεμηθούν οι πόροι και ενημερώνει ανάλογα το κεντρικό δίκτυο.

Στο σύστημα υπάρχει ένας BS κύματος χιλιοστού όπου μπορεί να εξυπηρετήσει πολλούς UE. Κάθε χρήστης αποτελείται από LoS (Line of Sight), NLoS (Non Line of Sight) και διακοπή λειτουργίας και μπορεί να έχει καταστάσεις σύνδεσης μέσω των διαδικασιών Markov. Έτσι ο κάθε BS είναι θεμιτό να αποφασίσει την κατάσταση σύνδεσης κάθε χρήστη και μέσω της ανερχόμενης ζεύξης μπορεί να μετρήσει τον ρυθμό δεδομένων του κύματος χιλιοστού. Το backhaul αποτελείται από τμήματα τα οποία είναι είτε μήκη κύματος είτε χρονικοί περίοδοι, είναι περισσότερα από τους UE, έχουν σταθερή χωρητικότητα και κάθε UE μπορεί να έχει πολλά τμήματα. Η χωρητικότητα που θα οδηγηθεί στον χρήστη θα εξαρτάται από τον αριθμό των τμημάτων. Άρα, ο ρυθμός δεδομένων του χρήστη

αποτελεί το μικρότερο της χωρητικότητας και του απαραίτητου ρυθμού δεδομένων του κύματος χιλιοστούμετρου.

Το DRL μέσω του DQN μπορεί να βοηθήσει αποτελεσματικά στην κατανομή των διαθέσιμων πόρων. Το κύριο μέλημα του συστήματος είναι κάθε UE να μπορέσει να επιτύχει τον υψηλό ρυθμό δεδομένων συμπεριλαμβανομένων και των καταστάσεων συνδέσεων. Το DQN δέχεται σαν είσοδο την κατάσταση του συστήματος. Η ενέργεια του συστήματος είναι όταν ο πράκτορας παρουσιάζει τον αριθμό των τμημάτων που κατανέμονται στον κάθε χρήστη. Όλα οι εργασίες των χρηστών αποτελούν την ανταμοιβή. Η κατάσταση της σύνδεσης αλλά και οι ρυθμοί δεδομένων του χρήστη αποτελούν την είσοδο του DQN ενώ την έξοδο αποτελούν όλες οι τιμές Q. Ο πράκτορας στο BS ελέγχει όλους τους ρυθμούς δεδομένων και όλες τις καταστάσεις των χρηστών ώστε να δημιουργηθούν οι κατάλληλες τιμές Q για όλες τις ενέργειες. Έτσι, ο πράκτορας με την δράση που αποκτά παράλληλα αποκτά και την καλύτερη τιμή Q[66].



Εικόνα 41 Διαχείριση Backhaul

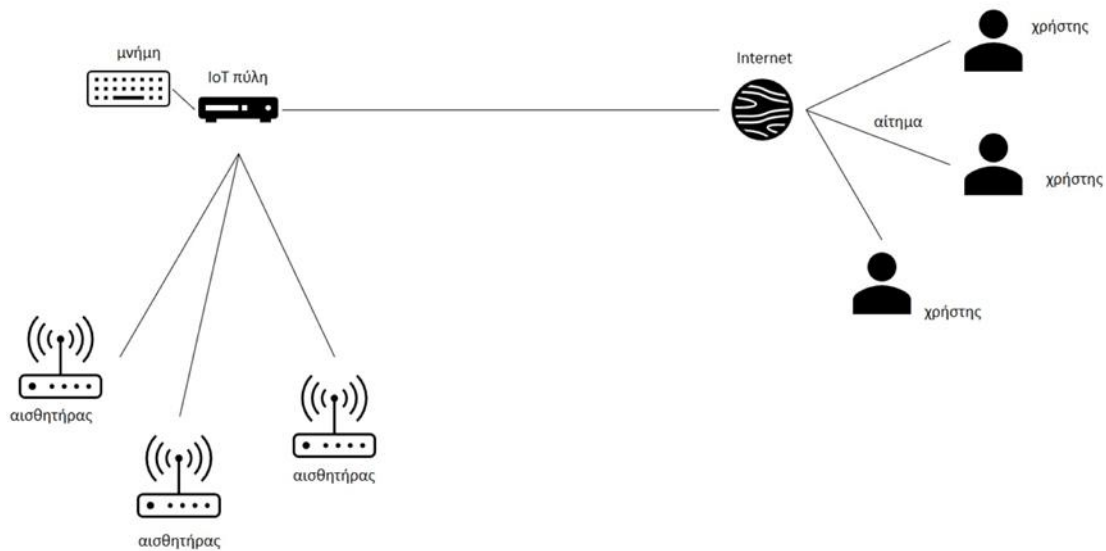
6.5 Μνήμη στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Η μνήμη έχει την ικανότητα να αποθηκεύει τα δεδομένα του IoT και να τα αποστέλλει στους χρήστες μέσω των συνδέσεων backhaul. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται μείωση της κίνησης του δικτύου μεταξύ των αισθητήρων αλλά και των πυλών που υπάρχουν στο IoT. Παράλληλα, μειώνεται και η κατανάλωση ενέργειας μέσω των αισθητήρων. Το DRL μπορεί να βοηθήσει ώστε τα δεδομένα να αποθηκεύονται στην μνήμη ανάλογα με τον σκοπό που έχουν ώστε να υπάρχει μείωση της καθυστέρησης δεδομένων.

Το σύστημα αποτελείται από ένα σύνολο αισθητήρων οι οποίοι συνδέονται σε μια πύλη IoT. Όλοι οι αισθητήρες αλληλοεπιδρούν με το περιβάλλον, συλλέγουν δεδομένα και τα μεταφέρουν στην πύλη μέσω ασύρματης σύνδεσης. Βέβαια τα δεδομένα αυτά έχουν μια συγκεκριμένη διάρκεια ζωής και μετά δεν μπορούν να αξιοποιηθούν από το σύστημα. Ανάλογα εάν είναι ακόμα κατάλληλα για χρήση δηλώνεται μια μεταβλητή που παίρνει την τιμή 1 αλλιώς εάν δεν μπορούν πλέον να χρησιμοποιηθούν παίρνει την τιμή 0. Κάθε πύλη έχει ενσωματωμένη μια μνήμη με σκοπό οι χρήστες να χρησιμοποιούν τα δεδομένα που χρειάζονται μέσα από αυτήν χωρίς να χρειάζεται να τα ζητήσουν από τον αισθητήρα και έτσι ελαχιστοποιείται η κατανάλωση ενέργειας του αισθητήρα.

Η ποιότητα υπηρεσίας των χρηστών αποτελεί η καθυστέρηση της μετάδοσης των δεδομένων τους. Τα δεδομένα αυτά προέρχονται είτε από την τον αισθητήρα είτε από την μνήμη. Δημιουργείται μια τιμή η οποία όταν είναι 1 σημαίνει ότι τα δεδομένα εισέρχονται από την μνήμη μέσω συνδέσεων backhaul ενώ εάν αυτή η τιμή γίνει 0 σημαίνει ότι τα δεδομένα εισέρχονται από τον αισθητήρα. Στην πρώτη περίπτωση η καθυστέρηση εξαρτάται από το μέγεθος των δεδομένων και από την χωρητικότητα backhaul ενώ στην δεύτερη περίπτωση εξαρτάται από τον χρόνο μετάδοσης της ασύρματης μετάδοσης αλλά και τον χρόνο μετάδοσης backhaul.

Το DRL μπορεί να βοηθήσει μέσω του DNN. Σαν είσοδος θα εισάγεται η κατάσταση του δικτύου και σαν έξοδο θα εξέρχεται κάθε τιμή Q για κάθε μια δράση. Αυτό που πρέπει να γίνεται είναι να υπάρχει έλεγχος των ενεργειών και των ανταμοιβών ώστε να επιλέγεται η καλύτερη. Το περιβάλλον πρέπει να δημιουργεί το κόστος για κάθε δράση και να πηγαίνει στην επόμενη κατάσταση. Το κόστος αλλά και όλες οι καταστάσεις αποθηκεύονται στην μνήμη. Λόγω όμως συγκεκριμένης χωρητικότητας μνήμης δεν μπορούν να αποθηκεύονται όλα αλλά μόνο οι τελευταίες τιμές. Το DNN λοιπόν μέσω ελέγχων θα πρέπει να καταλήξει να έχει τις λιγότερες δυνατές απώλειες για το σύστημα[67].



Εικόνα 42 Διαχείριση Μνήμης

6.6 Ασύρματη Αποθήκευση στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Η ασύρματη αποθήκευση είναι μια κατηγορία διαχείρισης πόρων που αναφέρονται. Αυτό που επιτυγχάνεται είναι ότι μέσω των συνδέσεων backhaul θα ελαττώνεται το φορτίο κυκλοφορίας στο δίκτυο. Η διαδικασία που γίνεται είναι να αποθηκεύεται προσωρινά το περιεχόμενο από απομακρυσμένες συσκευές σε συσκευές απομακρυσμένες ή σε BS που είναι σε κοντινή επαφή με τους τελικούς χρήστες. Εάν το περιεχόμενο που ζητείται είναι ήδη αποθηκευμένο ο BS εξυπηρετεί τον τελικό χρήστη με μια μικρή καθυστέρηση, αλλιώς εάν δεν είναι αποθηκευμένο το περιεχόμενο ο BS θέλει να μάθει το περιεχόμενο και να ενημερώσει την μνήμη βάσει της πολιτικής αποθήκευσης που ακολουθείται. Η ποιότητα υπηρεσίας ενημέρωσης προσωρινής αποθήκευσης είναι μια κατηγορία αποθήκευσης το οποίο έχει πολλά περιεχόμενα αποθηκευμένα και αλλάζουν ανάλογα με τον χρόνο. Με το DQL αντιμετωπίζεται αυτό το πρόβλημα έχοντας μόνο έναν BS ο οποίος έχει μια σταθερή μνήμη και όταν δέχεται κάποιο καινούργιο αίτημα αποφασίζει εάν θα αποθηκεύσει το περιεχόμενο ή όχι. Ανάλογα με την απόφαση αλλάζει και ο χώρος όπου είναι συγκεντρωμένα όλα τα αιτήματα. Οι ενέργειες που μπορούν να πραγματοποιηθούν είναι είτε εντοπισμός ενός ζεύγους και αλλαγή κατάστασης είτε διατήρηση της κατάστασης χωρίς να γίνουν περαιτέρω αλλαγές. Στόχος κάθε BS είναι να έχει μια επιτυχημένη αποθήκευση. Η παραπάνω διαδικασία γίνεται μέσω της μεθόδου DDPG (Deep Deterministic Policy Gradient) και της αρχιτεκτονικής Wolpertinger η οποία αποτελείται από τρία μέρη. Πρώτον είναι το δίκτυο actor, δεύτερον είναι το KNN και τρίτον είναι ένα δίκτυο critic. Αρχικά πρέπει να αλλάξει τον χώρο δράσης, έπειτα να βοηθήσει για την σωστή επιλογή αποφάσεων και τέλος να κάνει την υλοποίηση μέσω του FNN. Μια άλλη πολιτική που ακολουθείται για την αποθήκευση είναι η TtL (Time to Live) όπου γίνεται σε δίκτυα περιεχομένου με μεταβαλλόμενα αιτήματα. Εδώ περιλαμβάνεται ένας διακομιστής cloud και φορητές συσκευές. Όλα τα αποτελέσματα αυτά έχουν την δυνατότητα να αποθηκεύονται

μόνο για ένα συγκεκριμένο διάστημα και με έλεγχο. Το TtL εάν είναι σε μεγάλο βαθμό επιβαρύνει την μνήμη ενώ εάν είναι σε μικρό βαθμό μεγαλώνει τις καθυστερήσεις λόγω του απομακρυσμένου cloud[63].

6.7 Αποθήκευση και Έλεγχος Μετάδοσης στην Βαθιά Μηχανική

Μάθηση

Παράλληλα με την αποθήκευση υπάρχει και ο έλεγχος της παράδοσης από την μνήμη προς τους χρήστες. Αυτό που γίνεται είναι επειδή υπάρχει μεγάλος αριθμός από χρήστες μέσα στο δίκτυο για να μειώνονται οι παρεμβολές, ο έλεγχος αυτός να αποφασίζει ποιο περιεχόμενο θα μεταδίδεται κάθε φορά. Το DQL βοηθάει στην αντιμετώπιση των παραπάνω παρεμβολών. Το σύστημα MIMO διαθέτει συγκεκριμένη χωρητικότητα backhaul και μνήμη στους πομπούς οι οποίοι είναι απαραίτητο να λειτουργούν με CSI. Ο υπεύθυνος του συστήματος αποκτά όλες τις πληροφορίες από το CSI αλλά και από το backhaul σχετικά με την μνήμη και δημιουργεί το πρόγραμμα μετάδοσης ώστε να κατανεμηθούν κατάλληλα οι πόροι. Έτσι ο κάθε πομπός χρησιμοποιεί την αποθήκευση και έτσι μειώνεται η ζήτηση για μεταφορά δεδομένων αλλά και η δυνατότητα backhaul. Το DQL βοηθά στο CSI ώστε να μειώνεται η ζήτηση.

Ακόμα η ποιότητα εμπειρίας QoE (Quality of Experience) χρησιμοποιείται για να παρέχει στους χρήστες υπηρεσίες VR. Εδώ υπάρχει ένα σύστημα όπου αποτελείται από UAV και από BS που βοηθούν τους χρήστες του VR. Η επικοινωνία μεταξύ του UAV και των BS για να μεταδοθούν τα δεδομένα του VR γίνεται μέσω του κύματος χιλιοστόμετρου backhaul downlink. Ο κάθε BS είναι σε θέση να αποθηκεύει το περιεχόμενο το οποίο ζητείται πιο συχνά από τους χρήστες. Αυτό που πρέπει να επιτευχθεί είναι να μεγιστοποιηθεί η αξιοπιστία των χρηστών δηλαδή σε ποια μορφή αποθηκεύονται τα δεδομένα, πως συσχετίζονται οι χρήστες μεταξύ τους αλλά και σε ποια μορφή είναι όλα τα δεδομένα που έχουν αποθηκευτεί.

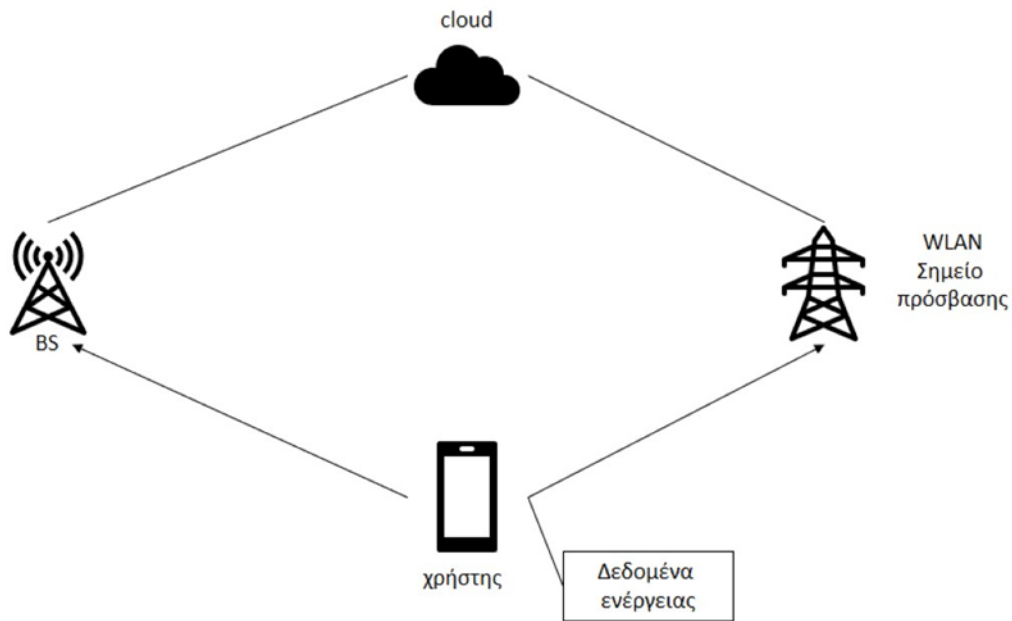
Επιπροσθέτως ο συνδυασμός της δικτύωσης, της αποθήκευσης αλλά και του υπολογισμού πρέπει να αντιμετωπιστεί ώστε να γίνεται δίκαιη κατανομή πόρων εκμεταλλευμένοι το DQL. Το δίκτυο αποτελείται από το SDN και χρήστες κινητών συσκευών που χρειάζονται συγκεκριμένους υπολογιστικούς πόρους. Στα διάφορα εικονικά δίκτυα υπάρχουν χρήστες με τα αιτήματά τους ώστε να λάβουν δεδομένα από τους SBS. Τα κανάλια επικοινωνίας μεταξύ των χρηστών και των SBS είναι FSMC (Finite State Markov Channels). Τις διαφορετικές καταστάσεις αποτελούν η χωρητικότητα μνήμης στους SBS, η κατάσταση μεταξύ των χρηστών και των SBS και η δυνατότητα επικοινωνίας μεταξύ των διακομιστών αλλά και των χρηστών. Αυτό που κάνει το DQL είναι να ελέγχει την σχέση και τον τρόπο επικοινωνίας μεταξύ των SBS και των χρηστών με σκοπό να μειωθεί η κατανάλωση ενέργειας.

Η προσέγγιση που αναφέρθηκε με το DQL μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε δίκτυα VADN (Vehicular Ad Hoc Network). Αυτά αποτελούνται από τους BS, RSU (Road

Site Unit), τους διακομιστές περιεχομένου και τους διακομιστές MEC (Mobile Edge Computing). Οι διαφορετικές καταστάσεις που μπορεί να υπάρξουν είναι το CSI κάθε BS, η υπολογιστική δυνατότητα αλλά και η δυνατότητα μνήμης κάθε διακομιστή. Για να βρεθεί ο τρόπος για την καλύτερη κατανομή των πόρων στα οχήματα(vehicular) ο υπεύθυνος του δικτύου βοηθά το DQL βάσει του FNN[63].

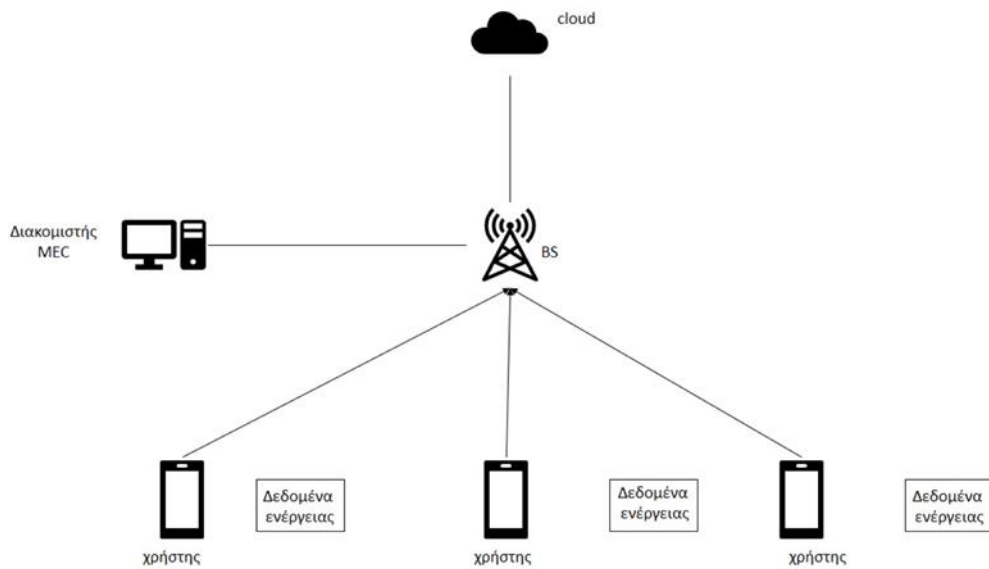
6.8 Δεδομένα και Υπολογισμοί στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Όλες οι συσκευές που υπάρχουν στο IoT έχουν ορισμένες προκλήσεις όπως είναι η μνήμη, η τροφοδοσία αλλά και προβλήματα υπολογισμού. Για το λόγο αυτό όλες αυτές οι συσκευές έχουν την δυνατότητα να μεταβιβάζουν ορισμένα από τα καθήκοντα που έχουν να εκτελέσουν είτε σε κοντινούς διακομιστές MEC είτε σε BS είτε σε σημεία πρόσβασης AP (Access Point) αλλά και σε γειτονικούς χρήστες. Αυτή η διαδικασία εξοικονομεί ενέργεια στις μπαταρίες των συσκευών αλλά και βοηθά στην ασφάλεια του IoT. Το πιο σημαντικό ζήτημα είναι να αποφασιστεί ποιες εργασίες θα μεταβιβαστούν διότι εάν καταλήξουν όλες σε ένα διακομιστή θα απαιτηθεί περισσότερος χρόνος και να στείλουν τις εργασίες τους αλλά και να πάρουν τα αποτελέσματα. Για να γίνει λοιπόν όλη εκφόρτωση θα πρέπει όλοι οι περιορισμοί να λαμβάνονται υπόψιν. Σε ένα δίκτυο WLAN για να γίνει αποφόρτωση ενός χρήστη μπορεί να χρησιμοποιηθεί το MDP. Καταστάσεις του συστήματος αποτελούν η τοποθεσία που έχει ο κάθε χρήστης και όλο το μέγεθος των αρχείων όλων των δεδομένων. Αυτό που έχει να κάνει ο χρήστης είναι να αποφασίσει τον τρόπο μετάδοσης που μπορεί να γίνει είτε μέσω του WLAN είτε του δικτύου κινητής τηλεφωνίας[63]



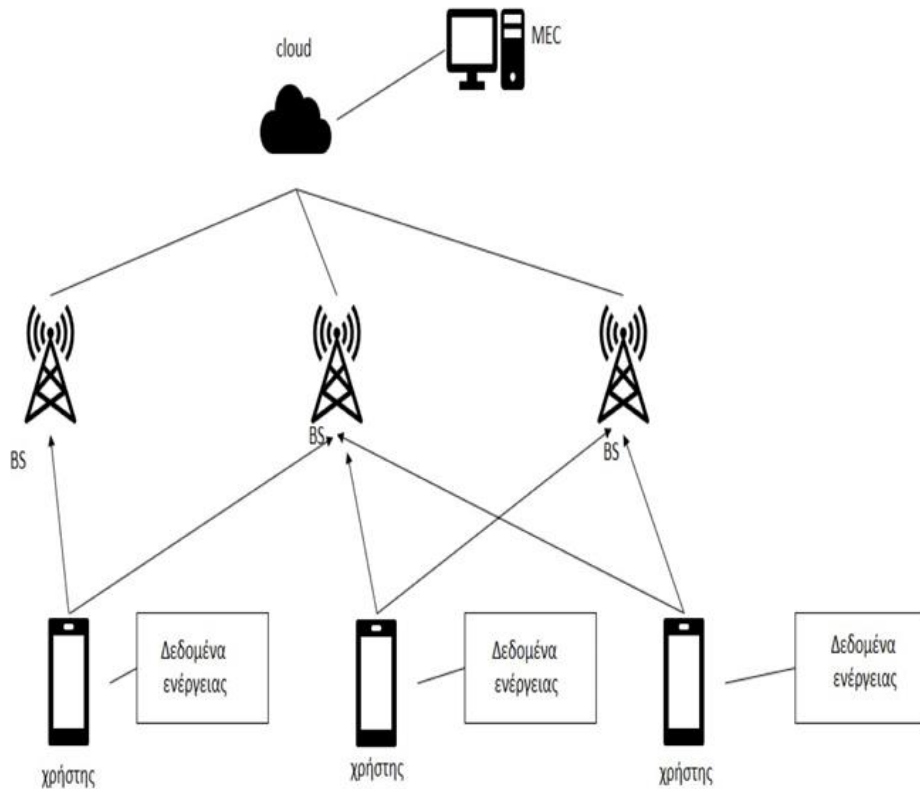
Εικόνα 43 Δίκτυο WLAN

Ένα κυψελοειδές δίκτυο με δυνατότητα MEC χρησιμοποιείται όπου όλοι οι χρήστες κάνουν αποφόρτιση στο MEC μέσω ασύρματων καναλιών αλλά παράλληλα και με τους BS. Ο κάθε χρήστης αναλαμβάνει να κάνει μια εργασία που απαιτεί αρκετούς πόρους, οι διακομιστές MEC έχουν συγκεκριμένη χωρητικότητα και έτσι δεν είναι εύκολο να αντιμετωπίσουν όλες τις απαιτήσεις των χρηστών. Όλη αυτή η διαδικασία επηρεάζει και την κατανάλωση ενέργειας του συστήματος αλλά και την απόδοσή του. Το DQL βοηθάει στην μείωση κατανάλωσης ενέργειας αλλά και στην μείωση καθυστερήσεων. Οι καταστάσεις που υπάρχουν στο σύστημα είναι η δυνατότητα υπολογισμών που έχει ο διακομιστής MEC αλλά και το κόστος όλου του συστήματος. Ο κάθε BS παίρνει την απόφαση για να κάνει αποφόρτιση του κάθε χρήστη αλλά και να κατανέμει όλους τους πόρους[63].



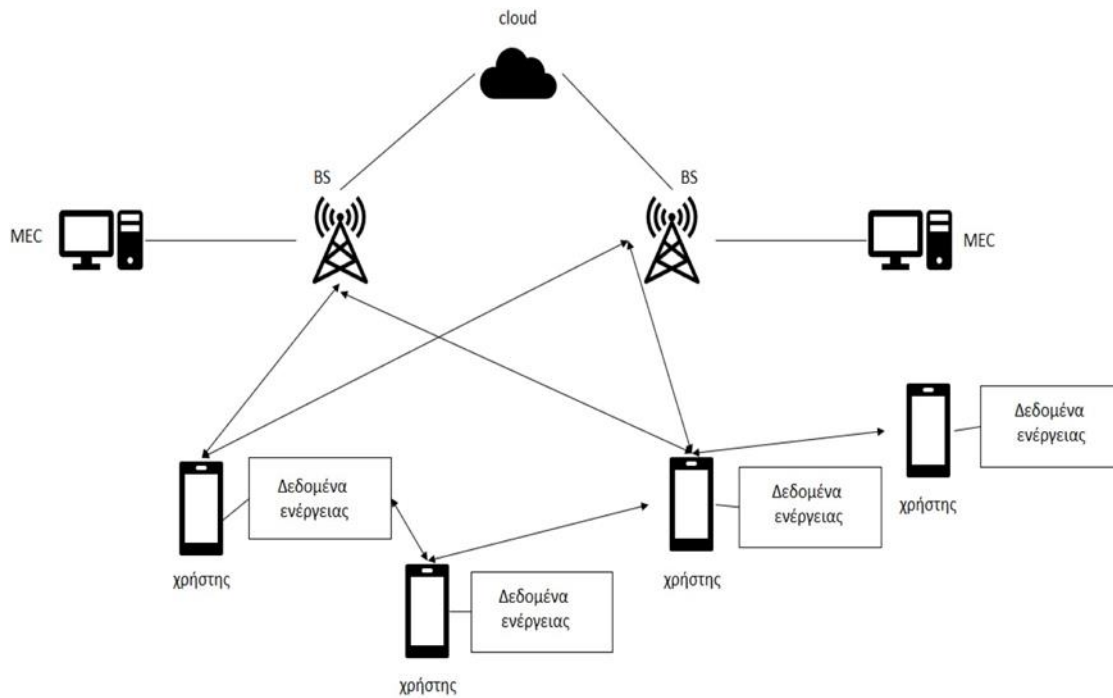
Εικόνα 44 Δίκτυο MEC

Σε αντίθεση με την προηγούμενη κατάσταση εδώ υπάρχουν πολλαπλοί BS σε ένα UDN ώστε να μειωθεί ο χρόνος καθυστέρησης κατά την διαδικασία της εκφόρτωσης. Όλες οι εργασίες των χρηστών προωθούνται μέσω των πολλαπλών BS στον διακομιστή MEC. Η πολιτική που πρέπει να ακολουθηθεί σε αυτή την περίπτωση είναι αναγκαίο να περιλαμβάνει εκτός από την κατανομή των πόρων, τον έλεγχο μετάδοσης, την πολιτική εκφόρτωσης και την σχέση που έχουν οι χρήστες με τους BS. Και σε αυτήν την περίπτωση μπορεί να χρησιμοποιηθεί το MDP που περιλαμβάνει ορισμένες καταστάσεις όπως είναι το ιστορικό των εργασιών, οι καταστάσεις ενέργειας αλλά και η σχέση του καναλιού με τους χρήστες και τους BS[63].



Εικόνα 45 Δίκτυο UDN

Μια άλλη προσέγγιση παρόμοια με τις δύο προηγούμενες είναι αυτή που αποτελείται από πολλούς διακομιστές MEC. Το σύστημα αυτό αποτελείται από διακομιστή MEC όπου είναι είτε BS είτε AP. Η κάθε συσκευή που ανήκει στο IoT μπορεί να συλλέγει ενέργεια, να την αποθηκεύει, να διαχειριστεί τις εργασίες τις και να τις προωθήσει στους διαχειριστές MEC. Το MDP βοηθάει και εδώ με καταστάσεις την ενέργεια που θα συλλεχθεί, την χωρητικότητα του καναλιού και την κατάσταση της μπαταρίας. Για κάθε μετάδοση οι συσκευές ελέγχουν όλα τα προηγούμενα και αποφασίζουν για την ανταμοιβή τους[63].



Εικόνα 46 Δίκτυο με πολλαπλά MEC

Όλες οι παραπάνω προσεγγίσεις αφορούσαν κυψελοειδή δίκτυα. Εδώ παρουσιάζεται ένα αδόμητο δίκτυο. Για να κάνει ο χρήστης μια αποφόρτιση θα πρέπει να δοθεί μια εντολή ώστε να δώσει τι εργασίες που έχει να κάνει σε κοντινούς του χρήστες που αποτελούν το cloudlet. Ο κάθε χρήστης δέχεται όλες τις εργασίες μέσω της κατανομής Poisson και τις αποθηκεύει σε μια ουρά η οποία έχει συγκεκριμένο μέγεθος. Για να αποφασιστεί πως θα γίνει η αποφόρτιση λαμβάνεται υπόψιν ο αριθμός των εργασιών, η ποιότητα σύνδεσης μεταξύ του χρήστη και του cloudlet και πόσους διαθέσιμους πόρους έχει το cloudlet.

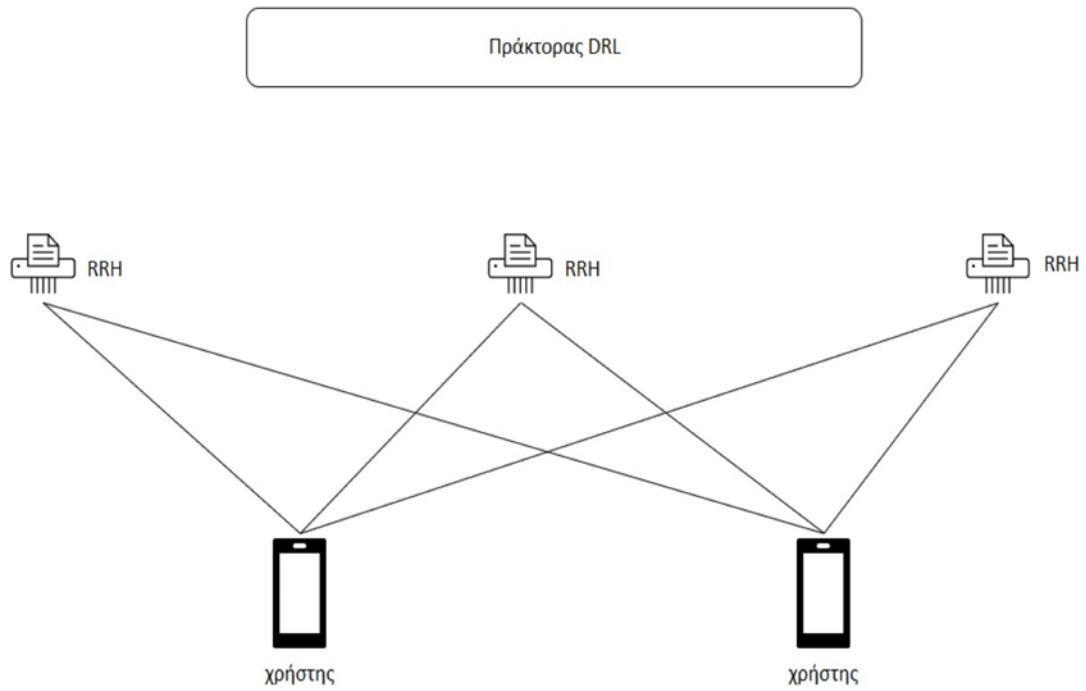
Όλες οι παραπάνω εφαρμογές χρησιμοποιούν το DQL για την αποθήκευση αλλά και για τους υπολογισμούς. Η αποθήκευση τις περισσότερες φορές γίνεται κυρίως στον ελεγκτή του δικτύου, στον πάροχο υπηρεσιών και στον κεντρικό προγραμματιστή. Οι χρήστες από την άλλη πλευρά λαμβάνουν τις αποφάσεις τους για την εκφόρτωσή τους[63].

6.9 Χρήση πόρων και Προγραμματισμός στην Βαθιά Μηχανική Μάθηση

Η χωρητικότητα παίζει σημαντικό ρόλο στα ασύρματα δίκτυα καθώς όσο καλύτερα είναι οργανωμένη η χωρητικότητα τόσο καλύτερα διανέμονται οι πόροι. Αρχικά εξετάζεται ένα σύστημα MIMO. Ο προγραμματιστής έχει ως αρμοδιότητα να κατανέμει τους πόρους στους BS και στους χρήστες, συμπεριλαμβανομένων των συνθηκών καναλιού αλλά και της ποιότητας υπηρεσίας. Μια λύση που βασίζεται στο DRL προτείνεται ώστε να υπάρχει κατάλληλη ποιότητα-υπηρεσίας αλλά και σωστός προγραμματισμός του συστήματος. Η απόδοση αντιστοιχίζεται στην μέση απόδοση όλων των χρηστών. Αυτό που πρέπει να κάνει ο προγραμματιστής είναι να αυξήσει την ανταμοιβή σε συνάρτηση με το φάσμα. Το DRL εφαρμόζεται μαθαίνοντας την πολιτική του συστήματος απευθείας. Με αυτόν τον τρόπο υπάρχει καλύτερη κάλυψη στο δίκτυο και χωρητικότητα.

Ακόμη εξετάζεται ένα δίκτυο CRAN το οποίο με την χρήση του DQL μειώνει την κατανάλωση ενέργειας, χωρίς να επηρεάζεται η ποιότητα υπηρεσίας των χρηστών. Το σύστημα αποτελείται από RRH τα οποία συνδέονται σε cloud BBU και ένα σύνολο χρηστών που έχουν πρόσβαση στα RRH. Οι καταστάσεις που περιέχει το σύστημα είναι οι καταστάσεις των RRH αλλά και οι απαιτήσεις των χρηστών. Το DQL από την πλευρά του BBU αποφασίζει ανάλογα σε τι κατάσταση βρίσκεται το σύστημα εάν θα ενεργοποιηθούν ή όχι τα RRH και πως θα κατανεμηθούν όλες οι δέσμες για όλα τα διαθέσιμα RRH. Με όλα τα παραπάνω αυτό που πρέπει να επιτευχθεί είναι η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας. Για να μειωθεί ο χώρος δράσης χρειάζονται δύο βήματα όπου στο πρώτο το DQL αποφασίζει ποιες ενέργειες θα κάνουν τα RRH μέσω του Q – Learning και του DNN και στο δεύτερο το BBU μαθαίνουν την κατανομή πόρων για τα RRH μέσω της βελτιστοποίησης. Το DQL μαζί με την βελτιστοποίηση μειώνουν τον χώρο δράσης και την πολυπλοκότητα υπολογισμών. Με αυτήν την λύση μειώνεται η ενέργεια και ταυτόχρονα ικανοποιούνται όλες οι απαιτήσεις των χρηστών στο CRAN.

Τα μελλοντικά ασύρματα δίκτυα θα αποτελούνται από BS οι οποίοι θα έχουν πολλές προκλήσεις να αντιμετωπίσουν. Το DQL μπορεί να βοηθήσει τους BS να γνωρίζουν την πολιτική ελέγχου ισχύος. Σε αυτό το δίκτυο ο κάθε BS θα αντιπροσωπεύεται σαν ένας πράκτορας και η κατάσταση του συστήματος θα είναι οι παρεμβολές μεταξύ των BS και των γειτόνων. Όλα αυτά γίνονται με σκοπό ο κάθε BS να έχει τον καλύτερο ρυθμό δεδομένων. Με τον παραπάνω τρόπο γίνεται σε γρήγορο χρόνο η καλύτερη κατανομή ισχύος[68].



Εικόνα 47 Δίκτυο CRAN

7

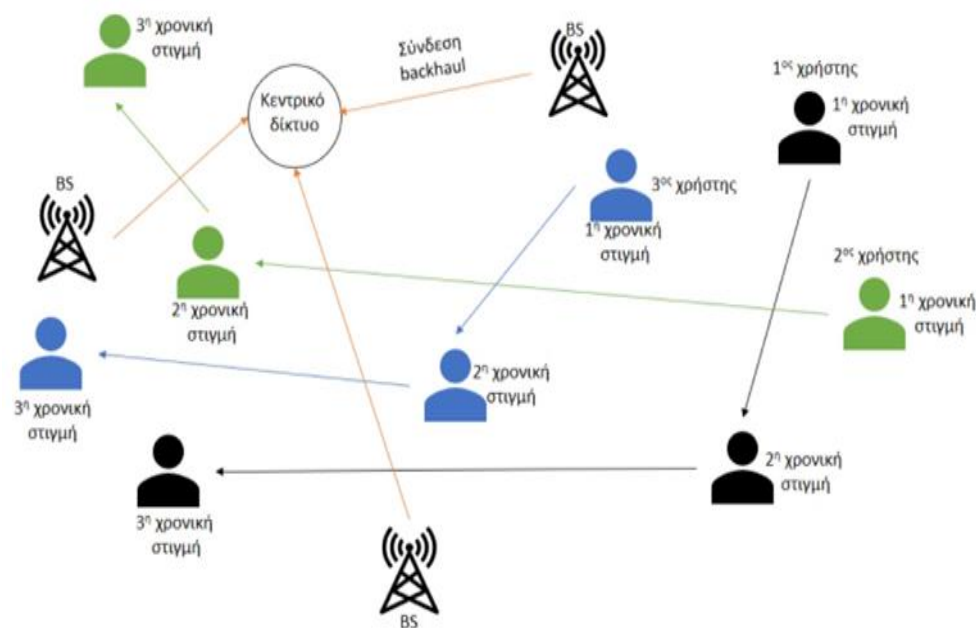
Εφαρμογές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης σε Κυψελωτά Δίκτυα

7.1 Εφαρμογή αποθήκευσης και σύνδεσης χρηστών

Ένα κυψελωτό δίκτυο παρουσιάζεται που αποτελείται από πολλαπλούς BS όπου διαθέτουν κρυφή μνήμη, από πολλαπλούς χρήστες κινητών και από το κεντρικό δίκτυο. Η επικοινωνία του κεντρικού δικτύου και των BS γίνεται μέσω συνδέσεων backhaul. Μέσα στο δίκτυο ο χρήστης δεν έχει σταθερή τοποθεσία και στέλνει αιτήματα περιεχομένου. Η κίνηση του μέσα στο δίκτυο αναπαρίσταται σαν PPP (Poisson Point Process) η οποία αποτελείται από το σύνολο των καταστάσεων των πιθανών τοποθεσιών του χρήστη και την πιθανότητα μετάδοσης μεταξύ των καταστάσεων. Υπάρχει η κατάσταση θέσης του χρήστη όπου εάν πάρει τιμή 1 σημαίνει ότι ο χρήστης συσχετίζεται με τον BS αλλιώς εάν πάρει τιμή 0 σημαίνει ότι δεν σχετίζεται με τον BS. Όλα τα διαθέσιμα κανάλια μεταξύ των BS και των χρηστών είναι αυτόνομα. Επειδή υπάρχουν πολλοί πόροι για να αξιοποιηθούν, όλο το διαθέσιμο εύρος ζώνης χωρίζεται ανάλογα με τον αριθμό των χρηστών που έχουν σχέση με τον κάθε BS. Όταν ο χρήστης ζητάει το περιεχόμενο μέσα σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα τότε η πιθανότητα γίνεται 1 διαφορετικά η πιθανότητα γίνεται 0. Ο κάθε ένας BS έχει ένα συγκεκριμένο αποθηκευτικό χώρο και σε κάθε μια μετάδοση κάνει και μια συγκεκριμένη αποθήκευση. Εφόσον το περιεχόμενο αποθηκευτεί αμέσως στον BS, γίνεται αμέσως η μετάδοση στον χρήστη αλλιώς ο BS είναι αναγκαίο να ζητήσει τον περιεχόμενο από το κεντρικό

δίκτυο μέσω του συνδέσμου backhaul. Σε περίπτωση που υπάρχουν καθυστερήσεις στο σύστημα είναι είτε καθυστερήσεις μετάδοσης περιεχομένου είτε καθυστερήσεις ενημέρωσης περιεχομένου δηλαδή επηρεάζεται από καθυστερήσεις που υπάρχουν από την ενημέρωση του περιεχομένου από το κεντρικό δίκτυο.

Για να ληφθούν αποφάσεις σχετικά με τις συσχετίσεις των χρηστών και την αποθήκευση στην κρυφή μνήμη απαιτούνται δύο κατηγορίες. Στην πρώτη κατηγορία είναι ένας αλγόριθμος για συνδέσεις χρηστών σύντομης διάρκειας. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί BP (Belief Propagation) για να βρει τα κατάλληλα αποτελέσματα και βασίζεται στο γράφημα παραγόντων (factor graph). Η διαδικασία που ακολουθείται είναι η αρχικοποίηση των κόμβων και των μηνυμάτων, έπειτα είναι η ενημέρωση του συστήματος όπου γίνεται η απλοποίηση των μηνυμάτων και τέλος η ενημέρωση των πεποιθήσεων (belief). Σε κάθε μια μετάδοση ο κάθε ένας κόμβος αλλάζει το πεποίθησή του και κάνει μια εκτίμηση σχετικά με αυτήν. Στην δεύτερη κατηγορία είναι ένας αλγόριθμος για συνδέσεις χρηστών μεγάλης διάρκειας. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί το MDP το οποίο αναφέρει πόση ενέργεια έχει χαθεί και δημιουργεί την συνάρτηση τιμής (value function) [69].



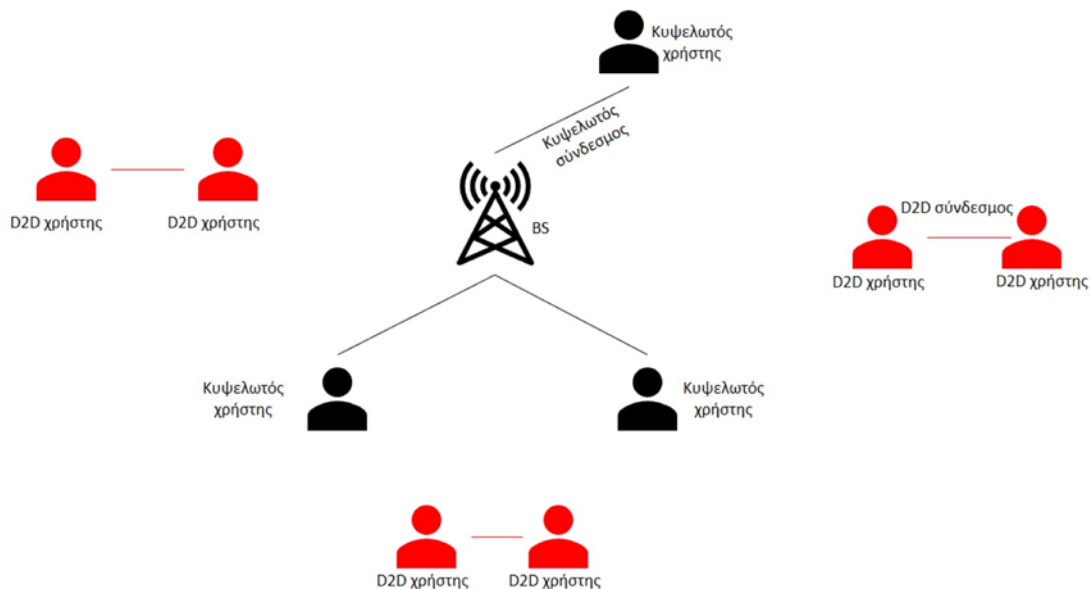
Εικόνα 48 Κυψελωτό Δίκτυο με BS, χρήστες και κεντρικό δίκτυο

7.2 Εφαρμογή Κατανομής Ισχύος

Ένα δίκτυο όπου υπάρχουν μοναδικές κυψέλες που κατανέμονται τυχαία με ταυτόχρονη παρουσία πολλαπλών χρηστών κινητής και πολλαπλών χρηστών D2D υπάρχουν στο συγκεκριμένο σενάριο. Το δίκτυο αυτό μπορεί να μοντελοποιηθεί σαν ένα FSMC και επικεντρώνεται κυρίως στην μετάδοση ανερχόμενης ζεύξης. Υπάρχει δηλαδή ένα RB το οποίο διαμοιράζονται οι χρήστες κινητής τηλεφωνίας και οι χρήστες D2D. Όμως μόνο ένας χρήστης μπορεί να αποκτήσει αυτό το RB και

να το μεταφέρει σε πολλαπλά ζεύγη D2D. Παράλληλα, υπάρχουν και παρεμβολές μέσα στο το κανάλι που είναι είτε παρεμβολές που λαμβάνουν οι δέκτες D2D από τους χρήστες κινητής τηλεφωνίας είτε παρεμβολές από τον πομπό D2D προς τον BS.

Η κατανομή όλων των πόρων είναι συγκεκριμένη και καθορισμένη στο δίκτυο όπως είναι και η ισχύς μετάδοσης. Αρχικά σκοπός είναι να μεγιστοποιηθεί η απόδοση του συστήματος παράλληλα όμως με διατήρηση της ποιότητας υπηρεσίας των χρηστών. Έπειτα ακόμα ένας σκοπός είναι για να μεγιστοποιηθεί η εμπειρία του χρήστη δηλαδή η άποψη του για τις εφαρμογές και τις υπηρεσίες που παρέχει το δίκτυο, οι οποίες επηρεάζονται από διαφορετικούς παράγοντες. Για την καλύτερη ποιότητα υπηρεσιών και εφαρμογών χρησιμοποιείται το MOS (Mean Opinion Score) ώστε να παρέχει καλύτερες υπηρεσίες ποιότητας εμπειρίας και υπάρχουν δύο σταθερές οι οποίες είναι απαραίτητο να είναι μέσα στο εύρος από 1 έως 5[70].

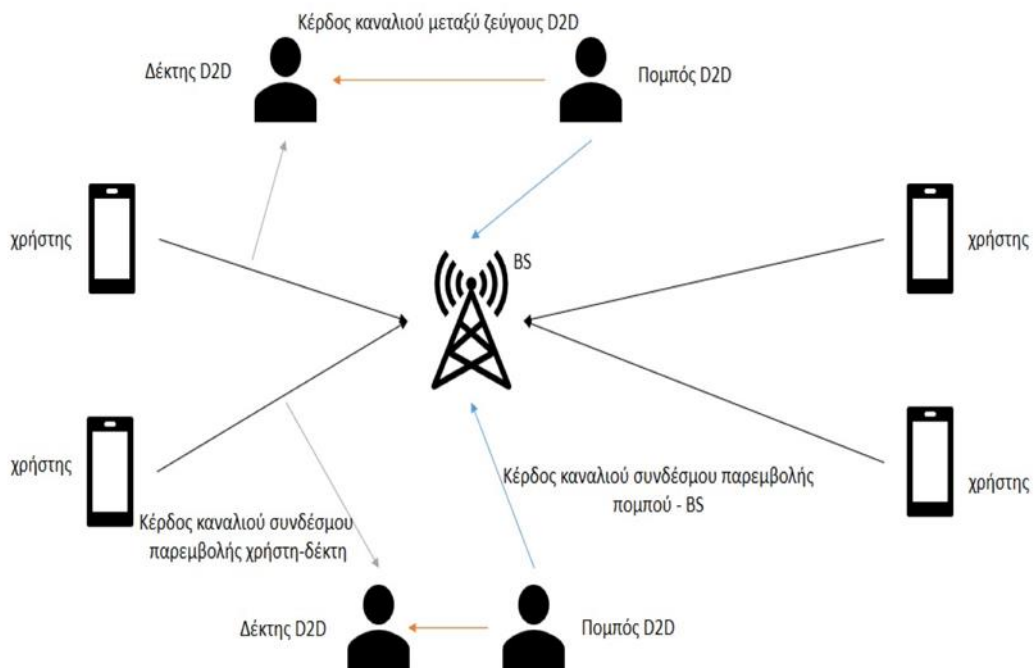


Εικόνα 49 Δίκτυο μοναδικής κυψέλης με χρήστες

Χρησιμοποιώντας το DQL και όλους τους περιορισμούς που υπάρχουν στο σύστημα για κάθε χρονική στιγμή είναι απαραίτητο να καθοριστεί η ισχύς μετάδοσης για κάθε χρήστη D2D με σκοπό να μεγιστοποιηθεί είτε η εμπειρία είτε η απόδοση του χρήστη. Ο πράκτορας σε αυτό το δίκτυο λαμβάνει λεπτομέρειες σχετικά με την κατάσταση του καναλιού και την κατάσταση των χρηστών κινητής. Όλες αυτές οι πληροφορίες έπειτα επεξεργάζονται και αποτελούν την κατάσταση του συστήματος. Στην συνέχεια αφού λάβει την ενέργεια ο πράκτορας στέλνει ενημέρωση στον χρήστη D2D για να τον πληροφορήσει σχετικά με την ισχύ εκπομπής. Τέλος, αφού εκτελεστεί η ενέργεια, το σύστημα πηγαίνει σε επόμενη καινούργια κατάσταση και λαμβάνει την νέα ανταμοιβή με βάση την συνάρτηση ανταμοιβής(reward function)[70].

7.3 Εφαρμογή επιλογής καναλιού και ελέγχου ισχύος

Εξετάζεται ένα κυψελωτό δίκτυο ανερχόμενης ζεύξης όπου αποτελείται από έναν BS στο κέντρο του δικτύου και πολλαπλά ζεύγη χρηστών όπου βρίσκονται τυχαία μέσα στο δίκτυο εντός των ορίων που καλύπτει ο BS. Όλοι οι χρήστες έχουν μικρές απαιτήσεις σχετικά με το SINR. Κάθε χρήστης λαμβάνει ένα RB από τον BS για κάθε χρονική στιγμή και κάθε ζεύγος D2D απαρτίζεται από έναν πομπό D2D και από έναν δέκτη D2D. Το κανάλι στο συγκεκριμένο σενάριο μοντελοποιείται σαν FSMC. Υπάρχουν διάφορα κέρδη καναλιού όπου είναι το κέρδος καναλιού του συνδέσμου παρεμβολής από το πομπό D2D προς τον BS, το κέρδος καναλιού του συνδέσμου παρεμβολής από τον χρήστη στο δέκτη D2D και το κέρδος καναλιού μεταξύ των ζευγαριών D2D. Στις πρώτες δύο περιπτώσεις ο BS γνωρίζει τα κέρδη των καναλιών λόγω ότι οι χρήστες αποστέλλουν τα CQI (Channel Quality Information) στον BS σε κάθε χρονική στιγμή και τα μεταφέρει σε όλους τους χρήστες D2D. Όταν όλοι οι χρήστες επιλέξουν το ίδιο RB ενδέχεται να υπάρχουν συγκρούσεις. Υπάρχει η τέλεια σύγκρουση όπου οι χρήστες δεν μπορούν να μεταδώσουν. Ο στόχος είναι να μην υπάρχουν παρεμβολές μεταξύ των χρηστών D2D αλλά και μεταξύ των χρηστών D2D και των χρηστών του δικτύου. Έτσι σε αυτό το σενάριο βασικός σκοπός είναι να μεγιστοποιηθεί η απόδοση του συστήματος διαλέγοντας το κατάλληλο RB και ελέγχοντας την ισχύ μετάδοσης του πομπού D2D[71].



Εικόνα 50 Κυψελωτό δίκτυο ανερχόμενης ζεύξης με BS και ζεύγη χρηστών

Η διαδικασία RL βοηθάει στην αντιμετώπιση του παραπάνω προβλήματος. Τον πράκτορα στο δίκτυο μας αποτελεί ο πομπός D2D, την κατάσταση αποτελεί η κατάσταση ενός χρήστη του δικτύου σε μια δεδομένη χρονική στιγμή, την ενέργεια ορίζει για κάθε πομπό D2D η ενέργεια που διαθέτει για μια δεδομένη χρονική στιγμή και την ανταμοιβή αποτελεί η διαδικασία όταν ο πράκτορας εκτελέσει την ενέργεια και θα λάβει την ανταμοιβή από το περιβάλλον.

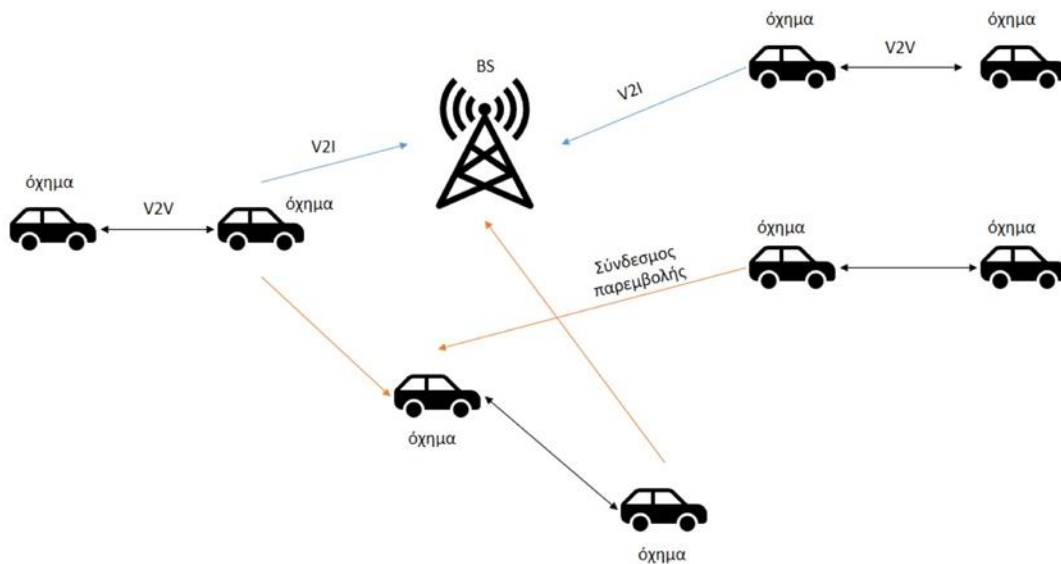
Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται στο δίκτυο είναι ο AC με σκοπό την μεγιστοποίηση της απόδοσης του δικτύου D2D παράλληλα με την διατήρηση της ποιότητας υπηρεσίας τόσο των χρηστών D2D όσο και των χρηστών του συστήματος. Ο actor ανάλογα με την κατάσταση και την πολιτική που υπάρχει αναλαμβάνει δράση. Το περιβάλλον από την πλευρά του εντοπίζει την επόμενη κατάσταση του συστήματος και ο critic ζητάει από τον actor την ανταμοιβή που πήρε από το περιβάλλον. Έπειτα, ο critic κάνει την ενημέρωση στους παραμέτρους του. Ο κάθε πράκτορας αποτελείται από δύο είδη δικτύων που είναι το APN (Actor Policy Network) και το CVN (Critic Value Network). Στο APN η κάθε ενέργεια ελέγχεται από μια στοχαστική πολιτική η οποία αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον. Έτσι ο πράκτορας επειδή γνωρίζει όλες τις ενέργειες μπορεί να λάβει την καλύτερη ανταμοιβή με την επιλογή της κατάλληλης ενέργειας. Με βάση το PGM (Policy Gradient Method), η χρονική διαφορά (temporal difference) μπορεί να ελέγξει πόσο καλή ή όχι είναι η νέα κατάσταση. Στο CVN ο critic χρησιμοποιείται για την μέτρηση της απόδοσης μιας κατάστασης μέσω μιας συνάρτησης που δείχνει τις τιμές των καταστάσεων. Σε κάθε χρονική περίοδο από το περιβάλλον υπολογίζεται η ανταμοιβή και πηγαίνει στην επόμενη χρονική περίοδο[71].



Εικόνα 51 Εφαρμογή αλγορίθμου actor-critic

7.4 Εφαρμογή Κατανομής Πόρων με γράφο

Στο συγκεκριμένο δίκτυο υπάρχουν μεμονωμένες κυψέλες, πολλαπλοί χρήστες κινητής ή σύνδεσμοι V2I (Vehicle to Infrastructure) και ζεύγη δικτύων οχημάτων V2V (Vehicle to Vehicle) οι οποίες είναι διάσπαρτοι τυχαία μέσα στην κάλυψη του BS. Η σύνδεση μεταξύ των V2I γίνεται όταν υπάρχει ανάγκη για υψηλό εύρος ζώνης ενώ η σύνδεση μεταξύ των V2V γίνεται όταν απαιτείται ασφάλεια στο δίκτυο και σωστή κυκλοφορία. Όταν ένας χρήστης V2I εισέλθει σε ένα κανάλι τότε τα διάφορα ζεύγη V2V μοιράζονται αυτό το κανάλι. Για όλους τους συνδέσμους V2I υπάρχει ένα RB το οποίο είναι ίδιο με τον αριθμό των συνδέσεων. Για τις συνδέσεις V2V οι παρεμβολές που δημιουργούνται είναι λόγω ενός χρήστη V2I και των συνδέσεων V2V όπου έχουν το ίδιο RB. Για τις συνδέσεις των V2I οι παρεμβολές που δημιουργούνται είναι λόγω των χρηστών V2V όπου έχουν το ίδιο RB[72].



Εικόνα 52 Δίκτυο μεμονωμένης κυψέλης με χρήστες και BS

Κύριος σκοπός του συστήματος είναι να αυξηθεί η συνολική απόδοση των χρηστών κινητής τηλεφωνίας και των χρηστών V2V. Ο BS δεν είναι εύκολο να αυξήσει τον ρυθμό δεδομένων των χρηστών V2V επειδή δεν γνωρίζει ακριβής πληροφορίες σχετικά με το CSI των χρηστών V2V. Για να μεγιστοποιηθεί η αποτελεσματικότητα των χρηστών του δικτύου, η κατανομή των καναλιών γίνεται με κεντρικό τρόπο ενώ για να μεγιστοποιηθεί ο ρυθμός δεδομένων των V2V, η κατανομή ισχύος γίνεται με κατανεμημένο τρόπο.

Για όλους τους χρήστες του συστήματος τόσο για τους V2I όσο και για τους V2V η κατανομή των καναλιών γίνεται μέσω ενός GP (Graph Partitioning) το οποίο αποτελείται από τρία μέρη. Η εκχώρηση του καναλιού στους χρήστες είναι το πρώτο μέρος όπου αποτελείται από ένα γράφημα με δύο μέρη, το σύνολο των χρηστών και το σύνολο των RB. Μεταξύ του BS και των χρηστών V2I υπάρχει το

κέρδος καναλιού που αντιπροσωπεύεται σαν βάρος. Το πιο σημαντικό είναι κάθε χρήστης V2I να λάβει ένα κανάλι το οποίο παράλληλα θα έχει το καλύτερο κέρδος. Η ομαδοποίηση των χρηστών με βάση τον αλγόριθμο Max N-cut είναι το δεύτερο μέρος. Όλοι οι σύνδεσμοι V2V χρησιμοποιώντας το αλγόριθμο GP χωρίζονται σε μικρότερα τμήματα με βάση τις πληροφορίες που διαθέτουν. Όσοι ανήκουν στο ίδιο τμήμα μπορούν να μοιράζονται το ίδιο φάσμα χωρίς να δημιουργούνται παρεμβολές. Στο συγκεκριμένο γράφημα τις κορυφές αποτελούν οι σύνδεσμοι V2V και τις ακμές συνδέουν όλες τις κορυφές. Ο κύριος στόχος είναι ότι όσες κορυφές υπάρχουν σε τόσα τμήματα θα χωριστεί. Ο ρόλος του αλγόριθμου Max N-cut είναι να διαχωρίσει τα τμήματα στους χρήστες V2V. Η εκχώρηση καναλιών στα τμήματα V2V είναι το τρίτο μέρος. Αφού ολοκληρωθούν τα δύο πρώτα μέρη, στο τρίτο μέρος κάθε τμήμα V2V λαμβάνει ένα κανάλι. Για να γίνει αυτό είναι απαραίτητο το κέρδος του καναλιού από το τμήμα V2V στον χρήστη V2I που υπάρχει στο κανάλι να ληφθεί υπόψιν.

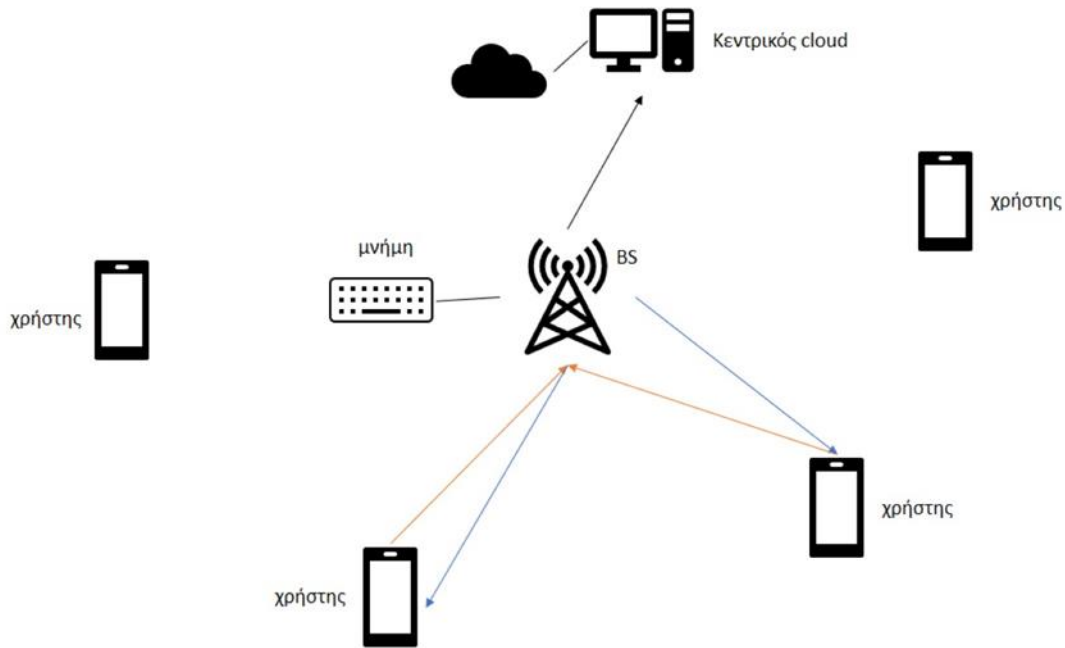
Ο έλεγχος ισχύος βάσει RL χρησιμοποιείται στο συγκεκριμένο δίκτυο. Κάθε ένας χρήστης V2V σε ένα τμήμα αποτελεί τον πράκτορα εκμάθησης, δηλαδή τον πομπό V2V, ο οποίος επιλέγει την κατάλληλη ισχύ. Επειδή όμως υπάρχουν πολλοί πράκτορες στο σύστημα μας θα πρέπει να ελέγχονται και οι πολιτικές των υπολοίπων αλλά και του περιβάλλοντος για να βρεθεί η καλύτερη πολιτική. Κάθε ένας χρήστης μέσα στο τμήμα θα πρέπει να ελέγχει την ισχύ του ώστε όλο το τμήμα V2V να αποκτήσει το μεγαλύτερο ρυθμό. Την κατάσταση στο σύστημα αποτελεί ο πράκτορας όπου σε κάθε χρονική περίοδο ελέγχει το περιβάλλον ώστε να καθορίσει μια κατάσταση. Η ενέργεια είναι αρμοδιότητα του πράκτορα ώστε να εντοπίσει το καλύτερο επίπεδο ισχύος μετάδοσης και η ανταμοιβή ορίζεται ανάλογα με την χωρητικότητα του συνδέσμου V2V μέσα σε ένα τμήμα. Η διαδικασία που γίνεται είναι αρχικά ο πράκτορας αφού εντοπίσει μια κατάσταση, να επιλέξει μια ενέργεια σύμφωνα με την πολιτική που υπάρχει. Αφού εκτελεστεί η ενέργεια, δίνεται η ανταμοιβή στον πράκτορα και το περιβάλλον πηγαίνει στην νέα κατάσταση. Ο πράκτορας έχει ως κύριο σκοπό να αποκτήσει τις μεγαλύτερες ανταμοιβές μέσω της πολιτικής που θα επιλέξει.

Επειδή υπάρχει μεγάλος χώρος δράσης και μόνο η μηχανική μάθηση δεν αρκεί, εφαρμόζεται η DRL παράλληλα με την Q-Learning. Από την πλευρά του Q-Learning εφαρμόζεται το DNN το οποίο αποτελείται από μια τιμή βάρους. Ο σκοπός του είναι να εντοπίσει τις καλύτερες τιμές βάρους ώστε να μην υπάρχουν σφάλματα. Οι τιμές αυτού υπολογίζονται μεταξύ της αναμενόμενης ανταμοιβής και της ανταμοιβής βασικής αλήθειας(ground truth). Στο σενάριο μας οι σύνδεσμοι V2I και V2V και η πολιτική αρχικοποιούνται τυχαία και αλλάζουν στην συνέχεια. Σε κάθε τμήμα που έχει το RB εφαρμόζεται η Q-Learning. Δηλαδή, ο πράκτορας σύμφωνα με την πολιτική που υπάρχει επιλέγει την ενέργεια. Στην πρώτη φάση της Q-learning, της εξερεύνησης, ο πράκτορας ελέγχει όλες τις ενέργειες ώστε να εντοπίσει αυτή με την καλύτερη ανταμοιβή. Στην δεύτερη φάση, της εκμετάλλευσης, ανάλογα με την πολιτική που υπάρχει στο σύστημα επιλέγεται η καλύτερη ενέργεια. Με την χρήση του EG (Epsilon Greedy) ισοσταθμίζονται τα δύο

επίπεδα του Q-Learning. Έτσι, ο πράκτορας στέλνει την τρέχουσα κατάσταση στο περιβάλλον και δέχεται την επόμενη κατάσταση και την ανταμοιβή. Στην συνέχεια τοποθετεί στην μνήμη τους όλες τις πληροφορίες σχετικά με την κατάσταση, την δράση, την ανταμοιβή και την επόμενη κατάσταση μέχρι να γεμίσει η μνήμη. Εάν γεμίσει για την εκπαίδευση του Q-Learning και την ενημέρωση της πολιτικής χρησιμοποιεί κάποια τυχαία δείγματα από αυτά που έχει ήδη αποθηκευμένα. Όταν γίνει η εκπαίδευση μπορεί να εντοπιστεί και το επίπεδο ισχύος μετάδοσης[72].

7.5 Εφαρμογή Απομακρυσμένης Αποθήκευσης

Σε σύγκριση με τα προηγούμενα εδώ υπάρχει ένα δίκτυο μοναδικής κυψέλης όπου αποτελείται από έναν BS που πραγματοποιεί προσωρινή αποθήκευση και προσφέρει δυνατότητες σε όλους τους χρήστες που μπορεί να καλύψει. Ο κάθε BS έχει μια μνήμη στην οποία μπορεί να αποθηκεύει όλα τα περιεχόμενα. Όταν ο χρήστης ζητάει συγκεκριμένο περιεχόμενο από τον BS, το ζητάει από την μνήμη που διαθέτει. Μόλις ο χρήστης κάνει αίτηση για το περιεχόμενο, ο BS ελέγχει εάν έχει ήδη αποθηκευμένο το περιεχόμενο και το παραδίδει αμέσως αλλιώς ζητάει το περιεχόμενο από τον κεντρικό cloud και έπειτα το παραδίδει στον χρήστη. Επειδή ο χώρος αποθήκευσης που διαθέτει ο BS δεν είναι πολύ μεγάλος, είναι θεμιτό τα αιτήματα των χρηστών να μπορούν να απαντηθούν αμέσως και ο BS να έχει ήδη το περιεχόμενο αποθηκευμένο. Το κάθε αίτημα όταν γίνεται απαρτίζεται και από μια χρονική στιγμή ώστε να ενημερώνεται ο BS. Η ενημέρωση του BS περιλαμβάνει δύο μέρη που είναι είτε αποθήκευση νέου περιεχομένου είτε διαγραφή παλιού περιεχομένου. Τα νέα περιεχόμενα που θα εισάγει ο BS θα πρέπει να είναι λιγότερα από τα αιτήματα των χρηστών ώστε να μπορούν να αντικατασταθούν σε κάθε ενημέρωση. Για την αποτελεσματικότητα του συστήματος ελέγχεται όλη η χρονική περίοδος κατά την οποία συλλέγονται τα αιτήματα από τον BS. Κάθε φορά που λαμβάνει αίτημα ο BS, το αποθηκεύει στο ιστορικό αιτημάτων. Η τιμή CHR (Cache Hit Ratio) αναφέρει πόσες φορές εμφανίζεται το περιεχόμενο στην μνήμη του BS[73].



Εικόνα 53 Δίκτυο μοναδικής κυψέλης με BS, cloud και χρήστες

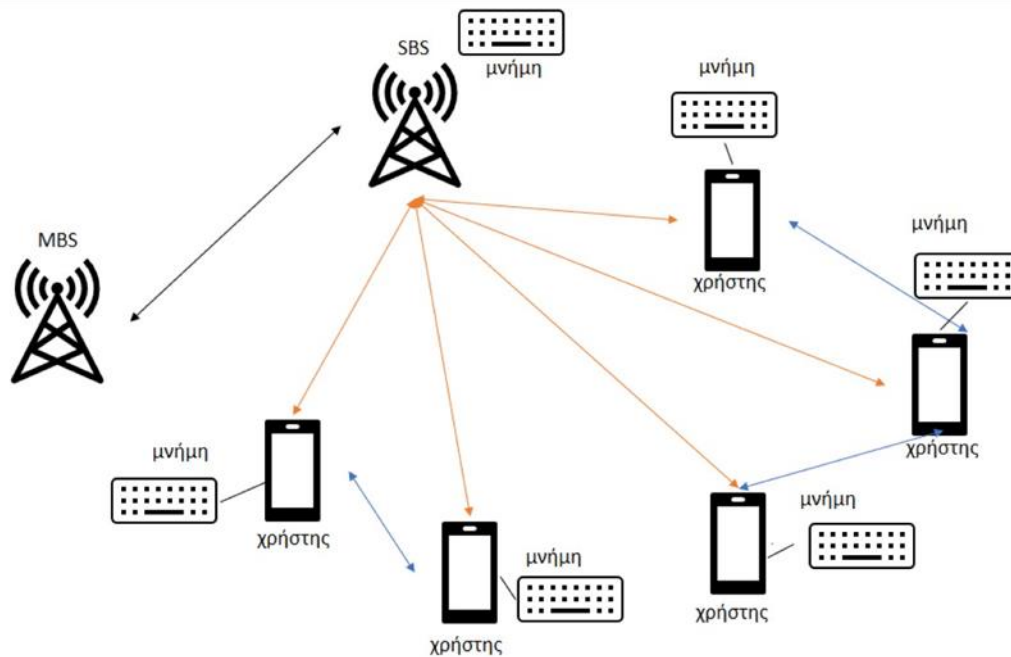
Σε όλη την παραπάνω διαδικασία αποθήκευσης μπορεί να βοηθήσει το DRL. Αρχικά τον χώρο κατάστασης στο σενάριο που εξετάζεται αποτελούν όλα τα χαρακτηριστικά των περιεχομένων αλλά και ποια δεδομένα θα αποθηκευτούν στην μνήμη. Για να γίνει η καλύτερη ενημέρωση της μνήμης, αποθηκεύεται το περιεχόμενο που έχει την μεγαλύτερη ζήτηση. Έπειτα τον χώρο δράσης αποτελεί η διαδικασία αντικατάστασης των νέων περιεχομένων από τα παλιά περιεχόμενα. Για να γίνει μικρότερος ο χώρος δράσης γίνεται μόνο μια ενέργεια κάθε φορά είτε διατήρηση των περιεχομένων στην μνήμη είτε αντικατάσταση ενός περιεχομένου από την μνήμη. Η ανταμοιβή είναι απαραίτητο να έχει την καλύτερη αναλογία CHR.

Στην αρχή μέσω του DRL ο πράκτορας κάνει αρχικοποίηση στην μνήμη, στην συνάρτηση δράσης τιμής (action value function) με τυχαίες τιμές, στην συνάρτηση στόχου τιμής δράσης (target action value function) με κάποιες τιμές που αντιπροσωπεύουν βάρη και στον χώρο των χαρακτηριστικών. Μόλις ξεκινήσει ελέγχει όλο τον χώρο των χαρακτηριστικών και μετά για να επιλέξει την κατάλληλη ενέργεια χρησιμοποιεί την πολιτική EG δηλαδή αφού εκτελεστεί η ενέργεια, λαμβάνεται η ανταμοιβή και πηγαίνει στην επόμενη κατάσταση. Η μετάβαση από την μια κατάσταση στην άλλη αποθηκεύεται στην μνήμη[73].

7.6 Εφαρμογή Αποθήκευσης

Ένα διαφορετικό είδος δικτύου είναι όταν υπάρχουν πολλά SBS που καλύπτουν ένα MBS τα οποία συνδέουν χρήστες και συσκευές και κάθε χρήστης είναι σε θέση να αποθηκεύσει προσωρινά κάποια αρχεία. Λόγω της μικρότερης μνήμης των SBS μπορούν να αποθηκεύσουν λιγότερα αρχεία σε σύγκριση με το κεντρικό δίκτυο. Υπάρχει ένα δίκτυο HetNet (Heterogeneous Network) όπου οι χρήστες κατανέμονται τυχαία και μέσω του D2D αποκτούν αρχεία με μικρότερη κατανάλωση ενέργειας. Ακόμα θα μπορούν να αποθηκεύσουν τα αρχεία τα οποία χρησιμοποιούνται περισσότερο και έτσι δεν θα υπάρχουν πολλά αιτήματα προς τους SBS και MBS. Όταν οι χρήστες ζητούν αρχεία από τους SBS καταναλώνεται λιγότερη ενέργεια σε σχέση με την ζήτηση αρχείων από τους MBS. Όταν υποβάλλεται κάποιο καινούργιο αίτημα απαιτεί κάποιο χρονικό διάστημα μέχρι την ολοκλήρωση του και απαρτίζεται από τρία μέρη την παράδοση του περιεχομένου, την αλλαγή πληροφοριών και την τοποθέτηση περιεχομένου. Κατά την παράδοση οι χρήστες ζητούν τα αρχεία μέσω του D2D, SBS και MBS. Κατά την αλλαγή ο SBS λαμβάνει όλα τα αιτήματα των χρηστών και αποφασίζει ποια αιτήματα θα αποθηκεύσει και κατά την τοποθέτηση ο SBS με βάση την πολιτική που διαθέτει θα βάλει στην σωστή θέση τα περιεχόμενα. Οι χρήστες από την πλευρά τους αποθηκεύουν και αυτοί ορισμένα αρχεία με βάση την πολιτική τους. Ο βασικός σκοπός είναι να μειωθεί η συνολική κατανάλωση ενέργειας.

Για τους υπολογισμούς σχετικά με την ενέργεια και τις συνθήκες καναλιού υπάρχουν τρεις μέθοδοι αντίστοιχα. Στη μέθοδο D2D κατά την παράδοση περιεχομένου οι χρήστες ελέγχουν εάν είναι αποθηκευμένα τα αρχεία. Εφόσον δεν είναι ελέγχουν τα αρχεία των γειτονικών χρηστών και εάν έχουν το περιεχόμενο που ζητείται από γειτονικούς χρήστες το μεταδίδουν μέσω της μεθόδου D2D. Όμως αυτή η μέθοδος απαιτεί οι χρήστες να είναι σε κοντινές αποστάσεις. Εάν η απόσταση είναι μεγαλύτερη και δεν μπορούν να επικοινωνήσουν οι γειτονικοί χρήστες τότε δεν μπορεί να δημιουργηθεί η σύνδεση D2D. Στην μέθοδο SBS ορίζεται ο ρυθμός δεδομένων μεταξύ των χρηστών και του SBS με διαφορετικές αποστάσεις και διαφορετική ισχύ μετάδοσης. Στην μέθοδο MBS θα απαντηθούν τα αιτήματα όταν δεν μπορεί να τα ικανοποιήσει ο SBS[74].



Εικόνα 54 Δίκτυο με MBS, SBS και χρήστες

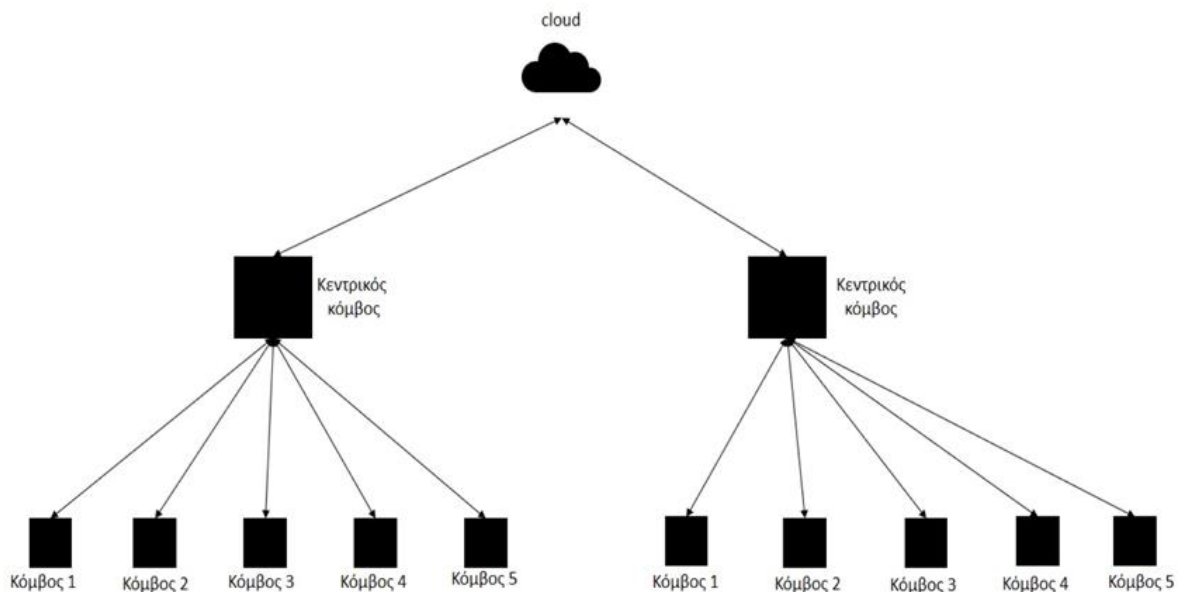
Για να αποφασιστούν όλα τα παραπάνω χρησιμοποιείται RL. Για όλα τα αιτήματα που υπάρχουν για να εντοπιστεί η συχνότητα εμφάνισης τους ακολουθούν τον νόμο του Zipf και υπάρχει μια παράμετρος γ η οποία ελέγχει την συχνότητα των αιτημάτων. Με τις αλυσίδες Markov μοντελοποιούνται τα αιτήματα των χρηστών. Η κατάσταση του χρήστη αλλάζει με πιθανότητα που ορίζει ο ίδιος ο χρήστης. Σε κάθε χρονική στιγμή ο χρήστης δέχεται μια κατάσταση και ανάλογα με το τι είδους αιτήματα δέχεται αλλάζει και τα αρχεία που έχει. Σε κάθε χρονική περίοδο λοιπόν μπορούν να εντοπιστούν οι προτιμήσεις που έχει ο χρήστης. Με την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον οι συσκευές των χρηστών αλλά και οι SBS ελέγχουν πολλαπλές ενέργειες και καταλήγουν στην κατάλληλη πολιτική ώστε να έχουν την καλύτερη απόδοση ενέργειας. Για την μέτρηση του κόστους ενός χρήστη ελέγχονται τα αρχεία που είναι αποθηκευμένα και εάν εμφανίζονται περισσότερες φορές καταναλώνεται λιγότερη ενέργεια από τον χρήστη σε σύγκριση με τον να μην είναι πολύ συχνά. Η συνάρτηση κατάστασης τιμής (state value function) είναι μια μέση ανταμοιβή με βάση την πολιτική του συστήματος. Γενικά είναι απαραίτητο να εντοπιστεί η καλύτερη τιμή του γινομένου της πολιτικής προσωρινής αποθήκευσης, της πολιτικής του χρήστη και της πολιτικής των SBS με σκοπό την κατανάλωση του μικρότερου ενεργειακού κόστους.

Η συνάρτηση κατάστασης τιμής μπορεί και να γραφτεί με την βοήθεια της εξίσωσης Bellman, βασίζεται στην καλύτερη πολιτική και μπορεί να αναφερθεί και σαν Q-function. Με βάση την πολιτική του συστήματος γίνεται αξιολόγηση για όλες τις καταστάσεις και στην συνέχεια ενημερώνεται η πολιτική του συστήματος. Το Q-Learning έχει την δυνατότητα να εντοπίζει την βέλτιστη πολιτική και παράλληλα να ελέγχει και την συνάρτηση κατάστασης τιμής. Το DQN βοηθάει το Q-Learning αφού αποτελείται από δύο δίκτυα στα οποία το ένα έχει όλες τις

σταθερές παραμέτρους και το άλλο αποθηκεύει όλες τις εξελίξεις. Δηλαδή, το Q-Learning εξαρτάται από την απόδοση που έχουν τα δύο είδη δικτύων DQL[74].

7.7 Εφαρμογή Ιεραρχικής Αποθήκευσης

Σε αυτό το μοντέλο υπάρχει ένα δίκτυο δύο επιπέδων κόμβων προσωρινής αποθήκευσης, ενός κεντρικού κόμβου που αποτελείται από πολλούς συνδεδεμένους κόμβους. Ο κεντρικός κόμβος συνδέεται μέσω backhaul με το cloud. Οι υπόλοιποι κόμβοι λαμβάνουν τα αιτήματα των χρηστών, αποθηκεύουν αντίστοιχα τα αρχεία και τα μοιράζουν σε όλους όσους είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους. Το περιεχόμενο εφόσον είναι αποθηκευμένο στους κόμβους παραδίδεται αμέσως στους χρήστες αλλιώς είναι απαραίτητο να ζητηθεί από τον κεντρικό κόμβο. Στην συνέχεια εάν έχει το περιεχόμενο ο κεντρικός κόμβος το στέλνει αλλιώς το ζητάει από το cloud. Οι κόμβοι επειδή είναι σε κοντινή απόσταση από τους χρήστες δέχονται πολλά αιτήματα σε τακτά χρονικά διαστήματα. Από την άλλη ο κεντρικός κόμβος βλέπει συνολικά τα αιτήματα από μεγάλο αριθμό χρηστών σε μη τακτά χρονικά διαστήματα. Ο κάθε ένας κόμβος με βάση την πολιτική αποφασίζει πιο περιεχόμενο θα αποθηκεύσει. Ο κεντρικός κόμβος με βάση την δική του πολιτική αποθηκεύει ότι δεν έχει αποθηκευτεί στους υπόλοιπους κόμβους[75].



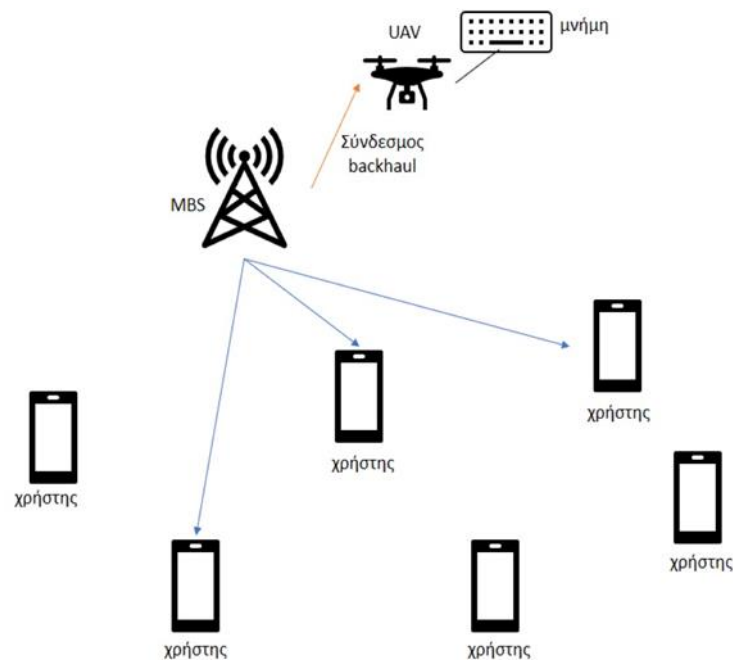
Εικόνα 55 Δίκτυο επιπέδων αποθήκευσης με κεντρικό κόμβο και πολλούς συνδεδεμένους κόμβους

Για την μοντελοποίηση του συστήματος αυτού χρησιμοποιούνται οι διαδικασίες Markov. Η Q-Learning μπορεί να βοηθήσει. Για κάθε ένα χρονικό διάστημα ο κεντρικός κόμβος ενημερώνει την μνήμη του. Η δημιουργία της πολιτικής του εξαρτάται από τις πολιτικές που ακολουθούν οι υπόλοιποι κόμβοι, πόσο συχνά εμφανίζονται τα αρχεία και όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες που έχουν οι κόμβοι[75].

7.8 Εφαρμογή Αποθήκευσης και μετάδοσης

Ένα μοντέλο που αποτελείται από πολλούς χρήστες μέσα σε μια περιοχή πυκνού δικτύου παρουσιάζεται. Στην περίπτωση της κατερχόμενης ζεύξης, ο MBS απαντάει σε όλα τα αιτήματα περιεχομένου των χρηστών. Κάθε ένας MBS υποστηρίζεται από έναν UAV και είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους μέσω συνδέσεων backhaul. Οι αιτήσεις στέλνονται σε διάφορα χρονικά διαστήματα και τα UAV κινούνται περιοδικά. Η σύνδεση μεταξύ των UAV και των χρηστών μπορεί να εξυπηρετηθεί από την τεχνική NOMA (Non Orthogonal Multiple Access), όπου σε κάθε χρονική περίοδο κάθε UAV μπορεί να εξυπηρετήσει πολλές ομάδες χρηστών. Το NOMA έχει δύο ομάδες χρηστών, αυτούς που βρίσκονται σε κοντινή απόσταση με το UAV και ονομάζονται κοντινοί χρήστες και αυτούς που βρίσκονται σε μακρινή απόσταση με το UAV και ονομάζονται μακρινοί χρήστες.

Σε όλες τις χρονικές περιόδους το UAV μετακινείται ελεύθερα μέσα στο δίκτυο. Κάθε χρήστης στέλνει ένα αίτημα για να ζητήσει περιεχόμενο, τα οποία ακολουθούν την κατανομή Zipf. Κάθε αίτημα του χρήστη στην συνέχεια προγραμματίζεται και λαμβάνει μια τιμή. Εάν η τιμή είναι ίση με 1 σημαίνει ότι το αίτημα έχει ληφθεί παίρνει την τιμή ίση με 0. Η κατερχόμενη ζεύξη του συστήματος απαρτίζεται από την ζεύξη μεταξύ του UAV και των ομάδων χρηστών και από την σύνδεση backhaul μεταξύ του MBS και του UAV. Στην επικοινωνία του UAV με το MBS υπάρχουν ορισμένες απώλειες που καθορίζονται από ένα ζεύγος NLoS και LoS. Για κάθε ένα UAV εάν στην μνήμη του υπάρχει το περιεχόμενο τότε μεταδίδεται μέσω του backhaul αλλιώς το UAV ζητά να αποκτήσει το περιεχόμενο από το MBS[76].



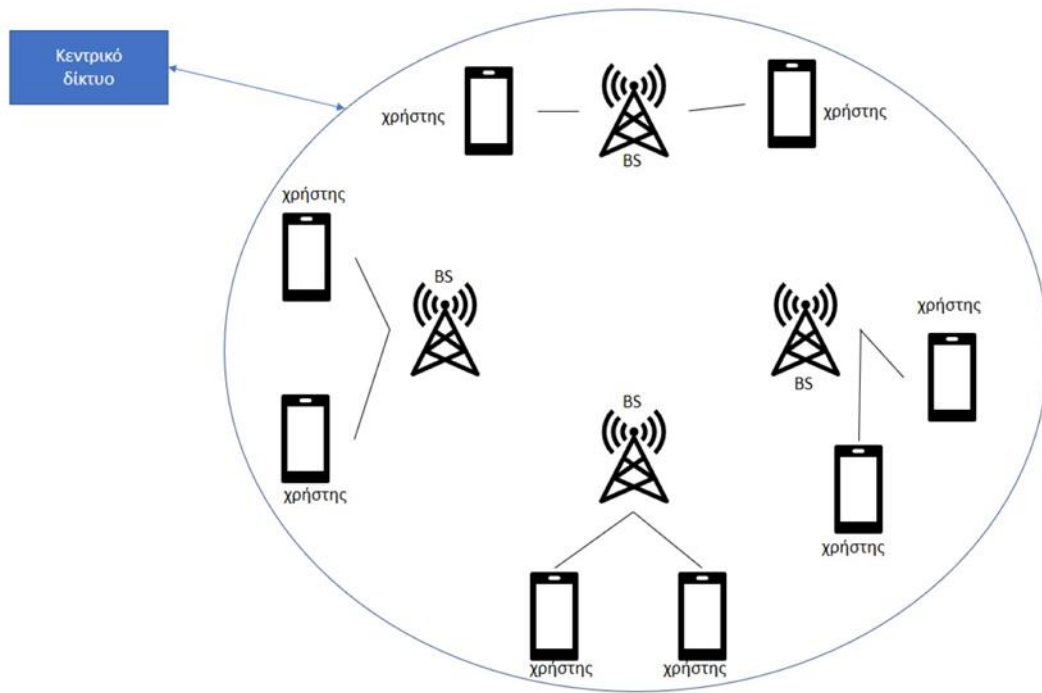
Εικόνα 56 Πυκνό Δίκτυο με MBS, χρήστες και UAV

Σε αυτά τα δίκτυα υπάρχουν καθυστερήσεις που οφείλονται είτε στην καθυστέρηση της μετάδοσης backhaul, είτε στην καθυστέρηση της μετάδοσης της ραδιοπρόσβασης είτε και στην καθυστέρηση που δημιουργείται όταν οι χρήστες ζητούν κάποιο περιεχόμενο. Οι καθυστερήσεις αυτές μπορούν να ελαχιστοποιηθούν μέσω της κατανομής ισχύος από χρήστες NOMA, από τον προγραμματισμό των αιτημάτων από την πλευρά των χρηστών και από την καλύτερη διαχείριση της αποθήκευσης του UAV. Στο πρόβλημα αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί το MDP. Έτσι, το σύστημα αποτελείται από δύο καταστάσεις που είναι η κατάσταση της κρυφής μνήμης και η απόκριση του συστήματος στους χρήστες. Εφόσον ο χρήστης στέλνει πολλά αιτήματα, οι απαντήσεις των αιτημάτων θα καθυστερούν. Η ενέργεια στο σύστημα αποτελείται από τρία τμήματα που είναι η διαδικασία της προσωρινής αποθήκευσης, η κατανομή ισχύος των χρηστών NOMA και ο προγραμματισμός των χρηστών.

Το DDPG μπορεί να βοηθήσει για την μείωση του χώρου δράσης. Το DDPG αποτελείται από το AN (Actor Network) και το CN (Critic Network). Στο AC μέσω των νευρωνικών δικτύων γίνεται η πολιτική επιλογής ενεργειών και περνιούνται ως είσοδο. Στο CN πρέπει να υπολογιστεί η τιμή της ενέργειας για κάθε κατάσταση. Δέχεται την ενέργεια και την κατάσταση σαν είσοδο με σκοπό να υπάρχουν όσο λιγότερα σφάλματα γίνεται[76].

7.9 Εφαρμογή Κατανομής Ισχύος

Στο δίκτυο αυτό υπάρχει ένα σύστημα κυψελωτό OFDM πολλαπλών κυψελών κατερχόμενης ζεύξης όπου υπάρχουν πολλαπλά BS. Κάθε BS είναι θεμιτό να χρησιμοποιεί όλο το φάσμα που είναι διαθέσιμο. Ο κεντρικός ελεγκτής του συστήματος είναι απαραίτητο να συλλέγει όλες τις πληροφορίες για όλο το δίκτυο μαζί με το SINR και την μετάδοση ισχύος. Ο τρόπος που κινούνται οι BS ακολουθούν την διαδικασία Poisson. Κάθε ένας χρήστης όταν συνδέεται με έναν BS, ενεργοποιείται και ο ίδιος και η ισχύς εκπομπής του. Ο κάθε χρήστης όμως μπορεί να δεχτεί έναν μόνο δευτερεύων χρήστη. Το μοντέλο SPFD (Six Path Fading Channel) μπορεί να χρησιμοποιηθεί για το παραπάνω πρόβλημα. Όλη η απόδοση του συστήματος αποτελείται από τη συνολική χωρητικότητα. Για να μεγιστοποιηθεί η συνολική χωρητικότητα του συστήματος είναι απαραίτητο να ελέγχεται και η ισχύς εκπομπής των BS στον υπό-φορέα με βάση το βέλτιστο υπό-φορέα. Στην αρχή, οι χρήστες με βάση το SINR συσχετίζονται με τους BS. Όμως δημιουργούνται παρεμβολές μεταξύ των χρηστών και των BS λόγω των κυψελών αλλά δεν δημιουργούνται παρεμβολές στις εσωτερικές κυψέλες. Η σύνδεση μεταξύ τους διαμορφώνεται από την ισχύ σήματος του BS προς τον χρήστη και από την ισχύ παρεμβολών μέσα στις κυψέλες. Για να αυξηθεί η συνολική χωρητικότητα του δικτύου είναι αναγκαίο να ελέγχεται και η ισχύς μετάδοσης των BS. Όλοι οι χρήστες δέχονται τους δευτερεύοντες φορείς κατερχόμενης ζεύξης ενός BS με βάση την αξιοπιστία των χρηστών[77].



Εικόνα 57 Κυψελωτό OFDM πολλαπλών κυψελών με πολλούς BS, χρηστές και κεντρικό δίκτυο

Η RL μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αντιμετώπιση του παραπάνω προβλήματος. Ένας αλγόριθμος Q-Learning ο οποίος έχει ως βάση την κατανομή ισχύος και αλληλοεπιδρά συνεχώς με το περιβάλλον χρησιμοποιείται. Αποτελείται από τον πράκτορα, τις καταστάσεις, τις ενέργειες και την συνάρτηση ανταμοιβής. Εισάγεται μια DSAM (Dynamic State Adding Method) κατά την οποία όταν εισέλθει μια νέα κατάσταση, εισάγεται αυτόματα στα σύνολα καταστάσεων. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι δεν είναι αναγκαίο σε κάθε βήμα μια νέα προσαρμογή. Ο πίνακας που αποθηκεύονται τα σύνολα καταστάσεων μπορούν να βοηθήσουν καλύτερα στην αποθήκευση. Όμως χρειάζεται πολύς χρόνος για τον πίνακα αυτό όταν εισάγεται κάθε φορά μια νέα κατάσταση. Για τον πίνακα αυτό εφαρμόζεται ο αλγόριθμος DRL[77].

8

Εφαρμογές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης σε IoT Δίκτυα

8.1 Εφαρμογή κοινής χρήσης πόρων φάσματος

Χρησιμοποιείται ένα δίκτυο IoT ανερχόμενης ζεύξης όπου αποτελείται από πολλαπλούς αισθητήρες, έναν BS και πολλαπλά κανάλια. Οι αισθητήρες είναι κατανομημένοι τυχαία γύρω από τον BS και είναι είτε αισθητήρες παρακολούθησης περιβάλλοντος είτε αισθητήρες συλλογής δεδομένων. Οι αισθητήρες παρακολούθησης συλλέγουν και μεταδίδουν δεδομένα για κάθε μια χρονική στιγμή και όταν εντοπίσουν μια κατάσταση που δεν είναι φυσιολογική όπως είναι είτε φωτιά είτε υπερβολικός αέρας εκπέμπουν σήμα. Οι αισθητήρες συλλογής δεδομένων έχουν μια διαθέσιμη μνήμη (buffer) όπου αποθηκεύουν προσωρινά όλα τα δεδομένα. Υπάρχει ένα κανάλι επικοινωνίας μεταξύ των αισθητήρων και των BS και ένας δείκτης που εφόσον υπάρξει σύνδεση του αισθητήρα στο κανάλι παίρνει την τιμή 1. Έπειτα ο αισθητήρας λαμβάνει απάντηση από τον BS με τιμή 1 εάν είναι επιτυχής η μετάδοση και 0 εφόσον δεν είναι επιτυχημένη. Στο δίκτυο μας εξετάζονται οι αισθητήρες παρακολούθησης που είναι αναγκαίο να πραγματοποιήσουν μια μετάδοση σε μια χρονική περίοδο ικανοποιώντας τη ποιότητα υπηρεσίας αλλά και οι αισθητήρες συλλογής δεδομένων είναι απαραίτητο να ενημερώνουν τα δεδομένα.

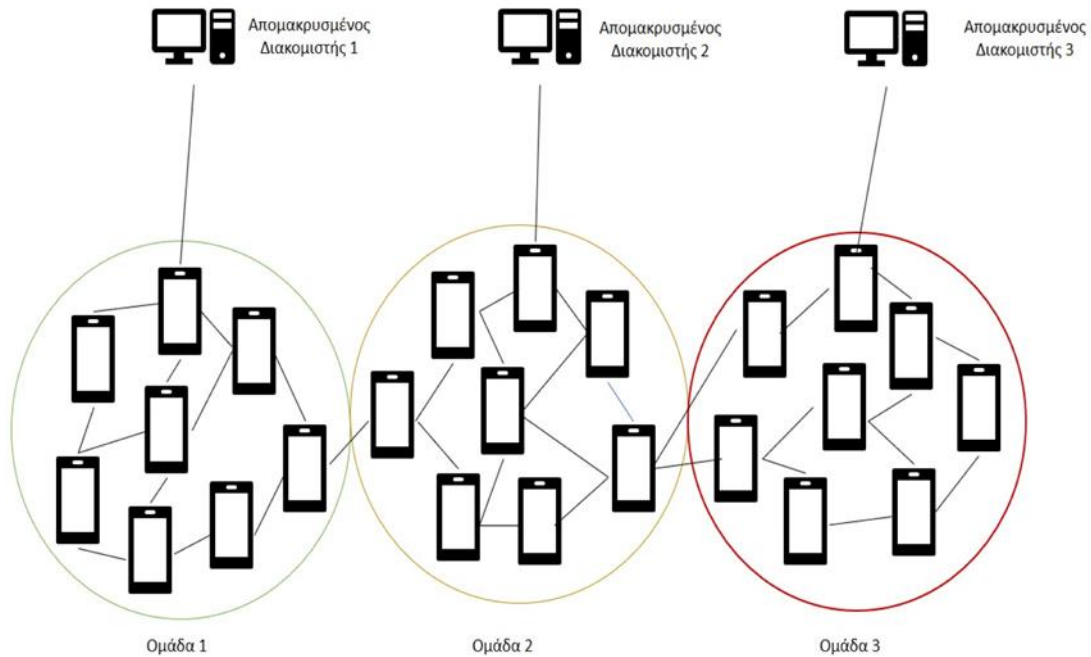
Εφαρμόζεται μια προσέγγιση DQN όπου στην αρχή ο πράκτορας σε κάθε χρονική στιγμή λαμβάνει την τρέχουσα ενέργεια, την προτεραιότητα των αισθητήρων παρακολούθησης, το μήκος της μνήμης των αισθητήρων συλλογής δεδομένων και την κατάσταση του αισθητήρα παρακολούθησης. Για κάθε μια κατάσταση ο πράκτορας εκτελεί και μια ενέργεια. Εφόσον κάποιος αισθητήρας δεν έχει εισέλθει

σε κάποιο κανάλι τότε η τιμή γίνεται 0. Ο πράκτορας ελέγχει όλους τους πόρους του καναλιού και έτσι ο κάθε BS μπορεί να μειώσει τις συγκρούσεις χωρίς να μοιράζει το ίδιο κανάλι σε πολλούς αισθητήρες. Ο κύριος σκοπός του δικτύου IoT είναι η κατάλληλη αξιοποίηση των πόρων φάσματος, η κατάλληλη χρήση των αισθητήρων παρακολούθησης ικανοποιώντας την τιμή κατωφλίου και η αξιοποίηση της μνήμης (buffer) από τους αισθητήρες συλλογής δεδομένων. Για την μεγιστοποίηση των πόρων δημιουργείται μια συνάρτηση ανταμοιβής που εξαρτάται από τις τιμές που έχει πάρει ο δείκτης. Για την κατάλληλη χρήση της μνήμης η συνάρτηση ανταμοιβής βοηθάει τον BS για την εκχώρηση των πόρων στους αισθητήρες συλλογής δεδομένων ώστε να διαχειριστεί κατάλληλα η μνήμη τους.

Το DNN μπορεί να βοηθήσει το DQN. Αποτελείται από τρία επίπεδα όπου στην είσοδο είναι η κατάσταση του περιβάλλοντος και στην έξοδο είναι οι τιμές που αντιστοιχούν στις ενέργειες για κάθε μια κατάσταση. Κατά την φάση της εκπαίδευσης του DNN για κάθε μια κατάσταση του συστήματος αντιστοιχίζεται μια τιμή για τις ενέργειες και έπειτα ο πράκτορας εκτελεί την ενέργεια με βάση την μέγιστη τιμή. Έτσι αφού εκτελεστεί η ενέργεια το σύστημα πηγαίνει την επόμενη κατάσταση και λαμβάνει την ανταμοιβή[78].

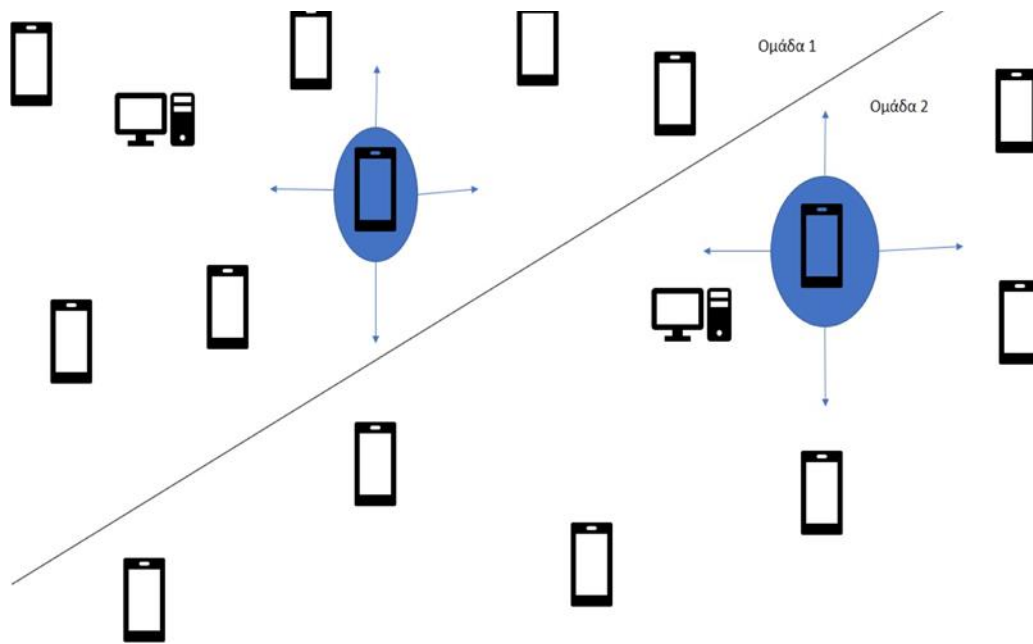
8.2 Εφαρμογή Ομαδοποίησης

Στο συγκεκριμένο μοντέλο υπάρχει ένα δίκτυο IoT με πολλαπλούς απομακρυσμένους διακομιστές και πολλαπλές συσκευές. Κάθε μια συσκευή τοποθετείται τυχαία μέσα στο δίκτυο και επικοινωνεί μέσω πολλαπλών βημάτων (multi-hop) με τους απομακρυσμένους διακομιστές. Μέσω αυτής της επικοινωνίας, οι συσκευές IoT δημιουργούν δεδομένα περιοδικά και τα μεταφέρουν στους απομακρυσμένους διακομιστές. Όλα τα δεδομένα που συλλέγονται από τις συσκευές IoT υπολογίζονται από πολλαπλούς απομακρυσμένους διακομιστές. Για να συλλεχθούν όλα τα δεδομένα από τις συσκευές στους πολλαπλούς απομακρυσμένους διακομιστές το δίκτυο μπορεί να διαχωριστεί σε ομάδες και κάθε απομακρυσμένος διακομιστής μπορεί να εισέλθει σε μια ομάδα. Έτσι κάθε ένας γίνεται υπεύθυνος για την συλλογή δεδομένων από όλες τις συσκευές IoT που ανήκουν στην ίδια ομάδα. Κάθε μια συσκευή στέλνει δεδομένα σε κοντινά χρονικά διαστήματα στον απομακρυσμένο διακομιστή. Όταν εισέλθει νέα συσκευή στο δίκτυο θέτει σε ενεργοποίηση και τις γειτονικές συσκευές IoT ώστε να παράγουν δεδομένα ανίχνευσης. Κάθε μια συσκευή διαθέτει και έναν αισθητήρα ο οποίος είναι σε θέση να εντοπίσει τα δεδομένα ανίχνευσης. Η συσκευή που θα εισέλθει μόλις εντοπιστεί στην περιοχή ανίχνευσης της ομάδας ελέγχεται και στέλνονται όλα τα δεδομένα της στον απομακρυσμένο διακομιστή της ομάδας. Για να γίνει η καλύτερη ομαδοποίηση παίζουν ρόλο οι θέσεις των συσκευών στο δίκτυο και οι απαιτήσεις συλλογής δεδομένων[79].



Εικόνα 58 Δίκτυο IoT με πολλούς απομακρυσμένους διακομιστές και συσκευές

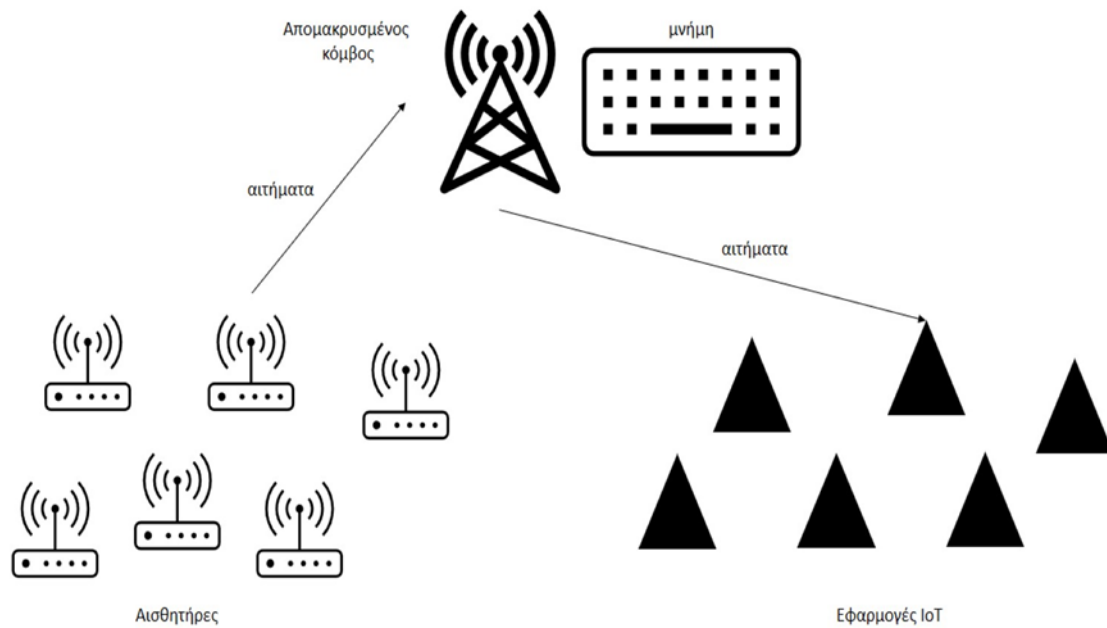
Με στόχο την καλύτερη ομαδοποίηση εφαρμόζεται το DQN όπου υπάρχει ένας πράκτορας που εντοπίζεται στον απομακρυσμένο διακομιστή και συλλέγει όλες τις πληροφορίες. Το κέντρο της ομάδας αποφασίζεται να οριστεί στην θέση που βρίσκεται ο απομακρυσμένος διακομιστής. Για τον διαχωρισμό του δικτύου επιλέγεται αρχικά ο κόμβος που βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της ομάδας ως αρχηγός της ομάδας. Στην συνέχεια με βάση τον αρχηγό αυτό διαχωρίζεται το δίκτυο σε μικρότερες ομάδες. Για την αξιολόγηση των ομάδων, αλλάζει θέση το κέντρο της ομάδας. Όλες οι μετακινήσεις όλων των κέντρων των ομάδων αποτελούν τον χώρο κατάστασης δράσης (action state space) και μπορούν να είναι είτε όλες οι βασικές κινήσεις είτε και η παραμονή στην ίδια θέση. Το DQN διαλέγει ποια κίνηση θα γίνει για κάθε ένα κέντρο της ομάδας. Αφού γίνει η κίνηση επιλέγεται ξανά ο αρχηγός για κάθε μια ομάδα και γίνεται ξανά ο διαχωρισμός σε μικρότερες ομάδες. Όλες οι απαιτήσεις πρέπει να ικανοποιούνται για να υπολογιστεί η ανταμοιβή για μια ενέργεια. Η πρώτη απαίτηση αφορά τους απομακρυσμένους διακομιστές όπου κάθε ένας συλλέγει όλα δεδομένα και πρέπει να τα μοιράσει κατάλληλα σε όλους. Η δεύτερη απαίτηση αφορά το δίκτυο IoT και την ταχύτητα των δεδομένων που μεταφέρονται από την ομάδα στους απομακρυσμένους διακομιστές όπου θα πρέπει να διατηρείται στην κάθε ομάδα στα ίδια επίπεδα. Έτσι λαμβάνοντας υπόψιν τις δύο απαιτήσεις θα βρεθεί η καλύτερη ανταμοιβή για το σύστημα[79].



Εικόνα 59 Εφαρμογή DQN στο δίκτυο IoT με πολλούς απομακρυσμένους διακομιστές και συσκευές

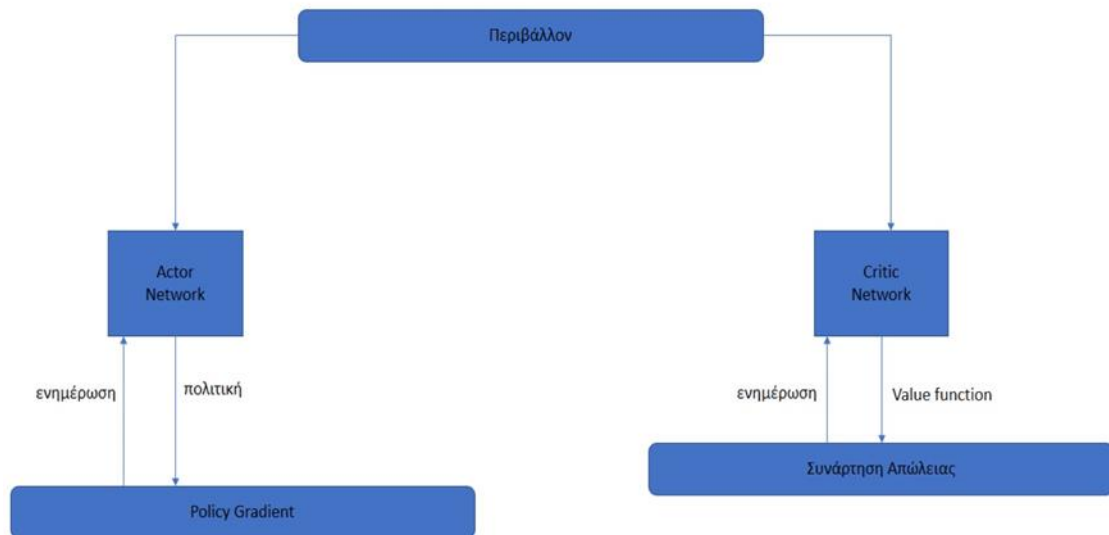
8.3 Εφαρμογή απομακρυσμένης αποθήκευσης

Ένα δίκτυο προσωρινής αποθήκευσης IoT παρουσιάζεται όπου αποτελείται από έναν BS, πολλαπλούς αισθητήρες και πολλαπλές εφαρμογές IoT. Ο BS έχει την ικανότητα αποθήκευσης περιορισμένου και πρόσφατου περιεχομένου και μπορεί να καλύπτει συγκεκριμένο αριθμό αισθητήρων και εφαρμογών IoT. Για να γίνουν οι απαραίτητες εργασίες είναι αναγκαίο όλοι οι κόμβοι να δίνουν τα στοιχεία τους όταν είναι απαραίτητο. Όταν ο απομακρυσμένος κόμβος λαμβάνει ένα αίτημα τότε μεταδίδει το περιεχόμενο στην εφαρμογή IoT εάν είναι αποθηκευμένο στην κρυφή μνήμη αλλιώς ζητά το περιεχόμενο από τον κόμβο αισθητήρα και το αποθηκεύει προσωρινά. Τα στοιχεία που συλλέγουν οι κόμβοι αισθητήρων αποτελούνται από χρονοσφραγίδα δηλαδή τον χρόνο που απαιτείται για την δημιουργία των δεδομένων και διάρκεια ζωής όπου υποδεικνύει εάν ένα στοιχείο είναι έγκυρο. Κάθε ένας απομακρυσμένος κόμβος αποφασίζει για την μνήμη του, δηλαδή για την αποθήκευση του νέου περιεχομένου. Όταν λαμβάνεται ένα νέο αίτημα, ο απομακρυσμένος κόμβος ελέγχει εάν βρίσκεται στην μνήμη και εάν είναι καινούργιο τότε μεταδίδεται. Όμως επειδή αποθηκεύει μόνο τα πιο πρόσφατα αιτήματα υπάρχουν πάντα κενές θέσεις στην μνήμη. Για κάθε μια μετάδοση από τον κόμβο αισθητήρα στο απομακρυσμένο κόμβο υπάρχει και κατανάλωση ενέργειας. Αυτό που πρέπει να επιτευχθεί είναι η εξοικονόμηση ενέργειας όλων των κόμβων αισθητήρων[80].



Εικόνα 60 Δίκτυο IoT με BS, αισθητήρες και εφαρμογές IoT

Η RL έχει σκοπό να εντοπίσει την πολιτική για μια τρέχουσα κατάσταση. Ο A2C (Advantage Actor Critic) είναι ένας αλγόριθμος PG (Policy Gradient) όπου απαρτίζεται από ένα AN με σκοπό να πετύχει την καλύτερη πολιτική για το σύστημα και από ένα CN με σκοπό να μάθει μια συνάρτηση τιμής ώστε να αξιολογήσει την πολιτική. Τον πράκτορα αποτελεί στο σύστημα ο διακομιστής προσωρινής αποθήκευσης (caching server), ο οποίος αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον ώστε να πάρει την σωστή απόφαση. Κύριος στόχος είναι για όλα τα στοιχεία που παράγονται από τους κόμβους αισθητήρων να εντοπιστεί η καλύτερη πολιτική με την λιγότερη κατανάλωση ενέργειας. Όλη αυτή η διαδικασία μπορεί να αντιμετωπιστεί σαν MDP. Το χώρο κατάστασης αποτελεί η κατάσταση της προσωρινής αποθήκευσης, η χρονοσφραγίδα αλλά και η διάρκεια ζωής. Τον χώρο δράσης αποτελεί το σύνολο ενεργειών δηλαδή η θέση κάθε στοιχείου στην μνήμη. Με την συνάρτηση ανταμοιβής είναι απαραίτητο να εντοπιστεί η καλύτερη πολιτική με σκοπό την καλύτερη κατανάλωση ενέργειας[80].

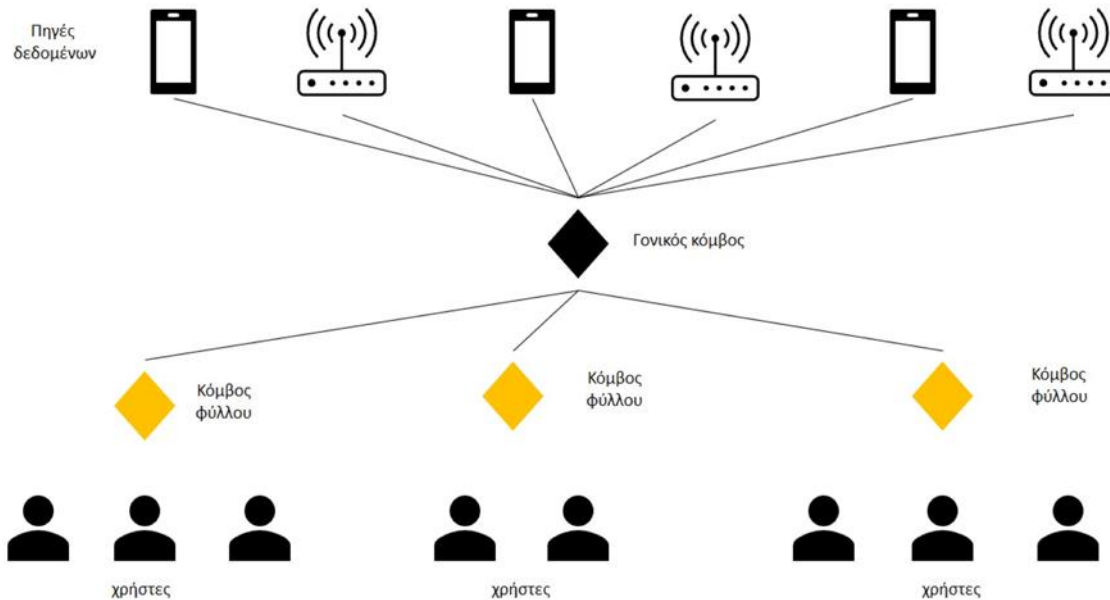


Εικόνα 61 Εφαρμογή του A2C στο δίκτυο IoT με BS, αισθητήρες και εφαρμογές IoT

8.4 Εφαρμογή Αποθήκευσης

Στο συγκεκριμένο μοντέλο υπάρχουν δύο επίπεδα, το ένα βρίσκεται σε κοντινή απόσταση από τις πηγές δεδομένων δηλαδή τις συσκευές και τους αισθητήρες και ονομάζεται γονικό (parent) επίπεδο και το άλλο βρίσκεται σε κοντινή απόσταση από τους τελικούς χρήστες και ονομάζεται απομακρυσμένο επίπεδο. Και τα δύο επίπεδα έχουν την ικανότητα αποθήκευσης στην κρυφή μνήμη. Κάθε γονικό επίπεδο συνδέεται με πολλαπλές πηγές δεδομένων ενώ κάθε απομακρυσμένος κόμβος συνδέεται με πολλαπλούς χρήστες. Όταν υπάρχει απαίτηση για ένα αίτημα περιεχομένου, ο χρήστης στέλνει το αίτημα στον κόμβο φύλλου, ο κόμβος φύλλου στέλνει το αίτημα στον γονικό και ο γονικός ζητάει τα αρχεία που ζητούνται. Βέβαια κάθε απομακρυσμένος κόμβος εάν έχει τα αρχεία που ζητούνται δεν τα ζητάει από τα άλλα επίπεδα αλλά εάν δεν τα έχει στέλνει το αίτημα στο γονικό επίπεδο και εκείνος θα ελέγξει την διαθεσιμότητα τους αλλιώς θα τα ζητήσει από τα υπόλοιπα. Με αυτόν το τρόπο δεν υπάρχει μεγάλη φόρτωση στις συνδέσεις backhaul. Η καλύτερη λύση είναι τα αιτήματα να μπορούν να αντιμετωπιστούν τοπικά και να μην ζητούνται από τις υπόλοιπες πηγές, καταναλώνοντας έτσι και λιγότερη ενέργεια. Παρόλο που υπάρχουν πολλαπλά αρχεία κάθε ένας κόμβος πηγής μπορεί να εξάγει μόνο ένα από όλα αυτά τα αρχεία. Κατά την μετάδοση του αρχείου υπάρχει παράλληλα το αναγνωριστικό του αρχείου, ο χρόνος δημιουργίας και η διάρκεια ζωής που αποτελεί την χρονική διάρκεια κατά την οποία το περιεχόμενο είναι έγκυρο. Ο χρόνος δημιουργίας και η διάρκεια ζωής αποτελούν τα δεδομένα για τον υπολογισμό της πρωτοτυπίας ενός αρχείου και εάν αυτό ξεπεράσει το χρόνο του αφαιρείται από την μνήμη. Κάθε ένας απομακρυσμένος κόμβος έχει διαφορετική τοποθεσία και τα αρχεία που δέχεται έχουν διαφορετική συχνότητα εμφάνισης. Όταν ζητείται ένα αίτημα στο απομακρυσμένο κόμβο και δεν υπάρχει σε αυτόν ή στην γονική μνήμη του τότε το αρχείο ζητείται από την

πηγή. Έτσι ο κόμβος του γονέα λαμβάνει πρώτος το αρχείο και είναι απαραίτητο να αποφασίσει εάν θα το αποθηκεύσει. Και σε αυτό το σενάριο υπάρχει ένας χώρος δράσης a όπου εάν πάρει τιμή 1 κάποιος κόμβος του δικτύου θα αποθηκεύσει προσωρινά το αρχείο αλλιώς θα πάρει την τιμή 0 και δεν θα το αποθηκευτεί[81].



Εικόνα 62 Δίκτυο IoT με επίπεδα

Όλη η παραπάνω διαδικασία μπορεί να διατυπωθεί σαν MDP. Στο MDP την κατάσταση του συστήματος αποτελούν είτε όλες οι καταστάσεις των κόμβων της προσωρινής αποθήκευσης του δικτύου είτε τα αιτήματα των τελευταίων χρηστών είτε όλοι οι παράγοντες της αποθήκευσης στην μνήμη. Τις ενέργειες του συστήματος αποτελούν όλες οι αποφάσεις ενός κόμβου. Η ανταμοιβή υπολογίζεται ως το μέτρο της τιμής από όλες τις ενέργειες που πραγματοποιήθηκαν. Την πολιτική προσωρινής αποθήκευσης αποτελεί η επιλογή μιας ενέργειας για μια συγκεκριμένη κατάσταση. Πρώτα όμως είναι απαραίτητο να οριστεί η αθροιστική ανταμοιβή (cumulative reward). Ο κύριος στόχος όμως είναι να βρεθεί η καλύτερη πολιτική μέσω των συναρτήσεων τιμής και συνάρτησης δράσης τιμής. Με την πρώτη συνάρτηση εντοπίζεται η αναμενόμενη ανταμοιβή ξεκινώντας από μια κατάσταση και ακολουθώντας μια πολιτική και με την δεύτερη συνάρτηση εντοπίζεται η αναμενόμενη ανταμοιβή ξεκινώντας από μια κατάσταση, εκτελώντας μια ενέργεια και ακολουθώντας μια πολιτική.

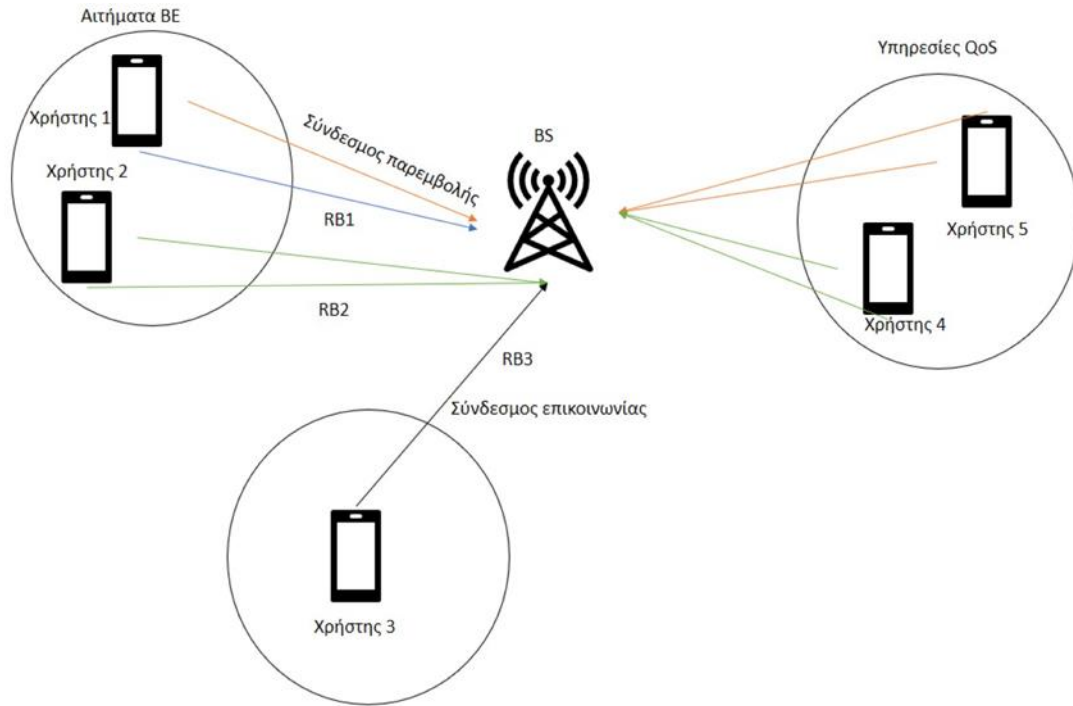
Μέσω της συνάρτησης τιμής και της συνάρτησης Q θα βρεθεί η καλύτερη πολιτική γνωστή και ως προσέγγιση με βάση την αξία για την RL. Όμως είναι δύσκολος ο προσδιορισμός των συναρτήσεων αυτών όταν υπάρχει μεγάλος χώρος δράσης αλλά και άγνωστη πιθανότητα μετάβασης. Το DRL μπορεί να βοηθήσει στο παραπάνω πρόβλημα μέσω του νευρωνικού δικτύου ρυθμίζοντας την πολιτική του συστήματος. Ένας αλγόριθμος του DRL, το PPO (Proximal Policy Optimization) αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση CSO (Clipped

Surrogate Objective) . Ένα AC PPO δημιουργείται, που σημαίνει ότι εφαρμόζονται ταυτόχρονα οι συναρτήσεις τιμής και οι συναρτήσεις πολιτικής μέσω του νευρωνικού δικτύου . Από την πλευρά του νευρωνικού δικτύου υπάρχει ο critic όπου κατά την έξοδο του χρησιμοποιείται στο δίκτυο AC και ο actor όπου λαμβάνει μια παρατήρηση μαζί με τον critic για την εξαγωγή μιας ενέργειας. Για να ενημερωθούν όλες οι παράμετροι που υπάρχουν στο δίκτυο AC εφαρμόζεται η συνάρτηση CSO. Έτσι, γίνεται κατανοητό ότι λόγω της περιορισμένης διάρκειας ζωής των αρχείων, εάν έχουν λήξει δεν θα πρέπει να παραδίνονται στους χρήστες. Για αυτό το λόγο είναι θεμιτό να αποθηκεύονται αρχεία με μεγάλη διάρκεια ζωής. Η πρωτοτυπία του κάθε αρχείου παίζει ρόλο στην συνάρτηση ανταμοιβής. Το ποσοστό επιτυχίας της μνήμης εφαρμόζεται εφόσον τα αιτήματα αντιμετωπίζονται από την κρυφή μνήμη και όχι από οποιαδήποτε αλλού. Η καθυστέρηση που υπάρχει είναι ο χρόνος αναμονής των χρηστών για να λάβουν τα αρχεία τους και εξαρτάται από την απόσταση του εντοπισμού του αιτήματος. Η καλύτερη περίπτωση είναι να εξυπηρετηθεί από τον απομακρυσμένο κόμβο και η χειρότερη περίπτωση όταν πρέπει να εξυπηρετηθεί από την αρχική πηγή. Το ποσοστό επιτυχίας όσο μεγαλύτερο είναι τόσο λιγότερη είναι η κατανάλωση ενέργειας για τις συσκευές IoT. Είναι σημαντικό να μην είναι η μνήμη άδεια αλλά να περιέχει αρχεία πιο πρόσφατα και με περισσότερες πιθανότητες ζήτησης. Ακόμη ένα σημαντικό ζήτημα είναι ο χώρος κατάστασης όπου αποτελείται από έναν πίνακα δύο σειρών όπου στην πρώτη σειρά υπάρχουν τα αναγνωριστικά των περιεχομένων και στην δεύτερη σειρά πόσο διαφορετικά είναι. Κάθε μνήμη έχει την ικανότητα αποθήκευσης ενός μέγιστου αριθμού αρχείων που αντιπροσωπεύεται σαν δείκτης K. Εάν η μνήμη είναι κενή και τα αναγνωριστικά και η πρωτοτυπία ορίζονται στο 0[81].

8.5 Εφαρμογή Κατανομής Πόρων

Στο σενάριο που παρουσιάζεται επιλέγονται οι καλύτεροι πόροι φάσματος ανερχόμενης ζεύξης και γίνεται η κατάλληλη κατανομή ισχύος σε όλους τους χρήστες IoT σε και όλες τις υπηρεσίες του δικτύου. Υπάρχουν πολλαπλοί χρήστες δικτύου όπου μοιράζονται όλοι τους ίδιους πόρους, ένας BS όπου όλες οι συσκευές συνδέονται σε αυτόν και ένα σύνολο RB όπου χρησιμοποιούν όλοι οι χρήστες. Η ισχύς μετάδοσης κάθε χρήστη αλλάζει ανάλογα με τα χρονικά διαστήματα. Ο αριθμός των χρηστών του συστήματος είναι απαραίτητο να είναι μεγαλύτερος από τον αριθμό των RB μειώνοντας έτσι τις παρεμβολές που δημιουργούνται ανάμεσα στις συσκευές που χρησιμοποιούν την ίδια συχνότητα. Ο χρήστης κατά την επικοινωνία του με τις υπηρεσίες αποτελείται από την ποιότητα εμπειρίας. Το MOS αντικατοπτρίζει την εμπειρία του χρήστη και τις διαφορές ανάμεσα στις αναμενόμενες υπηρεσίες και αυτές που προσφέρονται. Τα αιτήματα των χρηστών είναι είτε BE είτε υπηρεσίες ποιότητας υπηρεσίας είτε υπηρεσίες απαιτήσεων χρηστών. Στις υπηρεσίες BE, με τον προγραμματισμό των πόρων αυξάνεται και η εμπειρία του χρήστη. Στις υπηρεσίες ποιότητας υπηρεσίας, όταν ο χρήστης λαμβάνει έναν πόρο και είναι μικρότερος από την ποιότητα υπηρεσίας, είναι

αναγκαίο να έχει υψηλή προτεραιότητα. Αντιθέτως, εάν είναι μεγαλύτερη η τιμή, αποκτά μικρότερη προτεραιότητα και έτσι μειώνεται η ικανότητα εκχώρησης πολλαπλών πόρων. Στόχος του συστήματος είναι η αύξηση της συνάρτησης χρησιμότητας (utility function) η οποία στηρίζεται στη ποιότητα εμπειρίας κάθε χρήστη[82].

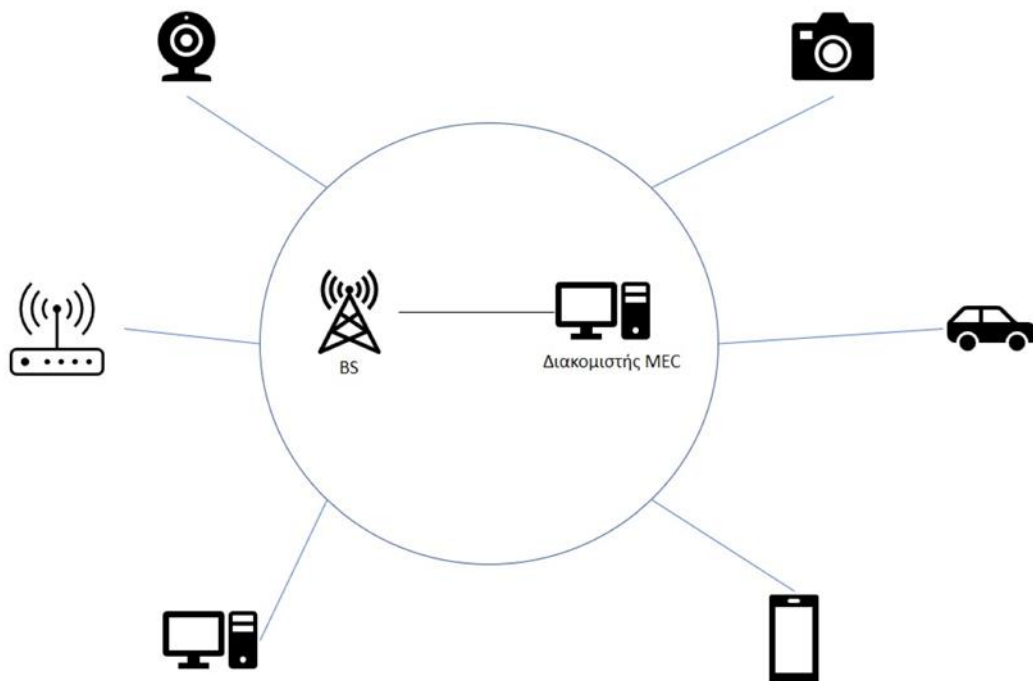


Εικόνα 63 Δίκτυο IoT με BS και χρήστες

Η RL μπορεί να αξιοποιηθεί για το παραπάνω πρόβλημα. Υπάρχει ένας πράκτορας που αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον σε χρονικά διαστήματα. Σε κάθε χρονικό διάστημα λαμβάνει μια παρατήρηση, κάνει μια ενέργεια και εισπράττει μια ανταμοιβή. Ο χώρος κατάστασης είναι το περιβάλλον του πράκτορα. Στο σενάριο την κατάσταση εκφράζει είτε ο δείκτης πρόσβασης RB είτε ο δείκτης μετάδοσης δεδομένων και την ανταμοιβή αποτελεί η συμπεριφορά για κάθε μια κατάσταση. Για κάθε μια ανταμοιβή ο πράκτορας πρέπει να προσαρμόσει την πολιτική του. Η RL διαχωρίζεται σε μεθόδους που βασίζονται στις τιμές και σε μεθόδους που βασίζονται σε πολιτικές[82].

8.6 Εφαρμογή Υπολογισμού και κατανομής Ισχύος

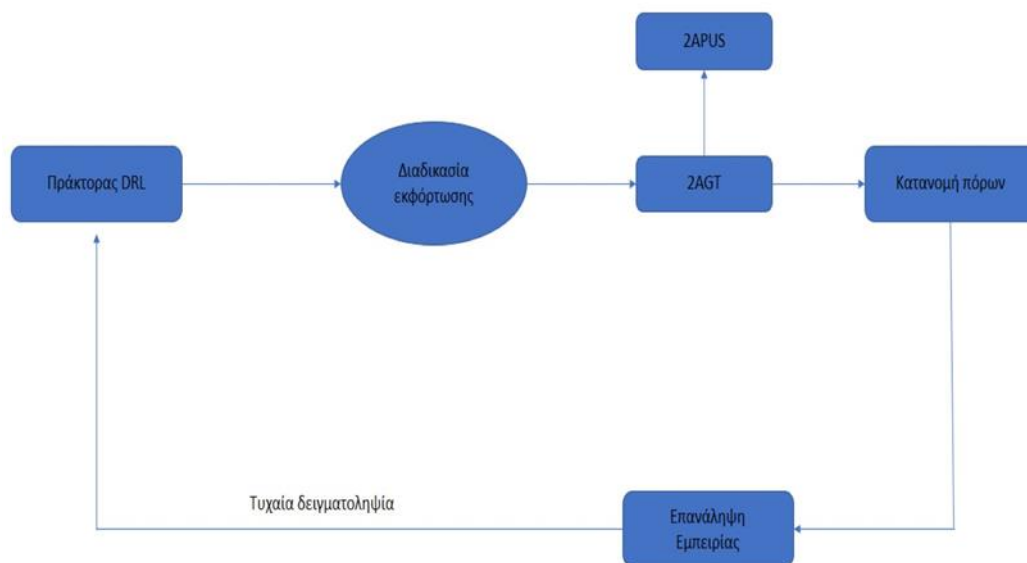
Στο συγκεκριμένο σύστημα υπάρχει ένα δίκτυο πολλαπλών συσκευών και ένα δίκτυο πολλαπλών εργασιών. Αυτό αποτελείται από έναν BS με διακομιστή MEC και πολλαπλές συσκευές. Ο MEC διακομιστής βρίσκεται σε κοντινή απόσταση από τον BS και η σύνδεση τους γίνεται μέσω ενσύρματης οπτικής ίνας. Κάθε μια συσκευή αναλαμβάνει ορισμένες εργασίες να εκπληρώσει και εξετάζει εάν θα τις μεταφέρει στον BS. Κάθε μια εργασία έχει μια καθυστέρηση και έναν υπολογισμό και μπορεί να υπολογιστεί είτε στον διακομιστή MEC είτε τοπικά σε κάθε μια συσκευή λαμβάνοντας μια τιμή όπου εάν γίνει 1 σημαίνει ότι η εργασία θα πάει στον διακομιστή MEC αλλιώς εάν γίνει 0 σημαίνει ότι η εργασία θα εκτελεστεί τοπικά στην συσκευή. Έτσι, μειώνεται η κατανάλωση ενέργειας με τον παράλληλο υπολογισμό πόρων και από τις συσκευές και από τους διακομιστές. Όταν ένας διακομιστής MEC αναλαμβάνει μια εργασία λαμβάνει όλα τα δεδομένα και μόλις ολοκληρωθεί η εργασία εξάγει τα δεδομένα[83].



Εικόνα 64 Δίκτυο IoT πολλών συσκευών και εργασιών

Για την παραπάνω διαδικασία μπορεί να βοηθήσει το DRL. Η μέθοδος 2AGT (Atom Action Generation Technique) διευκολύνει την διαδικασία εκφόρτωσης μια εργασίας μέσω του 2APUS (Adaptive Aggregation Parameter Update Strategy) ώστε να υπολογιστούν τα δεδομένα. Έπειτα, το πρόβλημα γίνεται κυρτής βελτιστοποίησης (convex optimization) και ο πράκτορας εκπαιδεύεται ξανά με βάση την επανάληψη εμπειρίας (experience replay) και της τυχαίας δειγματοληψίας (random sampling). Το DRL αλληλοεπιδρώντας με το περιβάλλον

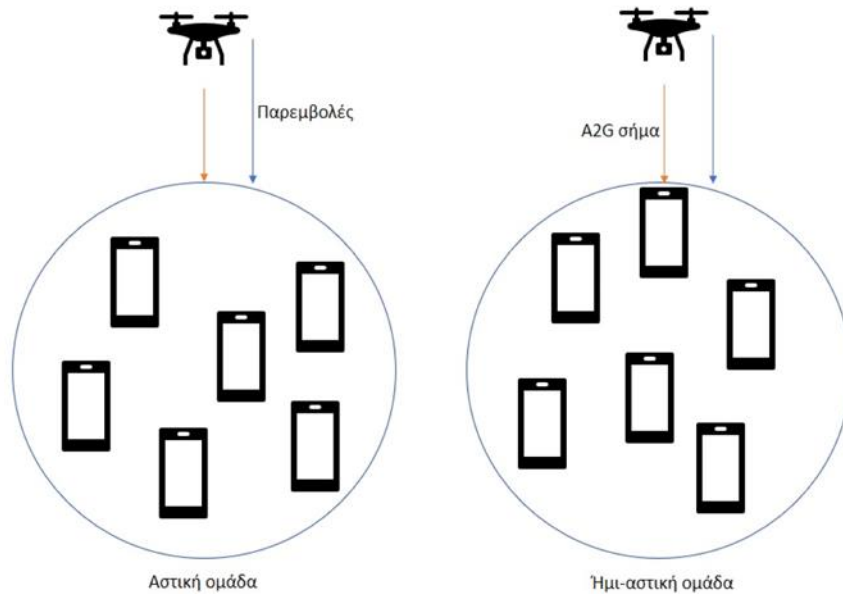
παράγει την ενέργεια εκφόρτωσης, μπορεί να βοηθήσει για τον εντοπισμό χαρακτηριστικών και μέσω του πράκτορα να ελέγχει τα επίπεδα σύνδεσης μεταξύ των επιπέδων του δικτύου. Στην συνέχεια δημιουργείται η συνάρτηση πολιτικής (policy function) και εξάγει την ενέργεια εκφόρτωσης. Τέλος μέσω του 2AGT γίνεται η απλοποίηση της ενέργειας. Κατά την εφαρμογή του 2AGT, ο πράκτορας λαμβάνει όλες τις εργασίες και βγάζει σαν έξοδο την αρχική ενέργεια εκφόρτωσης. Στην συνέχεια δημιουργείται η συνάρτηση πολιτικής και για να εντοπιστεί η βέλτιστη ενέργεια η διαδικασία εκφόρτωσης είναι θεμιτό να αλλάξει σε πολλαπλές συγκεντρώσεις ενεργειών[83].



Εικόνα 65 Μέθοδος 2AGT στο δίκτυο IoT πολλών συσκευών και εργασιών

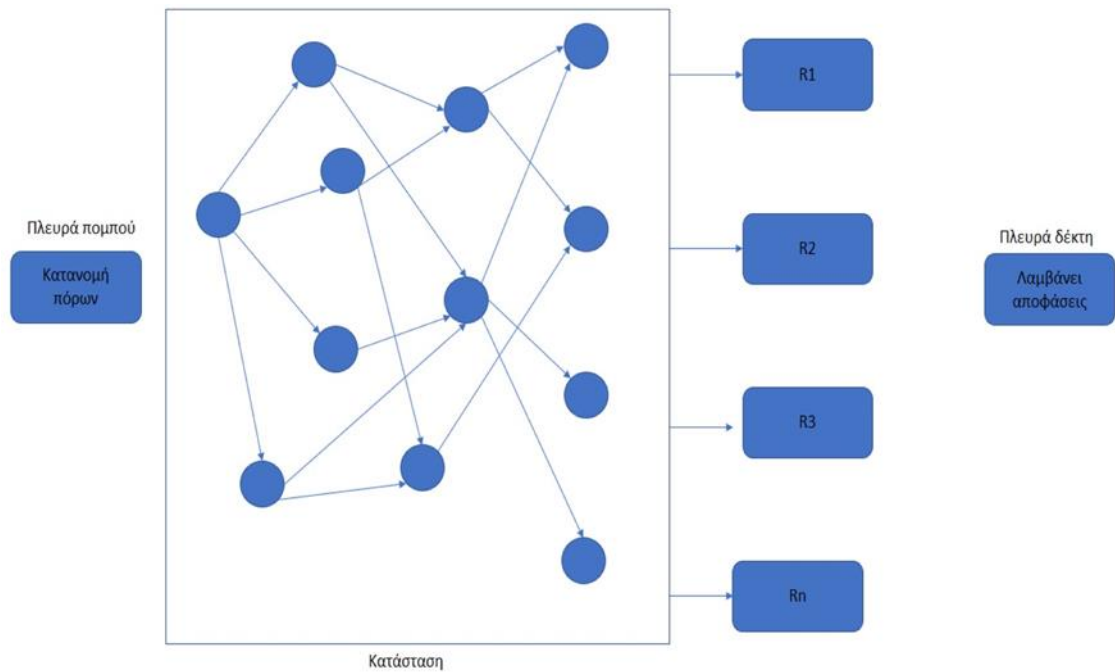
8.7 Εφαρμογή Κατανομής Πόρων

Το συγκεκριμένο σενάριο αποτελείται από πολλαπλές συσκευές και συσκευές IoT οι οποίες υποστηρίζονται από UAV και δημιουργούν συνδέσμους A2G για μετάδοση σήματος πρόσβασης και για τους κόμβους φορητών συσκευών. Το UAV μπορεί να εφαρμοστεί για όλους τους χρήστες ώστε να τους παρέχει πληροφορίες. Κύριος σκοπός είναι να βρεθούν λύσεις κατανομής πόρων για καλύτερο εύρος ζώνης, για καλύτερη κατανάλωση ενέργειας αλλά και για σωστή διαχείριση των παρεμβολών για όλες τις συσκευές IoT. Τα UAV έχουν την δυνατότητα να αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους αλλά και με όλους τους χρήστες και αποτελούνται από έναν BS. Όλοι οι χρήστες λειτουργούν στην ίδια ζώνη συχνοτήτων και δέχονται τις τιμές RSS (Residual Sum of Squares) και τις τιμές SINR ταυτοχρόνως. Δημιουργούνται ομάδες στις οποίες η κάθε μια ομάδα συνδέεται σε ένα UAV όπου έχει διαφορετικό υψόμετρο. Οι ομάδες αυτές είναι είτε αστικές είτε ημι-αστικές. Το κανάλι αποτελείται από ένα κέρδος καναλιού που εξαρτάται από την απώλεια διαδρομής και από τις εξασθενίσεις μικρής κλίμακας[84].



Εικόνα 66 Δίκτυο με συσκευές υπό την υποστήριξη UAV

Το DRL μπορεί να βελτιστοποιήσει την απόδοση του μέσω του παράγοντα Q-Learning. Υπάρχει η αρχιτεκτονική κατανομής πόρων όπου αποτελείται από την πλευρά του πομπού, την λίστα όλων των πόρων και την πλευρά του δέκτη που λαμβάνει όλες τις αποφάσεις. Με αυτόν τον τρόπο το DRL υλοποιείται από την πλευρά των πομπών και των δεκτών. Τα στοιχεία εκμάθησης του συστήματος αποτελούνται από την πλευρά του πομπού, την κατάσταση, μια λίστα με όλους τους πόρους και την πλευρά του δέκτη. Η πλευρά του πομπού διαθέτει όλες τις τιμές δεδομένων που εισέρχονται από την πλευρά σύνδεσης του A2G. Η κατάσταση αποτελείται από όλο το περιβάλλον, τους χρήστες IoT και το κρυφό επίπεδο. Η λίστα των πόρων έχει όλους τους πόρους που χρησιμοποιούνται για την κατανομή των πόρων και η πλευρά του δέκτη είναι η έξοδος του συστήματος για να ληφθούν τα τελικά αποτελέσματα για την κατανομή των πόρων. Αυτή η μέθοδος πληροφορείται σχετικά με τα δεδομένα των χρηστών από τα σημεία του δικτύου, μαθαίνει το ύψος κάθε ενός UAV, ελέγχει την απόσταση από την πηγή δεδομένων και πληροφορείται σχετικά με τις εισόδους κάθε χρονικής στιγμής. Παράλληλα είναι σε θέση να κάνει προβλέψεις σχετικά με τον αριθμό των χρηστών και τους συνδέσμους πρόσβασης A2G[84].

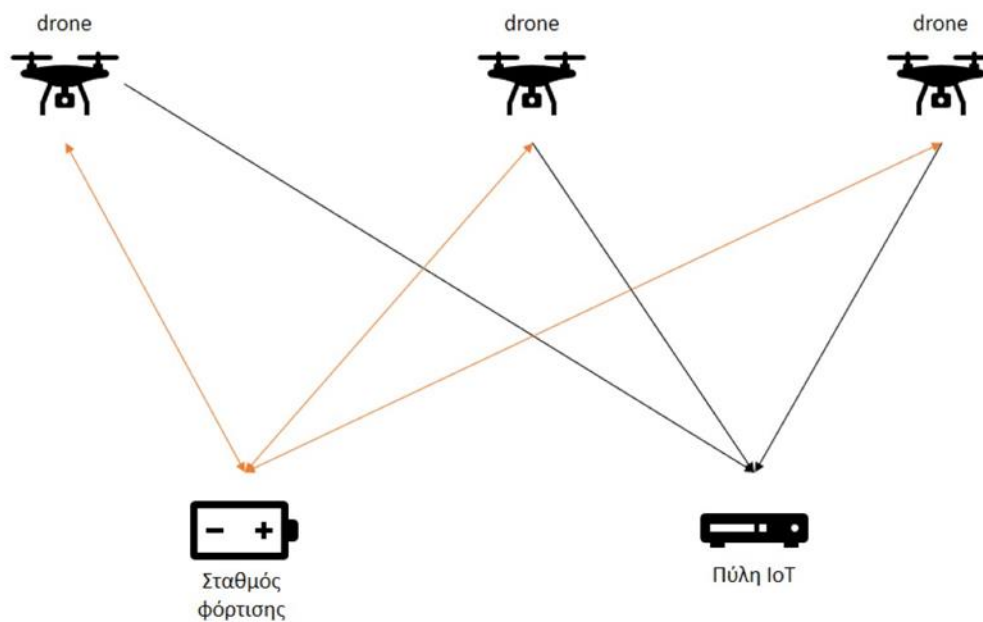


Εικόνα 67 Εφαρμογή DRL στο δίκτυο με συσκευές υπό την υποστήριξη UAV

8.8 Εφαρμογή Ελέγχου Ισχύος

Στο σενάριο αυτό υπάρχει μια IoT πύλη και πολλαπλά drone και καλύπτουν μια συγκεκριμένη περιοχή. Τα drones συλλέγουν δεδομένα από διαφορετικές τοποθεσίες και τα αποστέλλουν στην πύλη ώστε να τα επεξεργαστεί. Σε κάθε μια χρονική περίοδο, η κατάσταση του δικτύου θεωρείται στατική αλλά ανάλογα με τις εποχές μπορεί να αλλάζει. Κάθε ένα drone έχει έναν ελάχιστο ρυθμό ασύρματης μετάδοσης, πλησιάζει έναν σταθμό φόρτισης με σκοπό να φορτίσει την μπαταρία του και έχει έναν ρυθμό μετάδοσης δεδομένων που είναι ο ρυθμός μετάδοσης μεταξύ των drones και της πύλης. Το σήμα μεταξύ τους είναι είτε LoS είτε NLoS και έχουν αντίστοιχες πιθανότητες το κάθε ένα. Οι πιθανότητες αποτελούν το ύψος που βρίσκεται ένα drone αλλά και την απόσταση μεταξύ του drone και της πύλης. Παράλληλα, υπάρχει και η απώλεια διαδρομής για κάθε ένα drone και η μέση απώλεια διαδρομής του drone και της πύλης. Εκτός από τον ρυθμό μετάδοσης υπάρχει και η κατανάλωση ενέργειας. Έτσι η ενέργεια κάθε drone καταναλώνεται λόγω των ασύρματων επικοινωνιών του και βρίσκεται στον αέρα. Η ενέργεια που βρίσκεται στο αέρα ανάλογα με την εποχή που υπάρχει είναι ένας σταθερός αριθμός και δεν επηρεάζει τον έλεγχο ισχύος. Για να δημιουργηθεί η αντικειμενική συνάρτηση λαμβάνεται υπόψιν μόνο η κατανάλωση ενέργειας μέσω των ασύρματων μεταδόσεων. Η μπαταρία που διαθέτει κάθε ένα drone είναι επαναφορτιζόμενη. Η ενέργεια που λαμβάνεται μέσω της φόρτισης αποθηκεύεται στην μπαταρία ώστε να χρησιμοποιηθεί στο μέλλον για μετάδοση δεδομένων. Σε κάθε ένα σταθμό φόρτισης, η διαδικασία φόρτισης είναι θεμιτό να γίνεται με ελεγχόμενες τεχνολογίες. Το drone έχει διάφορες καταστάσεις ως προς την

μπαταρία και στην αρχή κάθε εποχής παίρνει μια τιμή και μπορεί να φτάσει μέχρι την μέγιστη χωρητικότητα του drone. Εάν το επίπεδο της μπαταρίας είναι μικρότερο από την κατανάλωση ενέργειας είναι απαραίτητο η μπαταρία να φορτιστεί στο μέγιστο αλλιώς για να πραγματοποιηθεί η μετάδοση δεδομένων χρησιμοποιείται η ενέργεια που υπάρχει ήδη στην μπαταρία. Σε κάθε χρονική στιγμή υπάρχει μια μεταβλητή που παίρνει τιμή 1 εφόσον η μπαταρία του drone είναι φορτισμένη και 0 εφόσον η μπαταρία του drone είναι αφόρτιστη. Η ενέργεια που καταναλώνει όλο το σύστημα αποτελείται από την ενέργεια που καταναλώνουν όλες οι μπαταρίες και από την ενέργεια που καταναλώνει ο σταθμός φόρτισης[85].



Εικόνα 68 Δίκτυο με σταθμό φόρτισης, πύλη IoT και drones

Το πρόβλημα είναι να ελαχιστοποιηθεί η ενέργεια που καταναλώνεται από το σύστημα όλων των drones ικανοποιώντας παράλληλα και τις απαιτήσεις ποιότητας-υπηρεσίας. Σε κάθε εποχή που βρίσκεται το drone μέσω των επιπέδων της μπαταρίας και της κατανάλωσης ενέργειας είναι απαραίτητο να γνωρίζει όλες τις πληροφορίες με σκοπό την καλύτερη βελτιστοποίηση. Όμως λόγω της ανταλλαγής δεδομένων, τις αλλαγές στις θέσεις των drones και τις συνθήκες των καναλιών δεν είναι εύκολη η συλλογή πληροφοριών. Η RL εφαρμόζεται σε αλληλεπίδραση με το περιβάλλον με σκοπό την λήψη αποφάσεων με το λιγότερο κόστος. Το MDP εφαρμόζεται ώστε να βελτιωθεί ο έλεγχος ισχύος. Στο σύστημα αυτό ο ελεγκτής του δικτύου είναι η πύλη όπου παρατηρεί τις καταστάσεις για κάθε μια χρονική περίοδο και καθορίζει την αντίστοιχη ενέργεια με το κόστος που απαιτείται. Επιπροσθέτως υπάρχει ένα σύνολο που αποτελείται από τον ρυθμό ασύρματης μετάδοσης και τα επίπεδα μπαταρίας του drone. Το σύστημα αποφασίζει για τον έλεγχο της στρατηγικής ελέγχου ισχύος για κάθε ένα drone. Όταν το δίκτυο

βρίσκεται σε μια κατάσταση, την ενέργεια αποτελεί η ενέργεια ελέγχου ισχύος και τότε για κάθε εποχή το κόστος αποτελεί το κόστος της συνολικής ενέργειας του συστήματος. Το MDP έχει ως κύριο σκοπό να εντοπίσει την καλύτερη πολιτική ισχύος. Μέσω της πολιτικής αυτής υποδεικνύονται οι πιθανότητες των ενεργειών που πρέπει να πραγματοποιηθούν με σκοπό την μικρότερη αναμενόμενη αξία του κόστους. Όμως το MDP είναι δύσκολο να εφαρμοστεί όταν υπάρχει μεγάλος χώρος κατάστασης αλλά και όταν η πολυπλοκότητα αυξάνεται.

Για να μειωθεί η κατανάλωση ενέργειας εφαρμόζεται η μέθοδος AC η οποία βοηθάει στην εύρεση της πολιτικής ελέγχου ισχύος. Μπορεί να αντιμετωπίσει προβλήματα όπως ο χώρος κατάστασης που δεν μπορεί να αντιμετωπίσει το MDP μέσω των νευρωνικών δικτύων. Ο πράκτορας δηλαδή η πύλη αφού αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον βρίσκει την κατάλληλη πολιτική και παράγει ένα κόστος με σκοπό την μείωση του συνολικού κόστους. Η μέθοδος αυτή αποτελείται από τον actor και τον critic, όπου ο actor μαθαίνει την πολιτική ενώ ο critic προσπαθεί να προσεγγίζει την συνάρτηση κατάστασης τιμής δράσης (state-action value function) και ασκεί έλεγχο στην πολιτική που λαμβάνει από τον actor. Έτσι, ο actor χρησιμοποιεί την συνάρτηση για μια κατάσταση και ο critic αξιολογεί την συνάρτηση του actor προσαρμόζοντας την δικιά του συνάρτηση[85].

9

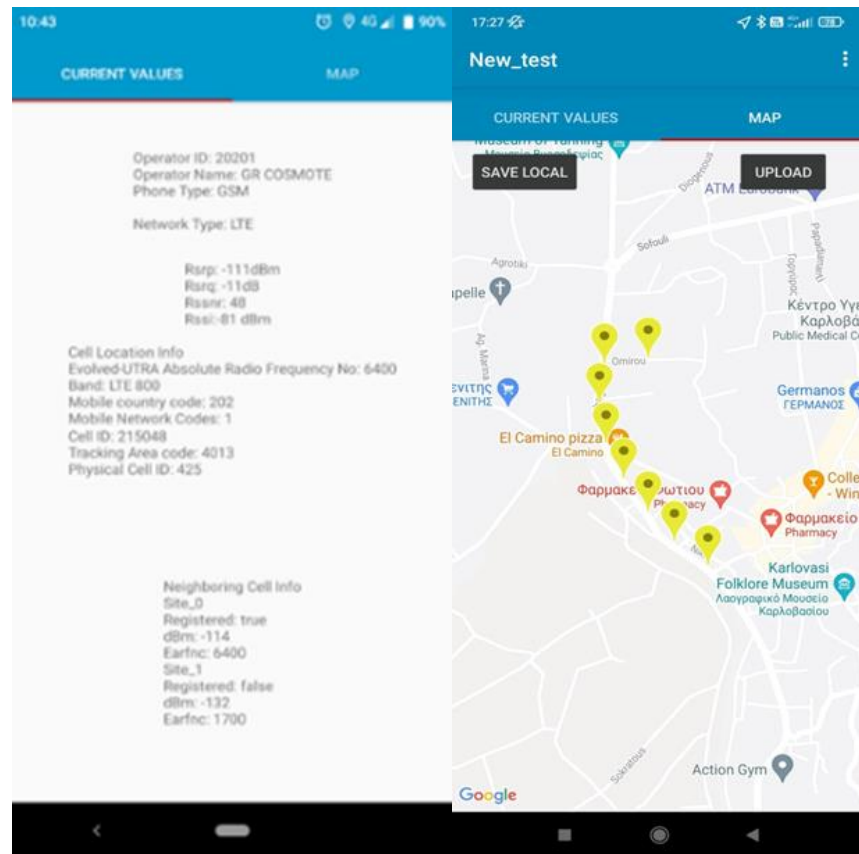
Προσομοίωση Αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης και Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης με Python

9.1 Προσομοίωση

Η εφαρμογή που χρησιμοποιήθηκε για την συλλογή και έπειτα την ανάλυση των δεδομένων για την παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια προηγούμενης διπλωματικής εργασίας από τον κ.Γιάννη Μαρινάκη. Η εφαρμογή είναι συμβατή με API 22 και ανώτερο πράγμα που σημαίνει από Android 5.1 και άνω. Οι μεταβλητές που συλλέγονται μεταφορτώνονται σε μία βάση δεδομένων μέσω του phpMyAdmin η οποία φιλοξενείται στην υπηρεσία Cloud Service Okeanos. Η συλλογή των δεδομένων έγινε από ένα ήμι-αστικό περιβάλλον εντός της περιοχής του Καρλοβάσου. Χρησιμοποιήθηκε ένας BS που παρέχει κάλυψη σε ολόκληρο το εύρος κίνησης του τερματικού. Τα βασικά χαρακτηριστικά του BS φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

LAT	37.795718
LON	26.705674
RANGE	1000m

Πίνακας 2 Στοιχεία BS



Εικόνα 69 UI Εφαρμογής

Τα δεδομένα συλλέχθηκαν μέσω της εφαρμογής η οποία υλοποιήθηκε στα πλαίσια διπλωματικής εργασίας του τμήματός μας προκειμένου να εξετάσουμε την συμπεριφορά των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης όπως KNN-R , SVR και RFR και βαθιάς μηχανικής μάθησης όπως Keras. Χρησιμοποιήσαμε την γλώσσα προγραμματισμού python για να συγκρίνουμε την συμπεριφορά κάθε αλγορίθμου. Η python είναι μια γλώσσα προγραμματισμού γενικού σκοπού για αυτό χρησιμοποιήσαμε τις βιβλιοθήκες της με σκοπό αποτελεσματικότερη ανάλυση δεδομένων , διαχείριση και οπτικοποίηση τους.

Οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν για την διαχείριση ,ανάλυση και οπτικοποίηση δεδομένων είναι :

- **Pandas:** Η Pandas είναι μια πολύ χρήσιμη και διαδεδομένη βιβλιοθήκη που μας παρέχει υψηλές αποδόσεις διαχείρισης για τον χειρισμό των δεδομένων. Το pandas μας επιτρέπει να μορφοποιήσουμε αποτελεσματικά τα δεδομένα μας έτσι ώστε να είναι πιο ευανάγνωστα .
- **Scikit-learn:** Αφού τα δεδομένα έχουν καθοριστεί σωστά από το Pandas, στην συνέχεια προχωράμε στην διαδικασία του ML που πραγματοποιείται με την βοήθεια της βιβλιοθήκης scikit-learn. Βασικός στόχος της scikit-learn είναι να μας παρέχει διάφορους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης τους

οποίους μπορούμε να τους χρησιμοποιήσουμε ανάλογα με τον τύπο δεδομένων μας.

- **NumPy**: Το NumPy είναι η βάση των βιβλιοθηκών Pandas και Scikit-learn η οποία παρέχει στις βιβλιοθήκες αυτές βέλτιστες αποδόσεις, προσφέροντας υποστήριξη για μεγάλους και πολυδιάστατους πίνακες.



Εικόνα 70 Βασικές βιβλιοθήκες για Data Analysis

9.2 Μεταβλητές Συστήματος

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης εξαρτώνται από τις εισόδους που δέχονται ώστε να βγάλουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στο σύστημα μας συλλέγονται από το τερματικό και αποθηκεύονται στην βάση δεδομένων για την επεξεργασία τους με την βοήθεια αλγόριθμων μηχανικής μάθησης. Αυτές οι μεταβλητές είναι :

- **LAT, LON** → Μας παρέχουν τις ακριβείς θέσεις του τερματικού μας.
- **RSRP (Reference Signal Received Power)** → Η ληφθείσα ισχύς σήματος αναφοράς η οποία είναι μια μέτρηση επιπέδου ισχύος που λαμβάνεται σε ένα LTE δίκτυο.
- **RSRQ (Reference Signal Received Quality)** → Ποιότητα ληφθέντος σήματος το οποίο προσδιορίζει την ποιότητα του καναλιού. Το RSRQ περιλαμβάνει το επίπεδο των παρεμβολών εξαιτίας του RSSI στον υπολογισμό του RSRQ.
- **RSSNR (Reference Signal Signal to Noise Ratio)** → Ορίζεται ο λόγος της ισχύος του σήματος προς την ισχύ του θορύβου που εκφράζεται σε dB.

Οι τιμές που υπολογίσαμε και συμπεριλήφθηκαν για την επεξεργασία των δεδομένων είναι:

- **RSSI (Receive Strength Signal Indicator)** → Ο δείκτης ισχύος λαμβανόμενου σήματος είναι μια μέτρηση της ισχύος που υπάρχει σε ένα ληφθέν σήμα. Το RSSI υπολογίστηκε βάση του τύπου $RSSI = \frac{RSRQ}{RSRP * N}$ όπου N είναι Physical Resource Blocks.
- **Distance** → Η απόσταση υπολογίστηκε μεταξύ της διαφοράς μεταξύ του τερματικού μας και του σταθμού βάσης μέσω του Haversine formula
$$a = \sin^2\left(\frac{\Delta lat difference}{2}\right) + \cos(lat1) * \cos(lat2) * \sin^2\left(\frac{\Delta lon difference}{2}\right) \quad (1)$$
,
$$c = 2 * \text{atan2}(\sqrt{a}, \sqrt{1-a}) \quad (2).$$
 Από (1),(2) υπολογίζεται $d = R * c$ όπου $R = 6371\text{KM}$ το οποίο αντιπροσωπεύει την ακτίνα της γης.
 $\Delta lat difference = lat2 - lat1$
 $\Delta lon difference = lon2 - lon1$
 $D = \eta \text{ διαφορά μεταξύ δύο σημείων}$

Οι παραπάνω μεταβλητές πριν χρησιμοποιηθούν στα μοντέλα υφίστανται μια κανονικοποίηση. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται πριν την φάση της εκπαίδευσης – training του αλγορίθμου διότι βελτιώνει την απόδοση του κάθε μοντέλου μέσω της οργάνωσης των δεδομένων. Ακόμη περιλαμβάνει την εξάλειψη των μη δομημένων δεδομένων καθώς και των διπλότυπων.. Στην συνέχεια όλες οι μεταβλητές εισόδου παίρνουν τιμές μεταξύ τους διαστήματος 0 και 1 .

9.3 Training – Validation - Testing

Η εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων για ένα πρόβλημα μηχανικής μάθησης μπορεί πολύ συχνά να είναι αρκετά δύσκολο. Πολλές φορές ενδέχεται να αντιμετωπίσουμε overfitting, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι το μοντέλο μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται πολύ συγκεκριμένα στο σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων (training test) και αυτό προκαλεί υψηλότερα επίπεδα σφάλματος όταν εφαρμόζεται στο δικό μας σύνολο δεδομένων (test set). Από την άλλη πλευρά υπάρχει περίπτωση να αντιμετωπίσουμε underfitting το οποίο σημαίνει ότι το μοντέλο δεν εκπαιδεύεται πολύ συγκεκριμένα στο σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων (training test). Αυτό επίσης οδηγεί σε υψηλά επίπεδα σφάλματος όταν εφαρμόζεται στα σύνολα δεδομένων δοκιμής (test set).

Κατά την διεξαγωγή ενός training/validation/test για την εκπαίδευση (training) και την δοκιμή μοντέλων (test), το μοντέλο εκπαιδεύεται σε ένα συγκεκριμένο επιλεγμένο σύνολο δεδομένων – training, ελέγχεται σε ένα ξεχωριστό σύνολο δεδομένων - validation και στην συνέχεια δοκιμάζεται σε ένα test set. Στην συγκεκριμένη εργασία το σύνολο των δεδομένων μας χωρίστηκε σε training = 70%, validation = 30% για την αποτελεσματικότερη εκπαίδευση του μοντέλου μας.

Το Cross Validation λειτουργεί χωρίζοντας το σύνολο δεδομένων μας σε τυχαίες ομάδες, κρατώντας μια ομάδα ως test και εκπαιδεύει το μοντέλο μας στις υπόλοιπες ομάδες. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε ομάδα και στην συνέχεια χρησιμοποιείται ο μέσος όρος των μοντέλων

9.4 Ανάλυση Hyperparameters Αλγορίθμων

9.4.1 K Nearest Neighbors Regression

Το hyperparameter που χρησιμοποιήσαμε στον KNN-R είναι το **n_neighbors** το οποίο αντιπροσωπεύει τον αριθμό των γειτόνων σε ακέραια μεταβλητή.

9.4.2 Support Vector Regression

Τα hyperparameter που χρησιμοποιήθηκαν ήταν η παράμετρος **gamma** και η παράμετρος **C**. Το gamma καθορίζει μέχρι πόσο μακριά μπορεί να φτάσει η επιρροή ενός μεμονωμένου δείγματος εκπαίδευσης. Με μικρή τιμή gamma το μοντέλο είναι πολύ περιορισμένο και δεν μπορεί να αντιληφθεί την πολυπλοκότητα του μοντέλου. Η παράμετρος C καθορίζει την καταλληλότερη ταξινόμηση των δεδομένων εκπαίδευσης έναντι της μεγιστοποίησης του περιθωρίου της συνάρτησης απόφασης. Δεν υπάρχει κάποιος κανόνας ο οποίος να μας προτείνει να επιλέξουμε το πιο σωστό C. Παρόλα αυτά όσο μεγαλύτερο C έχουμε τόσο περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης θα είναι σωστά διότι θα βρίσκονται πιο κοντά στην γραμμή απόφασης.

9.4.3 Random Forest Regression

Τα hyperparameters που χρησιμοποιήθηκαν κατά την υλοποίηση του random forest ήταν το **n_estimators** και **max_depth**. Η παράμετρος n_estimators καθορίζει τον αριθμό των δέντρων. Από την άλλη μεριά το max_depth καθορίζει το μέγιστο αριθμό επιπέδων σε κάθε δέντρο απόφασης.

9.4.4 Neural Network

Στα νευρωνικά δίκτυα τα hyperparameters που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου ήταν το **batch_size**, **optimizer**, **optimizer_learning_rate**. Το batch_size δηλώνει τον αριθμό των δεδομένων που υποβλήθηκαν σε επεξεργασία πριν από την ενημέρωση του μοντέλου. Ο αριθμός των epochs είναι ο αριθμός των πλήρων περασμάτων από το σύνολο εκπαίδευσης δεδομένων. **Adam optimizer** είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης για εκπαίδευση μοντέλων βαθιάς μάθησης παρέχοντάς μας την βέλτιστη διαχείριση για την αποτελεσματικότερη αναπαράσταση δεδομένων καθώς και την διαχείριση προβλημάτων θορύβου. Το **optimizer_learning_rate** καθορίζει τον ρυθμό εκμάθησης των δεδομένων με την πάροδο του χρόνου καθώς ελέγχει πόσο γρήγορα το μοντέλο προσαρμόζεται στο πρόβλημα.

9.4.5 Ανάλυση metrics

- **MSE(Mean Squared Error):** Είναι ο μέσος όρος του τετραγώνου των σφαλμάτων.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{\text{sim}} - y_i^{\text{pred}})^2$$

- **RMSE (Root Mean Squared Error):** Είναι η τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου του τετραγώνου του συνόλου των σφαλμάτων. Το RMSE είναι μια πολύ συνηθισμένο metric για την αξιολόγηση των προβλέψεων ενός αλγορίθμου. Μετρίεται σε dB από.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{\text{sim}} - y_i^{\text{pred}})^2}, \text{ όπου } y_i^{\text{sim}} \text{ είναι οι προσομοιωμένες τιμές, } y_i^{\text{pred}} \text{ είναι οι προβλεπόμενες τιμές, } i \text{ είναι ο δείκτης του δείγματος και } N \text{ ο αριθμός των δειγμάτων μας.}$$

- **MAE (Mean Absolute Error):** Είναι ο μέσος όρος όλων των σφαλμάτων αλλά σε απόλυτη τιμή, $\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i^{\text{sim}} - y_i^{\text{pred}}|$

9.5 Αποτελέσματα Προσομοίωσης

Αρχικά εφαρμόσαμε τα δεδομένα που συλλέξαμε από τον δρόμο της Γοργύρας του Καρλοβάσου στον αλγόριθμο KNN-R έτσι ώστε να δούμε πως συμπεριφέρεται ο συγκεκριμένος αλγόριθμος. Ως αποτέλεσμα κάναμε import τις κατάλληλες βιβλιοθήκες και στην συνέχεια διαβάσαμε το excel στο οποίο ήταν αποθηκευμένες όλες οι μεταβλητές μας μέσω την εφαρμογής.

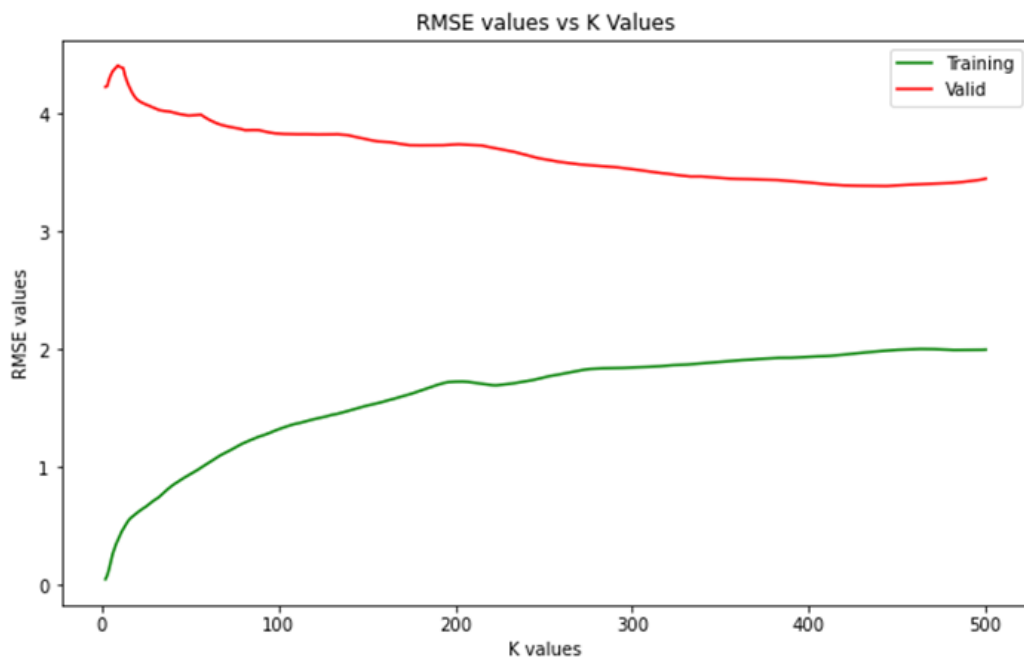
	NEW LAT	NEW LON	LAT BS	LON BS	RSRP	RSRQ	RSSNR	RSSI
0	37.794593	26.701725	37.795718	26.705674	-105	-14	16	-74.208188
1	37.794450	26.701954	37.795718	26.705674	-105	-14	16	-74.208188
2	37.794593	26.701725	37.795718	26.705674	-105	-14	16	-74.208188
3	37.794450	26.701954	37.795718	26.705674	-105	-14	16	-74.208188
4	37.792500	26.705321	37.795718	26.705674	-105	-9	17	-74.208188

Εικόνα 71 Απεικόνιση των δεδομένων μέσω της Python

Στόχος μας ήταν να προβλέψουμε την μεταβλητή RSSNR. Εφαρμόσαμε το 70% των δεδομένων του data set στο training και το υπόλοιπο 30% στο validation έτσι ώστε να ελέγξουμε την συμπεριφορά κάθε αλγορίθμου. Το validation set είναι ένα ξεχωριστό set από το training set, που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της απόδοσης

του μοντέλου στο training set. Το μοντέλο εκπαιδεύεται στο training set και έτσι αξιολογείται.

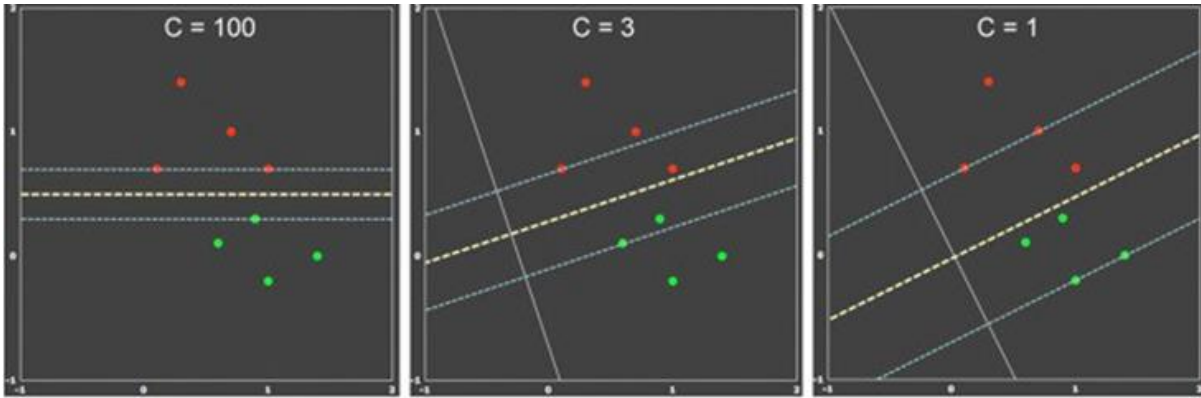
Τέλος πραγματοποιήσαμε μετρήσεις στην περιοχή του λιμανιού του Καρλοβάσου και εφαρμόσαμε σε αυτά το καλύτερο αποτέλεσμα validation δηλαδή με το μικρότερο $RMSE(y_{real}, y_{prediction})$ έτσι ώστε να δούμε πως συμπεριφέρεται ο αλγόριθμος σε αυτό το test set. Στο παρακάτω διάγραμμα μπορούμε να διακρίνουμε πως συμπεριφέρεται ο αλγόριθμος δηλαδή για κάθε K που κυμαίνεται η τιμή του $RMSE$ με βάση το training set και το validation set. Παρατηρούμε ότι στο training set για κάθε K που αυξάνεται η τιμή του $RMSE$ χειροτερεύει, ενώ στο validation set ισχύει το ανάποδο.



Εικόνα 72 Σύγκριση training – validation $RMSE$ KNN

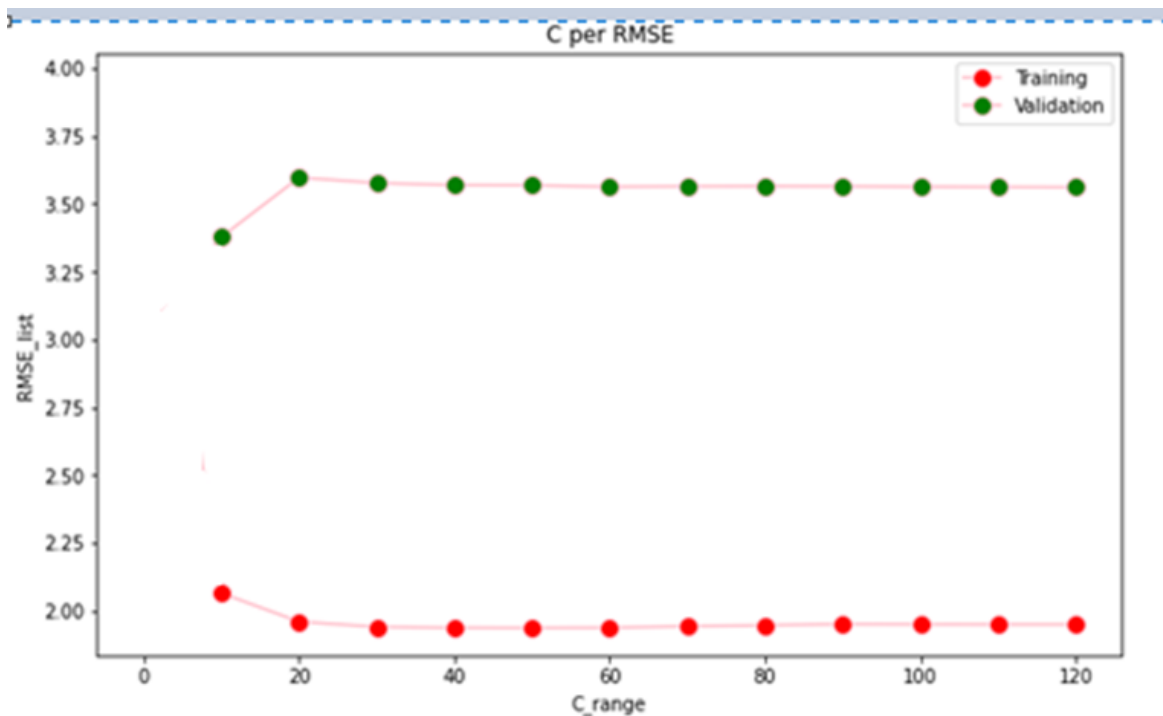
Ο δεύτερος αλγόριθμος που χρησιμοποιήσαμε στα δεδομένα μας είναι ο SVR. Αφού ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία με τον αλγόριθμο KNN-R, διαβάζοντας τα δεδομένα μας, κάνοντας τα κανονικοποίηση και θέτοντας το 70% στο training set και το 30% στο validation set, δημιουργήσαμε ένα plot με βάση την C παράμετρο του SVR για να δούμε την συμπεριφορά του validation set το οποίο εκπαιδεύτηκε στα δεδομένα του training set. Η παράμετρος C καθορίζει τον διαχωρισμό των δεδομένων, επιλέγοντας τον καλύτερο διαχωρισμό έτσι ώστε να έχουμε το μεγαλύτερο περιθώριο μεταξύ των δεδομένων μας.

- Μεγάλο C = Μικρό margin
- Μικρό C = Μεγάλο margin



Εικόνα 73 Διαφοροποίηση της παραμέτρου C

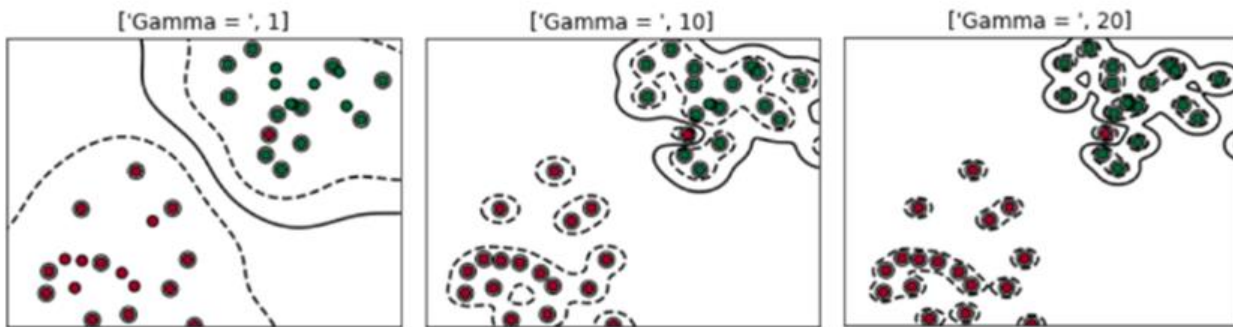
Το παρακάτω διάγραμμα μας δείχνει πως η παράμετρος C επηρεάζει τον αριθμό σφαλμάτων δηλαδή το RMSE. Εκεί που εστιάζουμε περισσότερο είναι η συμπεριφορά του validation test. Παρατηρούμε πως για C περίπου στο 10 ο αριθμός των σφαλμάτων είναι περίπου στο 3,25 ενώ μετά για κάθε C υπάρχει μια σταθεροποίηση στον αριθμό των σφαλμάτων. Από την άλλη μεριά για το training set όσο το C μεγαλώνει τόσο βελτιώνεται το μοντέλο μας πράγμα το οποίο είναι απόλυτα λογικό.



Εικόνα 74 Σύγκριση C- RMSE SVR

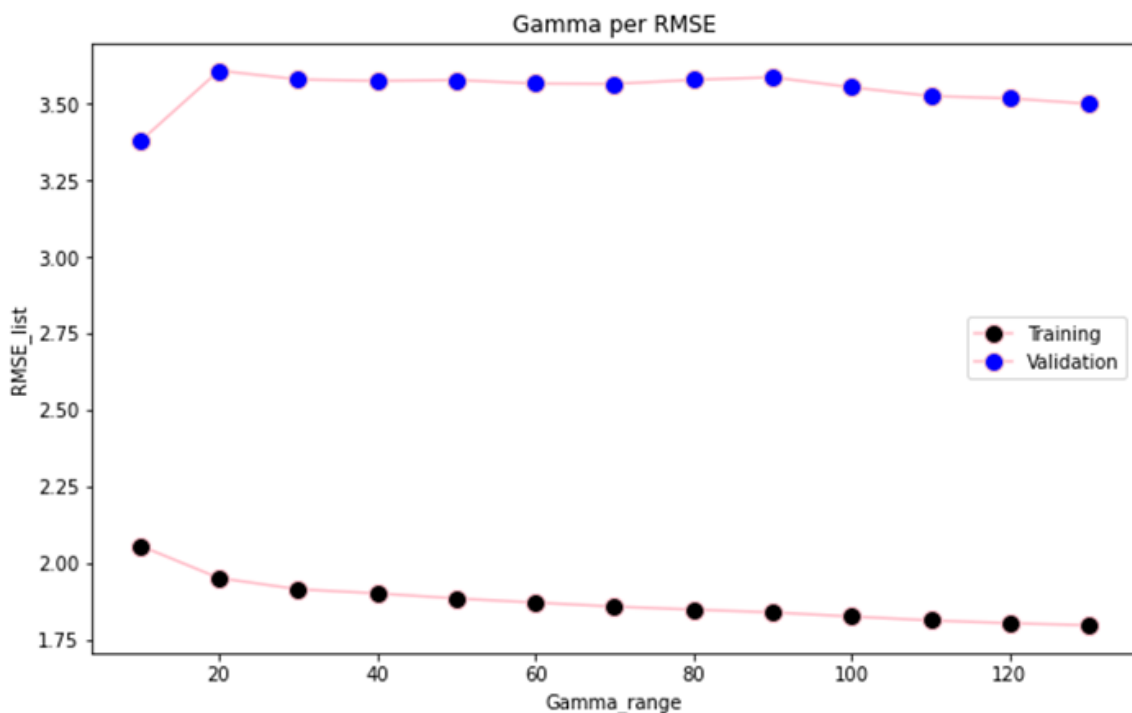
Στην συνέχεια δημιουργήσαμε ένα διάγραμμα σε σύγκριση της παραμέτρου gamma με το RMSE για το training set και το validation set αντίστοιχα. Το gamma είναι μια παράμετρος η οποία καθορίζει την καμπυλότητα στην γραμμή απόφασης. Αν το gamma έχει χαμηλή τιμή τότε το όριο απόφασης θα εξαρτάται από τα μακρινά

σημεία, ενώ αν το gamma είναι υψηλή τιμή τότε η γραμμή απόφασης εξαρτάται μόνο από τα σημεία που είναι πολύ κοντά στην γραμμή απόφασης.



Εικόνα 75 Αλλαγή ορίων γραμμής απόφασης καθώς αλλάζει το Gamma

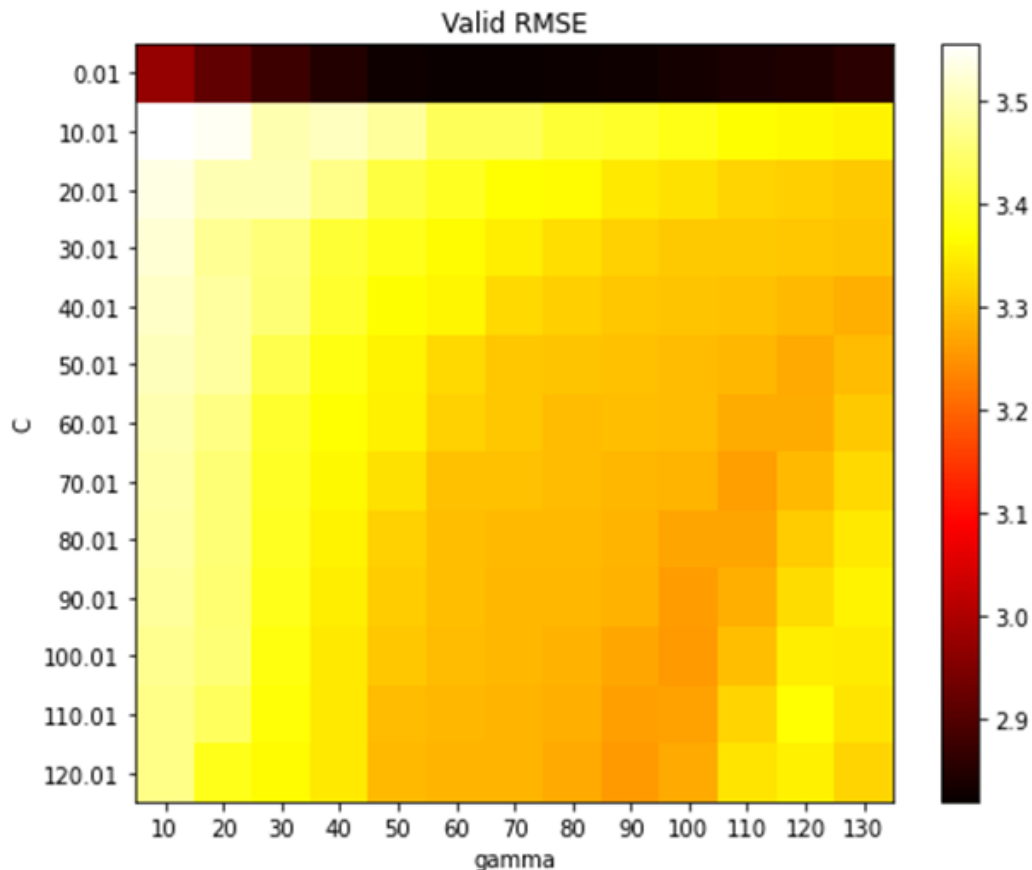
Στην εικόνα (76) εμφανίζεται η συμπεριφορά του validation, training set για την μεταβολή της μεταβλητής gamma καθώς επίσης μπορούμε να διακρίνουμε πόσο η αύξηση του gamma επηρεάζει τον αριθμό των σφαλμάτων το RMSE. Στο validation set διακρίνουμε πως για gamma 20 και μετά υπάρχει μια σταθεροποίηση στην τιμή των σφαλμάτων.



Εικόνα 76 Σύγκριση Gamma- RMSE SVR

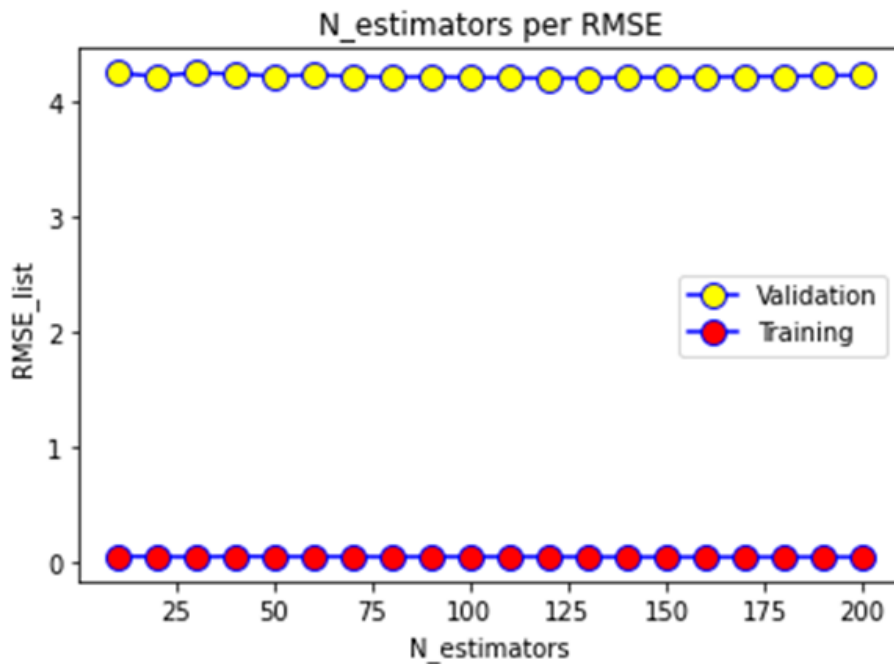
Τέλος για την καλύτερη οπτικοποίηση των σφαλμάτων αναπαραστήσαμε ένα heatmap, έτσι ώστε να συγκρίνουμε τις τιμές των σφαλμάτων RMSE για κάθε C και gamma αντίστοιχα για να αντιληφθούμε τον καλύτερο συνδυασμό των δύο αυτών παραμέτρων για τον μικρότερο αριθμό σφαλμάτων RMSE. Στο παρακάτω σχήμα ο

άξονας- x αντιπροσωπεύει το εύρος τιμών που παίρνει η παράμετρος C ενώ ο άξονας- y μας αντιπροσωπεύει το εύρος τιμών του γ . Τέλος η μπάρα στα δεξιά μας παρουσιάζει τις διακυμάνσεις του RMSE, όσο μικρότερο RMSE τόσο πιο σκούρο γίνεται το πλαίσιο ενώ όσο μεγαλύτερο RMSE τόσο πιο άσπρο γίνεται το πλαίσιο συνδυασμού. Με μια πρώτη ματιά αντιλαμβανόμαστε άμεσα ότι για συνδυασμό $C=0.01$ και $\gamma=120$ έχουμε την χαμηλότερη τιμή RMSE και επομένως τον μικρότερο αριθμό σφαλμάτων. Στο συγκεκριμένο heatmap μπορούμε να καταλάβουμε την συμπεριφορά του validation test το οποίο έχει εκπαιδευτεί με βάση το training set για κάθε δυνατό συνδυασμό C , γ .



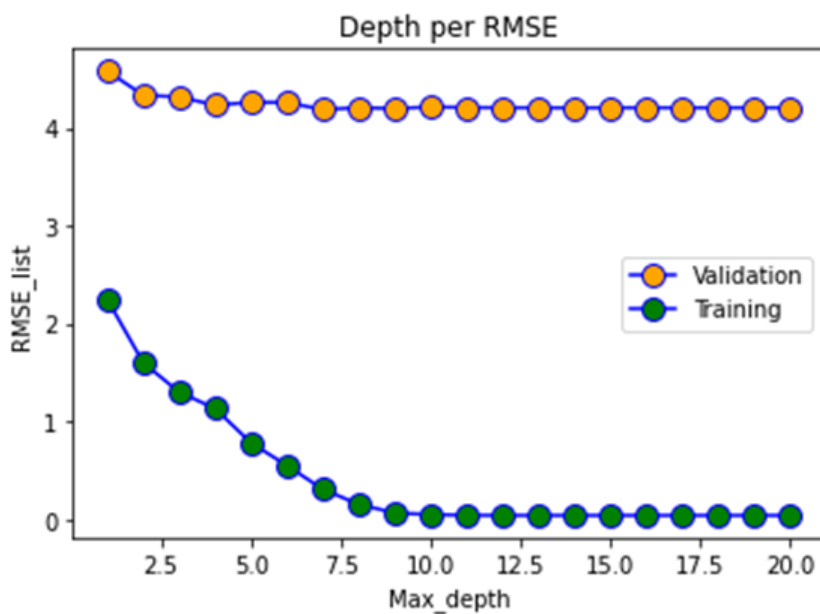
Εικόνα 77 HeatMap για κάθε συνδυασμό C-Gamma

Ο τελευταίος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκε είναι ο RFF. Μετά την ανάγνωση του αρχείου και την κανονικοποίηση των δεδομένων όπως και στους δύο προηγούμενους αλγορίθμους, καθορίσαμε τον εύρος τιμών τόσο για το $n_estimators$ όσο και για το max_depth έτσι ώστε να υπολογίσουμε το RMSE για κάθε ένα από αυτές τις δύο παραμέτρους. Όσο αφορά το $n_estimators$ το οποίο μας καθορίζει τον αριθμό των δέντρων συγκριτικά με το RMSE, το διάγραμμα που δημιουργήθηκε είναι το παρακάτω. Το οποίο μας δείχνει ότι από τα πρώτα 10 δέντρα υπάρχει σχεδόν η ίδια τιμή RMSE καθώς και μετά υπάρχει μια σταθεροποίηση όσο αφορά τον αριθμό των σφαλμάτων.



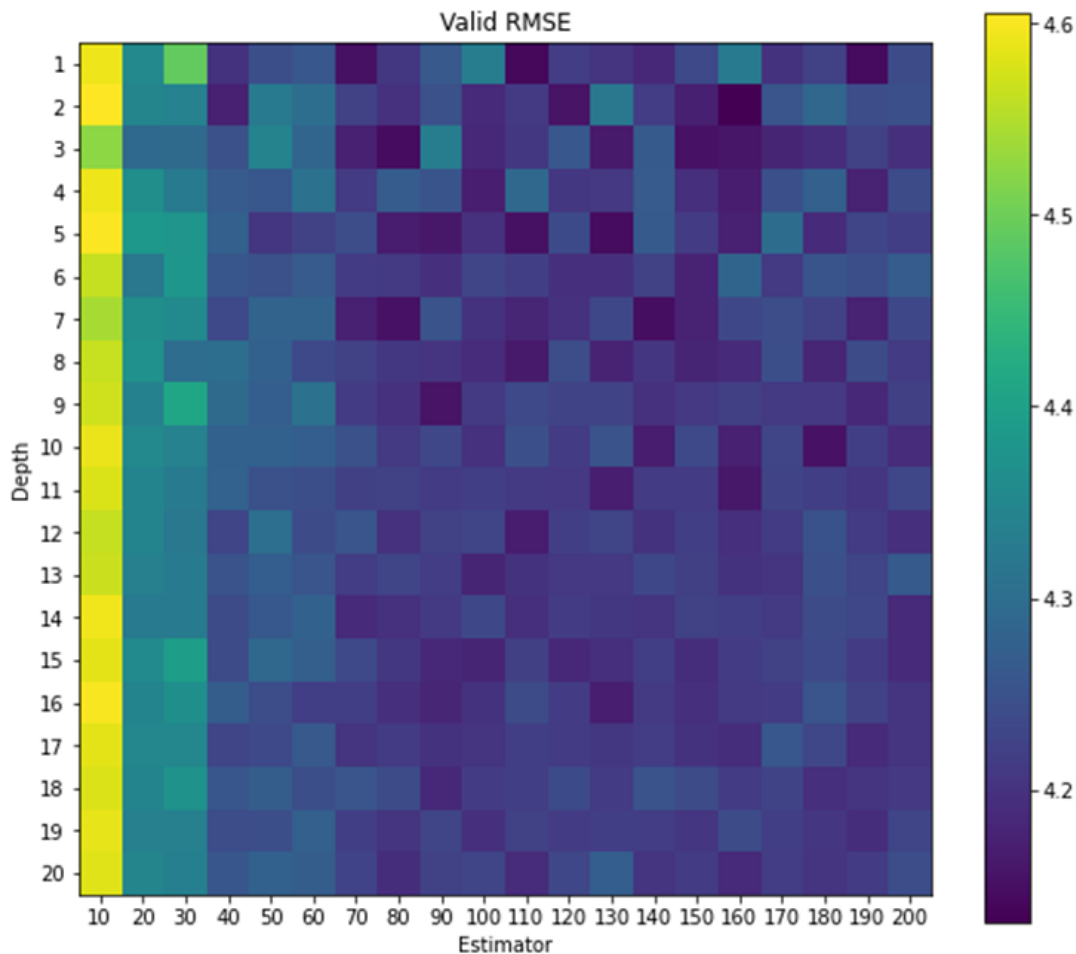
Εικόνα 78 Σύγκριση n_estimators – RMSE RFR

Άλλη μία βασική παράμετρος του αλγορίθμου RF είναι το depth το οποίο ορίζει το βάθος του δέντρου. Η εικόνα 79 μας παρουσιάζει την συμπεριφορά κάθε set δεδομένων. Παρατηρούμε και εδώ πως στο validation set μετά από την πρώτη πρόβλεψη του y_{valid} και ταυτόχρονος τον υπολογισμό του αντίστοιχο RMSE, το validation set σταθεροποιείται στην ίδια τιμή σφαλμάτων όσο αυξάνεται το max_depth.



Εικόνα 79 Σύγκριση depth- RMSE RFR

Τέλος, όπως και στον αλγόριθμο SVR, έτσι και στον αλγόριθμο RF δημιουργήθηκε ένα heatmap στο οποίο για κάθε ζεύγος $n_estimator$ και max_depth υπολογίζουμε το RMSE. Γίνεται άμεσα αντιληπτό ότι για τιμή estimator 10 το RMSE είναι το χειρότερο δηλαδή υπάρχει ο μεγαλύτερος μέσος όρος σφαλμάτων, και όσο αυξάνεται υπάρχει σταδιακή βελτίωση στα σφάλματα. Όπως και στον SVR έτσι και εδώ τον heatmap τον απεικονίζουμε στα δεδομένα του validation set για να δούμε πως αυτά τα δεδομένα έχουν εκπαιδευτεί πάνω στο training set του συνόλου των δεδομένων μας με βάση τις παραμέτρους. Ο καλύτερος συνδυασμός είναι για $n_estimator = 140$ και $max_depth = 7$ αντιστοίχως.

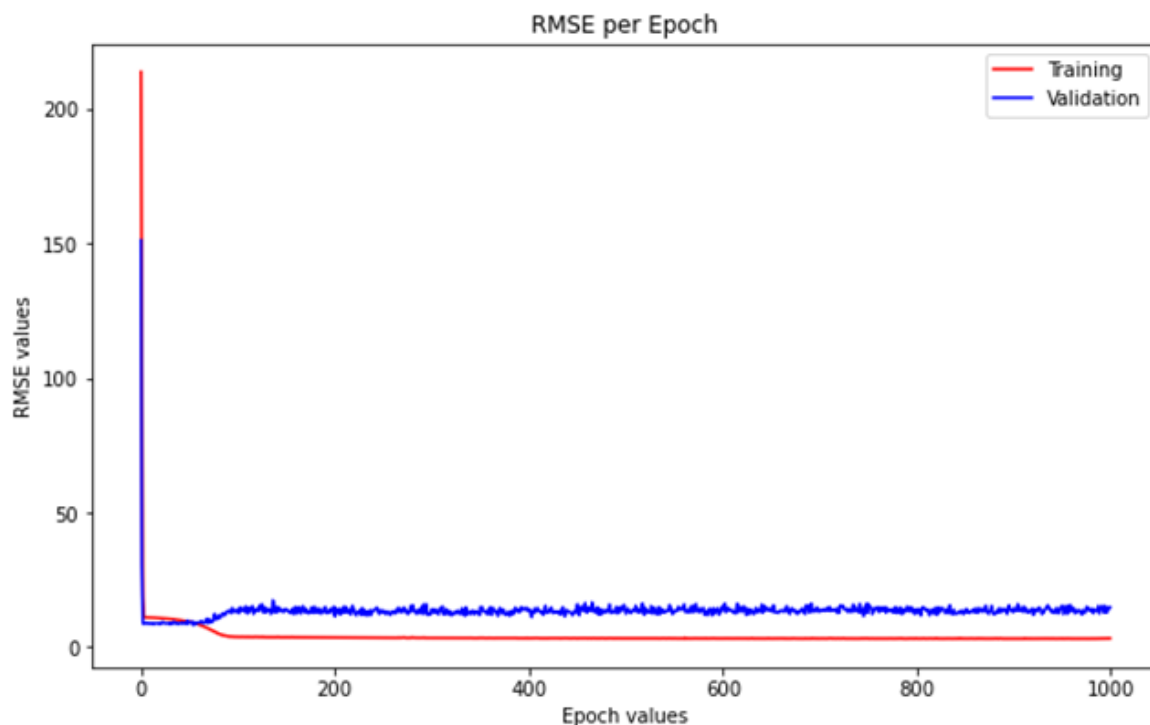


Εικόνα 80 HeatMap για κάθε συνδυασμό $n_estimator$ -depth

Εν κατακλείδι, εφαρμόσαμε τα δεδομένα μας σε έναν αλγόριθμο βαθιάς μηχανικής μάθησης. Χρησιμοποιήσαμε την βιβλιοθήκη λογισμικού ανοικτού κώδικα Keras που μέσω της python είναι συμβατή με τα νευρωνικά δίκτυα. Το Keras λειτουργεί ως διεπαφή για την βιβλιοθήκη TensorFlow. Είναι γρήγορο για τον σχεδιασμό νευρωνικών δικτύων και είναι φιλικό ως προς τον χρήστη. Εμείς χρησιμοποιήσαμε αυτήν την βιβλιοθήκη έτσι ώστε να εκπαιδεύσουμε τα δεδομένα μας με ένα νευρωνικό δίκτυο. Μετά από τα καθορισμένα βήματα ανάγνωσης και κανονικοποίησης των δεδομένων έπειτα από την συλλογή τους μέσω της εφαρμογής στο τερματικό μας καθορίσαμε τα επίπεδα που θα διαθέτει το νευρωνικό

μας δίκτυο. Ο καθορισμός αυτός έγινε με την βοήθεια του τύπου $m_n = \frac{k_n + \sqrt{N_t}}{N_t}$, όπου k_n αντιπροσωπεύει τον αριθμό των χαρακτηριστικών εισόδου στο στρώμα εισόδου του δικτύου. N_t δηλώνει τον συνολικό αριθμό των δειγμάτων που διαθέτουμε και η υποδηλώνει τον αριθμό των κρυφών επιπέδων.

Αφού διαχωρίσαμε το data set σε δύο σύνολα δεδομένων training =70%, validation =30% όπως και στους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης εκπαιδεύσαμε τον αλγόριθμο με epochs = 1000. Τα epochs καθορίζουν πόσες φορές το σύνολο δεδομένων θα περάσει από το νευρωνικό δίκτυο. Στην συνέχεια δημιουργήσαμε κάποια συγκριτικά διαγράμματα του RMSE με τα epochs. Η εικόνα 81 μας δείχνει τον αριθμό των σφαλμάτων RMSE σε σχέση με τα epochs τόσο για το training όσο και για το validation set. Παρατηρούμε ότι από την τιμή 50 και μετά υπάρχει μια σταθεροποίηση των σφαλμάτων και για το validation αλλά και για το training set.



Εικόνα 81 Σύγκριση epochs-RMSE ANN

Όπως αναφέρθηκε και στην αρχή στο test set κάθε αλγορίθμου εφαρμόζουμε ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων. Το σύνολο αυτό περιέχει δεδομένα τα οποία έχουν καταγραφεί από την περιοχή του λιμένα Καρλοβάσου. Ως αποτέλεσμα θα αξιολογήσουμε την συμπεριφορά και την απόδοση του κάθε αλγορίθμου σε ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων. Στο σύνολο αυτό εφαρμόζουμε τις καλύτερες παραμέτρους που έχουμε πάρει από το validation set ανάλογα με τον κάθε αλγόριθμο. Παρακάτω έχει δημιουργηθεί ένας συγκεντρωτικός πίνακας που φαίνεται η συμπεριφορά του κάθε αλγορίθμου σε αυτό το σύνολο δεδομένων.

Άμεσα διακρίνουμε πως το μικρότερο αριθμό σφαλμάτων μας το παρέχει ο αλγόριθμος SVR.

TEST SET	KNN-R	SVR	RFR	ANN
MSE	72.147	44.112	91.033	90.062
RMSE	8.493	6.641	9.541	9.490
MAE	6.779	5.094	7.899	7.821

Πίνακας 3 Σύγκριση αλγορίθμων στο test set

Μια ακόμη σημαντική μέτρηση μεταξύ των αλγορίθμων είναι ο χρόνος εκτέλεσης κατά την διαδικασία του training set δηλαδή της δημιουργίας του μοντέλου. Συμπεραίνουμε πως πιο γρήγορα εκτελείται ο KNN-R, με χρόνο εκτέλεσης τα 0,69 second .

TRAINING SET	KNN-R	SVR	RFR	ANN
TIME(S)	0.6997	1.1012	1.0781	517.0224

Πίνακας 4 Σύγκριση χρόνου εκτέλεσης στο train set

10

Συμπεράσματα – Μελλοντική Έρευνα

10.1 Συμπεράσματα

Στην παρούσα διπλωματική διερευνήθηκε διεξοδικά η κατηγοριοποίηση και η ανάλυση των αλγορίθμων μηχανικής καθώς και βαθιάς μάθησης. Σε πρώτη φάση έγινε μια ανάλυση της αρχιτεκτονικής του IoT επιπλέον ερευνήθηκε που μπορούν να χρησιμοποιηθούν αυτοί οι αλγόριθμοι σε IoT δίκτυα καθώς και σε κυψελωτά δίκτυα.

Κατηγοριοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης σε εποπτευόμενη και μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση καθώς πραγματοποιήθηκε μια περαιτέρω ανάλυση των αλγορίθμων αυτών τόσο στην διαχείριση πόρων όσο και στον έλεγχο ισχύος και της φασματικής απόδοσης. Από την άλλη μεριά αναλύθηκε πως η βαθιά μηχανική μάθηση μπορεί να συμβάλει καθοριστικά στην διαχείριση πόρων καθώς και στην μνήμη των συστημάτων τα οποία είναι από τα σημαντικότερα ζητήματα στα δίκτυα και κυρίως στα IoT δίκτυα. Εν συνεχεία ερευνήσαμε και καταγράψαμε μερικές εφαρμογές των αλγορίθμων μηχανικής καθώς και βαθιάς μάθησης στην κατανομή ισχύος, κατανομή πόρων καθώς και αποθήκευσης δεδομένων.

Στο δεύτερο μέρος της παρούσας διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε μια προσομοίωση. Αφού συλλέξαμε τα δεδομένα μας μέσω του τερματικού μας τα κατηγοριοποιήσαμε και έπειτα περάσαμε στην ανάλυση τους με την βοήθεια των αλγορίθμων KNN-R, SVR, RFR καθώς και ANN. Στόχος μας ήταν να δούμε ποιος από αυτούς τους αλγορίθμους μάθησης συμπεριφέρεται καλύτερα δηλαδή μας επιστρέφει το μικρότερο αριθμό σφαλμάτων σύμφωνα με την εκπαίδευση των δεδομένων του. Η προσομοίωση πραγματοποιήθηκε σε γλώσσα

προγραμματισμού python. Ο αλγόριθμος με το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα με βάση τους υπόλοιπους αλγορίθμους ήταν ο SVR παρέχοντάς μας το μικρότερο αριθμό σφαλμάτων RMSE.

Το συμπέρασμα αυτό προήλθε μετά από την εκπαίδευση του validation set στο set εκπαίδευσης δεδομένων έτσι ώστε να αξιολογηθεί το μοντέλο μας. Έπειτα από αυτήν την διαδικασία και αφού κρατήσαμε τα καλύτερα αποτελέσματα κάθε παραμέτρου ανάλογα με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιούσαμε, τα εφαρμόσαμε σε ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων διότι θέλαμε να δούμε την συμπεριφορά τους σε ένα άγνωστο σύνολο δεδομένων. Ως αποτέλεσμα ο SVR μας επέφερε τα καλύτερα αποτελέσματα όπως αναφέραμε και προηγουμένως.

10.2 Μελλοντική Έρευνα

Τα αποτελέσματα της παρούσας διπλωματικής εργασίας μπορούν να επεκταθούν και να μελετηθούν για μελλοντική έρευνα. Η έρευνα αυτή θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί σε μια διαφορετική περιοχή πχ. σε ένα αστικό περιβάλλον, έτσι ώστε να αξιολογήσουμε την απόδοση του συνόλου εκπαίδευσης του κάθε αλγορίθμου διαφορετικά και να παρατηρήσουμε την συμπεριφορά του σε ένα διαφορετικό περιβάλλον από αυτό που πραγματοποιήθηκε. Επίσης για πιο εκτεταμένη ανάλυση των δεδομένων με βάση τον κάθε ένα αλγόριθμο θα μπορούσε να μελετηθεί η συσχέτιση (Correlation) της εξαρτώμενης με την μη εξαρτώμενη τιμή έτσι ώστε τα features που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του μοντέλου μας να έχει μια πιο ισχυρή σχέση με βάση την τιμή που θέλουμε να προβλέψουμε. Τέλος θα ήταν εφικτό να γίνει η πρόβλεψη και αξιολόγηση του path loss για την ημι-αστική περιοχή στην οποία πραγματοποιήθηκε η συλλογή των δεδομένων.

Βιβλιογραφία

- [1] Wikipedia, "1G", November 2021. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:
<https://en.wikipedia.org/wiki/1G>
- [2] Δ. Τσάμη, "Ασύρματα Δίκτυα 4^{ης} Γενιάς (4G)", 2014. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:
<https://docplayer.gr/1042058-Asyrmata-diktya-4is-genias-4g.html>
- [3] <https://futurenetworks.ieee.org/images/files/pdf/FirstResponder/Ashutosh-Dutta-Future-Networks.pdf>
- [4] "How Artificial Intelligence Improves 5G Wireless Capabilities", <https://www.deepsig.ai/how-artificial-intelligence-improves-5g-wireless-capabilities>
- [5] <https://eclass.icsd.aegean.gr/modules/document/index.php?course=ICSD547&openDir=/5f7ed717qEkb>
- [6] Sarah A. Al-Qaseemi, Hajer A. Almulhim, Maria F. Almulhim and Saqib Rasool Chaudhry "IoT Architecture Challenges and Issues: Lack of Standardization" December. 2016
<https://ieeexplore.ieee.org/document/7821686>
- [7] Haltian, "EC-GSM-IoT overview", Jan.30, 2019. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:
<https://haltian.com/resource/ec-gsm-iot-overview/>
- [8] EMnify, "What is LTE-M? Long Term Evolution for Machines Explained", Apr.13, 2021. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.emnify.com/en/resources/lte-m>
- [9] "What is Narrowband IoT? NB-IoT overview" 09 June. 2020,
<https://www.avsystem.com/blog/narrowband-iot/>
- [10] A. Lavric, A. I. Petrariu and V. Popa, "Long Range SigFox Communication Protocol Scalability Analysis Under Large-Scale, High-Density Conditions," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 35816-35825, 2019
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8660398>
- [11] Alexandru Lavric, Valentin Popa "Internet of Things and LoRa™ Low-Power Wide- Area Networks: A survey" 14 July. 2017 <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8034915>
- [12] AVSystem, "IoT Standards and protocols guide – protocols of the Internet of Things", Mar.04, 2020. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.avsystem.com/blog/iot-protocols-and-standards/>
- [13] C. Sharma and N. K. Gondhi, "Communication Protocol Stack for Constrained IoT Systems," 2018 3rd International Conference on Internet of Things: Smart Innovation and Usages (IoT-SIU), 2018, pp. 1-6
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8519904>
- [14] "Τι είναι το MQTT και γιατί το χρειαζόμαστε στο IIoT; Περιγραφή πρωτοκόλλου MQTT", <https://cy.ipc2u.com/articles/articles-and-reviews/ti-einai-to-mqtt-kai-giati-to-chreiazomaste-sto-iiot/>
- [15] javaTpoint, "IoT Data Link Communication Protocol", Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:
<https://www.javatpoint.com/iot-data-link-communication-protocol>

- [16] International Journal of Management, IT & Engineering, "Recourse Allocation in IoT – A Review", August 2018. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:
https://www.ijmra.us/project%20doc/2018/IJMIE_AUGUST2018/IJMRA-14323.pdf
- [17] <https://www.il-pib.pl/czasopisma/JTIT/2020/4/27.pdf>
- [18] A. Kliem and O. Kao, "The Internet of Things Resource Management Challenge," *2015 IEEE International Conference on Data Science and Data Intensive Systems*, 2015, pp. 483-490
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7396547&tag=1>
- [19] M. Kim and I. -Y. Ko, "An Efficient Resource Allocation Approach Based on a Genetic Algorithm for Composite Services in IoT Environments," *2015 IEEE International Conference on Web Services*, 2015, pp. 543-550
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7195613>
- [20] P. Semasinghe, S. Maghsudi and E. Hossain, "Game Theoretic Mechanisms for Resource Management in Massive Wireless IoT Systems," in *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, no. 2, pp. 121-127, February 2017
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7842422>
- [21] X. Xiong, L. Hou, K. Zheng, W. Xiang, M. S. Hossain and S. M. M. Rahman, "SMDP-Based Radio Resource Allocation Scheme in Software-Defined Internet of Things Networks," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 20, pp. 7304-7314, Oct.15, 2016
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7491351>
- [22] X. Pang and P. Zhang, "Resource Allocation Strategy of IoT based on Network Slicing," *2020 IEEE Computing, Communications and IoT Applications (ComComAp)*, 2020, pp. 1-6
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9398873>
- [23] Κωνσταντίνος, "Machine Learning -Μηχανική Μάθηση-τι είναι", Nov.8, 2018.[Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.csc.com.gr/machine-learning>
- [24] Priyaharshini, 22 November. 2021, <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/what-is-machine-learning>
- [25] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/supervised-machine-learning), "Supervised Machine Learning", Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/supervised-machine-learning>
- [26] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/unsupervised-machine-learning), "Unsupervised Machine Learning", Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/unsupervised-machine-learning>
- [27] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/classification-algorithm-in-machine-learning), "Classification Algorithm in Machine Learning", Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/classification-algorithm-in-machine-learning>
- [28] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/regression-analysis-in-machine-learning), "Regression Analysis in Machine, Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/regression-analysis-in-machine-learning>
- [29] Y.Gavrilova, "Regression Analysis Overview: The Hows and The Whys", Sep.9,2020. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://serokell.io/blog/regression-analysis-overview>
- [30] S.Mishra, "Unsupervised Learning and Data Clustering", May.20,2017. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://towardsdatascience.com/unsupervised-learning-and-data-clustering-eeecb78b422a>
- [31] S.Bhatt, "5 Things You Need to Know about Reinforcement Learning", Mar,2018. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.kdnuggets.com/2018/03/5-things-reinforcement-learning.html>
- [32] "Reinforcement Learning Algorithms and Applications". Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:

<https://techvidvan.com/tutorials/reinforcement-learning/>

[33] J.Johnson, “What’s a Deep Neural Network? Deep Nets Explained”,Jul.27,2020. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:

<https://www.bmc.com/blogs/deep-neural-network/>

[34] N.Donges, “What Is Transfer Learning? Exploring the Popular Deep Learning Approach”, Jun.16,2021. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://builtin.com/data-science/transfer-learning>

[35] Wikipedia, “Support-vector machine. January 2022. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: https://en.wikipedia.org/wiki/Support-vector_machine

[36] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm), “Support Vector Machine Algorithm”, Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm>

[37] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning), “K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm for Machine Learning”, Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning>

[38] Wikipedia, “k-Nearest neighbors algorithm”, November 2021. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: https://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors_algorithm

[39] <https://www.kdnuggets.com/2020/06/naive-bayes-algorithm>

[40] <https://www.javatpoint.com/machine-learning-decision-tree>

[41] <https://www.kdnuggets.com/2020/01/decision-tree-algorithm>

[42] J.Brownlee, “Linear Regression for Machine Learning”, Aug.15,2020.[Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://machinelearningmastery.com/linear-regression-for-machine-learning/>

[43] [javaTpoint](https://www.javatpoint.com/machine-learning-polynomial-regression), “ML Polynomial Regression”, Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-polynomial-regression>

[44] <https://towardsdatascience.com/k-means-clustering-algorithm-applications>

[45] P.Sharma, “K Means Clustering Simplified in Python”, Apr.26,2021. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/04/k-means-clustering-simplified-in-python/>

[46] “Principal Component Analysis”, http://kiwi.bridgeport.edu/ceeg540/PrincipalComponentAnalysis_Tutorial.pdf

[47] Great Learning Team, “What’s is Hierarchical Clustering? An Introduction to Hierarchical Clustering”, Jul.11,2020. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://www.mygreatlearning.com/blog/hierarchical-clustering>

[48] <https://www.kdnuggets.com/2019/09/hierarchical-clustering>

[49] F. Hussain, S. A. Hassan, R. Hussain and E. Hossain, "Machine Learning for Resource Management in Cellular and IoT Networks: Potentials, Current Solutions, and Open Challenges," in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 22, no. 2, pp. 1251-1275, Secondquarter 2020
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8951180>

[50] M. Simsek, M. Bennis and İ. Güvenç, "Learning Based Frequency- and Time-Domain Inter-Cell Interference Coordination in HetNets," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 10, pp. 4589-4602, Oct. 2015
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6965655>

[51] A. Galindo-Serrano and L. Giupponi, "Distributed Q-Learning for Aggregated Interference Control in Cognitive Radio Networks," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 59, no. 4, pp. 1823-1834, May 2010
<https://ieeexplore.ieee.org/document/5415567>

- [52] A. Asheralieva and Y. Miyana, "An Autonomous Learning-Based Algorithm for Joint Channel and Power Level Selection by D2D Pairs in Heterogeneous Cellular Networks," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 64, no. 9, pp. 3996-4012, Sept. 2016
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7517324>
- [53] C. Fan, B. Li, C. Zhao, W. Guo and Y. -C. Liang, "Learning-Based Spectrum Sharing and Spatial Reuse in mm-Wave Ultradense Networks," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 6, pp. 4954-4968, June 2018
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8031014>
- [54] G. Alnwaimi, S. Vahid and K. Moessner, "Dynamic Heterogeneous Learning Games for Opportunistic Access in LTE-Based Macro/Femtocell Deployments," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 14, no. 4, pp. 2294-2308, April 2015
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6994301>
- [55] M. Srinivasan, V. J. Kotagi and C. S. R. Murthy, "A Q-Learning Framework for User QoE Enhanced Self-Organizing Spectrally Efficient Network Using a Novel Inter-Operator Proximal Spectrum Sharing," in *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 34, no. 11, pp. 2887-2901, Nov. 2016
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7582364>
- [56] M. Chen, W. Saad and C. Yin, "Echo State Networks for Self-Organizing Resource Allocation in LTE-U With Uplink-Downlink Decoupling," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 16, no. 1, pp. 3-16, Jan. 2017
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7588197>
- [57] Mingzhe Chen, Walid Saad and Changchuan Yin, "Virtual Reality Over Wireless Networks: Quality of Service Model and Learning-Based Resource Management", 11 November
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8395443>
- [58] S. Tamoor-ul-Hassan, S. Samarakoon, M. Bennis, M. Latva-aho and C. S. Hong, "Learning-Based Caching in Cloud-Aided Wireless Networks," in *IEEE Communications Letters*, vol. 22, no. 1, pp. 137-140, Jan. 2018
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8063333>
- [59] Y. He, N. Zhao and H. Yin, "Integrated Networking, Caching, and Computing for Connected Vehicles: A Deep Reinforcement Learning Approach," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 1, pp. 44-55, Jan. 2018
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8061008>
- [60] S. M. S. Tanzil, W. Hoiles and V. Krishnamurthy, "Adaptive Scheme for Caching YouTube Content in a Cellular Network: Machine Learning Approach," in *IEEE Access*, vol. 5, pp. 5870-5881, 2017
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7873292>
- [61] M. Chen, W. Saad, C. Yin and M. Debbah, "Echo State Networks for Proactive Caching in Cloud-Based Radio Access Networks With Mobile Users," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 16, no. 6, pp. 3520-3535, June 2017,
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7880663>
- [62] M. Jaber, M. Imran, R. Tafazolli and A. Tukmanov, "An adaptive backhaul-aware cell range extension approach," *2015 IEEE International Conference on Communication Workshop (ICCW)*, 2015, pp. 74-79
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7247158>

- [63] N. C. Luong *et al.*, "Applications of Deep Reinforcement Learning in Communications and Networking: A Survey," in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, no. 4, pp. 3133-3174, Fourthquarter 2019
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8714026&tag=1>
- [64] X. Li, J. Fang, W. Cheng, H. Duan, Z. Chen and H. Li, "Intelligent Power Control for Spectrum Sharing in Cognitive Radios: A Deep Reinforcement Learning Approach," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 25463-25473, 2018
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8352517>
- [65] Z. Shi, X. Xie, M. Kadoch and M. Cheriet, "A Spectrum Resource Sharing Algorithm for IoT Networks based on Reinforcement Learning," *2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, 2020, pp. 1019-1024
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9148428>
- [66] M. Feng and S. Mao, "Dealing with Limited Backhaul Capacity in Millimeter-Wave Systems: A Deep Reinforcement Learning Approach," in *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, no. 3, pp. 50-55, March 2019
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8663992>
- [67] J. Yao and N. Ansari, "Caching in Dynamic IoT Networks by Deep Reinforcement Learning," in *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 8, no. 5, pp. 3268-3275, 1 March1, 2021
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9123362>
- [68] Z. Xu, Y. Wang, J. Tang, J. Wang and M. C. Gursoy, "A deep reinforcement learning based framework for power-efficient resource allocation in cloud RANs," *2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2017, pp. 1-6
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7997286>
- [69] Y. Wang, C. Feng and T. Zhang, "Deep Reinforcement Learning Based Caching Placement and User Association for Dynamic Cellular Networks," *2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2021, pp. 1-6
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9569283>
- [70] Z. Bi and W. Zhou, "Deep Reinforcement Learning Based Power Allocation for D2D Network," *2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring)*, 2020, pp. 1-5
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9129537>
- [71] Z. Sun and M. R. Nakhai, "Channel Selection and Power Control for D2D Communication via Online Reinforcement Learning," *ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications*, 2021, pp. 1-6
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9501055>
- [72] S. Gyawali, Y. Qian and R. Q. Hu, "Resource Allocation in Vehicular Communications Using Graph and Deep Reinforcement Learning," *2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, 2019, pp. 1-6
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9013594&tag=1>
- [73] R. Wu, Q. Li and X. Ge, "Deep Reinforcement Learning-Based Edge Caching in Single-Cell Wireless Networks," *2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 2020, pp. 298-303
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9299857>
- [74] J. Tang, H. Tang, N. Zhao, K. Cumanan, S. Zhang and Y. Zhou, "A Reinforcement Learning Approach for D2D-Assisted Cache-Enabled HetNets," *2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, 2019, pp. 1-6

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9014027>

[75] A. Sadeghi, G. Wang and G. B. Giannakis, "Hierarchical Caching via Deep Reinforcement Learning," *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2020, pp. 3532-3536

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9054485>

[76] Z. Wang, T. Zhang, Y. Liu and W. Xu, "Deep Reinforcement Learning for Caching Placement and Content Delivery in UAV NOMA Networks," *2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 2020, pp. 406-411

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9299784>

[77] Y. Zhang, C. Kang, T. Ma, Y. Teng and D. Guo, "Power Allocation in Multi-Cell Networks Using Deep Reinforcement Learning," *2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, 2018, pp. 1-6

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8690757>

[78] Z. Shi, X. Xie, M. Kadoch and M. Cheriet, "A Spectrum Resource Sharing Algorithm for IoT Networks based on Reinforcement Learning," *2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, 2020, pp. 1019-1024

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9148428>

[79] Q. Liu, L. Cheng, T. Ozcelebi, J. Murphy and J. Lukkien, "Deep Reinforcement Learning for IoT Network Dynamic Clustering in Edge Computing," *2019 19th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGRID)*, 2019, pp. 600-603

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8752691>

[80] S. Sheng, P. Chen, Z. Chen, L. Wu and H. Jiang, "Edge Caching for IoT Transient Data Using Deep Reinforcement Learning," *IECON 2020 The 46th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2020, pp. 4477-4482

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9255111>

[81] A. Nasehzadeh and P. Wang, "A Deep Reinforcement Learning-Based Caching Strategy for Internet of Things," *2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, 2020, pp. 969-974

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9238811>

[82] J. Zhao, S. Xu and D. Li, "QoE Driven Resource Allocation in Massive IoT: A Deep Reinforcement Learning Approach," *2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, 2019, pp. 1-6

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8756710>

[83] Y. Gong, J. Wang and T. Nie, "Deep Reinforcement Learning Aided Computation Offloading and Resource Allocation for IoT," *2020 IEEE Computing, Communications and IoT Applications (ComComAp)*, 2020, pp. 01-06

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9398891>

[84] Y. Y. Munaye, R. -T. Juang, H. -P. Lin and G. B. Tarekegn, "Resource Allocation for Multi-UAV Assisted IoT Networks: A Deep Reinforcement Learning Approach," *2020 International Conference on Pervasive Artificial Intelligence (ICPAI)*, 2020, pp. 15-22

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9302621>

[85] J. Yao and N. Ansari, "Power Control in Internet of Drones by Deep Reinforcement Learning," *ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2020, pp. 1-6

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9148749>

[86] Y. Zhang, W. P. Tay, K. H. Li, M. Esseghir and D. Gaïti, "Learning Temporal–Spatial Spectrum Reuse," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 64, no. 7, pp. 3092–3103, July 2016

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7470268>

[87] J.Su, H.Xu, N.Xin, G.Cao, X.Zhou, “Resource Allocation in Wireless Powered IoT System: A Mean Field Stackelberg Game-Based Approach”, Sep.20,2018. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6210748/>

[88] javaTpoint, “ Apriori Algorithm in Machine Learning”, Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:

<https://www.javatpoint.com/apriori-algorithm-in-machine-learning>

[89] P.Mandot, “What is the Sifgificance of C value in Support Vector Machine?”,Sep.9,2017. [Online]. Διαθέσιμο στην ιστοσελίδα:

<https://medium.com/@anshultrivedi400/overview-of-support-vector-machines-7c46c5016f1e>

