



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Εφαρμογές αλγορίθμων μηχανικής μάθησης (machine learning)
στη διαχείριση ραδιοφάσματος με γνωσιακά ραδιοδίκτυα
(cognitive radio networks).

A.M. 1758 : Μπλάνη Μαρία Αγγελική

A.M. 1187 : Ζησίμου Αγλαΐα Μαρία

Επιβλέπων καθηγητής: Παρασκευάς Μιχαήλ

Αντίρριο, Νοέμβριος 2018

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή
Αντίρριο, .../.../2018

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

Παρασκευάς Μιχαήλ, Επίκ. Καθηγητής
Κίτσος Παρασκευάς, Επίκ. Καθηγητής
Τσακανίκας Βασίλειος, Ακαδ. Υπότροφος

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η πτυχιακή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του προγράμματος σπουδών του τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής Τ.Ε του Τ.Ε.Ι Δυτικής Ελλάδας με την επίβλεψη του Καθηγητή Παρασκευά Μιχαήλ, τον οποίο ευχαριστούμε για την αμέριστη συμβολή του και την καθοδήγησή του σε όλα τα στάδια της υλοποίησης της.

Θα θέλαμε επίσης να ευχαριστήσουμε τις οικογένειές μας για την στήριξη τους στην προσπάθειά μας αυτή και να τους αφιερώσουμε την εργασία

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Με την συνεχώς αυξανόμενη ζήτηση για νέες ασύρματες υπηρεσίες και εφαρμογές τους, καθώς και η αύξηση που παρουσιάζει ο αριθμός χρηστών των ασύρματων επικοινωνιών, το διαθέσιμο ραδιοφάσμα γίνεται όλο και πιο δυσεύρετο. Μια από τις σημαντικότερες τεχνολογικές προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι σύγχρονοι μηχανικοί ασυρμάτων δικτύων αποτελεί την ορθή διαχείριση του ηλεκτρομαγνητικού ραδιοφάσματος, το οποίο είναι πολύτιμο αλλά εξαιρετικά περιορισμένο. Η υπάρχουσα μορφή της στατικής απόδοσης του ραδιοδικτύου σε συνδυασμό με τους νόμους των κυβερνήσεων, οδηγεί στην υποαξιοποίηση του διαθέσιμου φάσματος και δεν αξιοποιεί πλήρως τις δυνατότητες που προσφέρει. Επομένως αναγνωρίζεται η ανάγκη για τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη τρόπων για την διαχείριση του φάσματος, ικανών να αξιοποιήσουν τις διαθέσιμες και υποαξιοποιούμενες μπάντες συχνοτήτων. Προς αυτή την κατεύθυνση τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα μπορούν να αξιοποιήσουν μηχανισμούς και λειτουργίες που προσφέρονται από τη μηχανική μάθηση, έτσι ώστε να αναπτυχθούν κατάλληλα ολοκληρωμένα συστήματα που θα παρέχουν την κατάλληλη «εξυπνάδα» στο γνωσιακό ραδιοδίκτυο, έτσι ώστε αυτό να πραγματοποιεί τη βέλτιστη αναγνώριση των σεναρίων αξιοποίησης του διαθέσιμου δικτύου και την εξαγωγή συμπερασμάτων/λύσεων για την ορθή και αποδοτικότερη αξιοποίηση του.

ABSTRACT

The ever-increasing demand for new wireless services and applications, as well as the increase in the number of wireless users, makes the available radio spectrum more and more scarce. One of the most important technological challenges faced by modern wireless network engineers is the sound management of electromagnetic spectrum, which is valuable but extremely limited. The existing form of static radio network performance coupled with government laws leads to under-utilization of the available spectrum and does not fully exploit its potential. Therefore, there is recognition of the need to design and develop modes for spectrum management capable of exploiting available and underused frequency bands. To this end, cognitive radio networks can utilize mechanisms and functions offered by machine learning in order to develop appropriate integrated systems that provide the appropriate "intelligence" in the cognitive radio network so that it can make optimal recognition of exploitation scenarios of the available network and to draw conclusions / solutions for its proper and efficient use.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	ii
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	iii
ABSTRACT	iv
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	9
1.1 Η τεχνολογία Cognitive Radio	9
1.1.1 Ιστορική Αναδρομή	9
1.1.2 Ορισμός Cognitive Radio	11
1.1.3 Αρχιτεκτονική CRN	15
1.1.4 Μέθοδοι πρόσβασης στο διαθέσιμο φάσμα	17
1.1.5 Διαχείριση και Πεδία Εφαρμογής Cognitive Radio	19
1.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης	24
1.2.1 Ιστορική Αναδρομή	24
1.2.2 Ορισμός Μηχανικής μάθησης.....	26
1.2.3 Είδη Μηχανικής Μάθησης	27
1.2.4 Τύποι Αλγορίθμων Μηχανικής μάθησης	35
1.2.5 Πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων.....	57
1.2.6 Πεδία Εφαρμογής μηχανικής μάθησης	60
Κεφάλαιο 2: Αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης για την τεχνολογία Cognitive Radio	62
2.1 Προβληματική	62
2.2 Επισκόπηση ερευνητικών εργασιών	63
2.2.1 Αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων για γνωσιακά ραδιοσήματα (Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008)	63
2.2.2 Γνωσιακά ραδιοδίκτυα με γενετικούς αλγόριθμους: Έξυπνος έλεγχος των ραδιοφωνικών προγραμμάτων που ορίζονται από το λογισμικό (Rondeau et al., 2004)	67
2.2.3 Κατανομή ραδιοφάσματος γνωσιακών ραδιοδικτύων με την αξιοποίηση αλγορίθμων εξέλιξης (Zhao, et al., 2009)	69
2.2.4 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα γνωσιακά ραδιοδίκτυα (Clancy, et al. 2007).....	70
2.2.5 Αξιοποίηση γενετικών αλγορίθμων για την δοκιμή γνωσιακών ραδιοδικτύων (Rieser et al., 2004)	73

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (MACHINE LEARNING) ΣΤΗ
ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΡΑΔΙΟΦΑΣΜΑΤΟΣ ΜΕ ΓΝΩΣΙΑΚΑ ΡΑΔΙΟΔΙΚΤΥΑ
(COGNITIVE RADIO NETWORKS).

Κεφάλαιο 3: Ανάλυση – Συζήτηση	76
Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα και Μελλοντικές Κατευθύνσεις.....	82
Βιβλιογραφία.....	84

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Ενδεικτική εικόνα ασύρματου δικτύου.....	11
Εικόνα 2: Διάγραμμα Βασικών λειτουργιών Cognitive Radio.....	14
Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική δικτύου CRN.....	17
Εικόνα 4: Παράδειγμα δικτύου TV White Spaces.....	22
Εικόνα 5: Ενδεικτική εικόνα νευρωνικού δικτύου (Wikipedia, 2018).....	25
Εικόνα 6: Ενδεικτική εικόνα επιβλεπόμενης μάθησης.....	29
Εικόνα 7: Ενδεικτική εικόνα μη - επιβλεπόμενης μάθησης.....	30
Εικόνα 8: Ενδεικτική εικόνα ενισχυτικής μάθησης.....	30
Εικόνα 9: Παράδειγμα δένδρου αποφάσεων (Decision tree).....	33
Εικόνα 10: Διάγραμμα μάθησης βασισμένης σε περιπτώσεις (Case-Based Learning),.....	33
Εικόνα 11: Διάγραμμα μάθησης βασισμένης σε Επεξηγήσεις (Explanation-Based Learning).....	34
Εικόνα 12: Ενδεικτικό παράδειγμα αλγορίθμου με αξιοποίηση Bayesian Reasoning.....	34
Εικόνα 13: Ενδεικτικό διάγραμμα Backpropagation Neural networks.....	35
Εικόνα 14: Ενδεικτική εικόνα γραφικής αναπαράστασης αλγορίθμου αναπαράστασης.....	36
Εικόνα 15: Ενδεικτική εικόνα γραφικής αναπαράστασης αλγορίθμου αξιολόγησης.....	37
Εικόνα 16: Ενδεικτική εικόνα γραφικής αναπαράστασης αλγορίθμου βελτιστοποίησης.....	38
Εικόνα 17: Ενδεικτική εικόνα δέντρων αποφάσεων.....	39
Εικόνα 18: Ενδεικτική εικόνα Association rule learning.....	39
Εικόνα 19: Ενδεικτική εικόνα τεχνητού νευρωνικού δικτύου.....	40
Εικόνα 20: Ενδεικτική εικόνα συστήματος Βαθιάς μάθησης (Deep Learning).....	41
Εικόνα 21: Ενδεικτική εικόνα διασυνδέσεων παραδείγματος ILP.....	42
Εικόνα 22: Ενδεικτική εικόνα Support Vector Machine.....	44
Εικόνα 23: Ενδεικτική εικόνα Clustering Αλγορίθμων.....	45
Εικόνα 24: Ενδεικτική εικόνα Bayesian Network.....	47
Εικόνα 25: Ενδεικτική εικόνα Reinforcement learning.....	49
Εικόνα 26: Ενδεικτική εικόνα Representation learning.....	50
Εικόνα 27: Ενδεικτική εικόνα Metric Learning.....	51
Εικόνα 28: Ενδεικτική εικόνα Sparse dictionary learning σε επεξεργασία εικόνας – αφαίρεση θορύβου.....	52
Εικόνα 29: Ενδεικτική εικόνα Genetic Algorithms.....	53
Εικόνα 30: Ενδεικτική εικόνα Rule Based systems.....	54
Εικόνα 31: Ενδεικτική εικόνα σχεδιάγραμμα Learning Classifier Systems.....	55

Εικόνα 32: Ενδεικτική εικόνα του «επεκταμένου» νευρωνικού δικτύου (<i>Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008</i>).....	65
Εικόνα 33: Ενδεικτική εικόνα νευρωνικού δικτύου (<i>Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008</i>).....	66
Εικόνα 34: Ενδεικτική εικόνα αλληλεπιδράσεων των στοιχείων του προτεινόμενου γνωστικού ραδιοδικτύου (<i>Clancy, et al. 2007</i>)	71
Εικόνα 35: Εικόνα σχεδιασμού συστήματος ανάλυσης δεδομένων και γνωστικής μηχανής γενετικού αλγορίθμου (<i>Rieser et al., 2004</i>)	74

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Σύνοψη εφαρμογής μηχανικής μάθησης στη διαχείριση ραδιοφάσματος από τη διεθνή βιβλιογραφία	77
---	----

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Η τεχνολογία Cognitive Radio

1.1.1 Ιστορική Αναδρομή

Ο πρώτος που αναφέρθηκε στην ιδέα του cognitive radio ήταν ο Joseph Mitola το 1998 σε σεμινάριο που πραγματοποίησε στην Στοκχόλμη (Mitola, 2000). Ήδη από το 1990 είχε ξεκινήσει να υπάρχει αυξανόμενο ενδιαφέρον στον κόσμο για την τεχνολογία του Cognitive Radio. Αυτό το φαινόμενο παρατηρήθηκε εξετάζοντας τον αυξανόμενο αριθμό επιστημονικών εργασιών που αφορούσαν θέματα σχετικά με το Cognitive Radio. Ο κάθε συγγραφέας αυτών των εργασιών είχε έναν δικό του ορισμό για το τι αφορά το Cognitive Radio ανάλογα με το πεδίο εξειδίκευσης του, ως αποτέλεσμα οι ειδικοί σχετικά με το υλικό (hardware) εξέταζαν το θέμα από τη σκοπιά των μηχανημάτων, ενώ οι ειδικοί σχετικά με το λογισμικό (software) εξέταζαν το θέμα με βάση τους αλγορίθμους και τις γλώσσες προγραμματισμού που σχετίζονται με αυτό (Wyglinski, Nekovee & Hou, 2010).

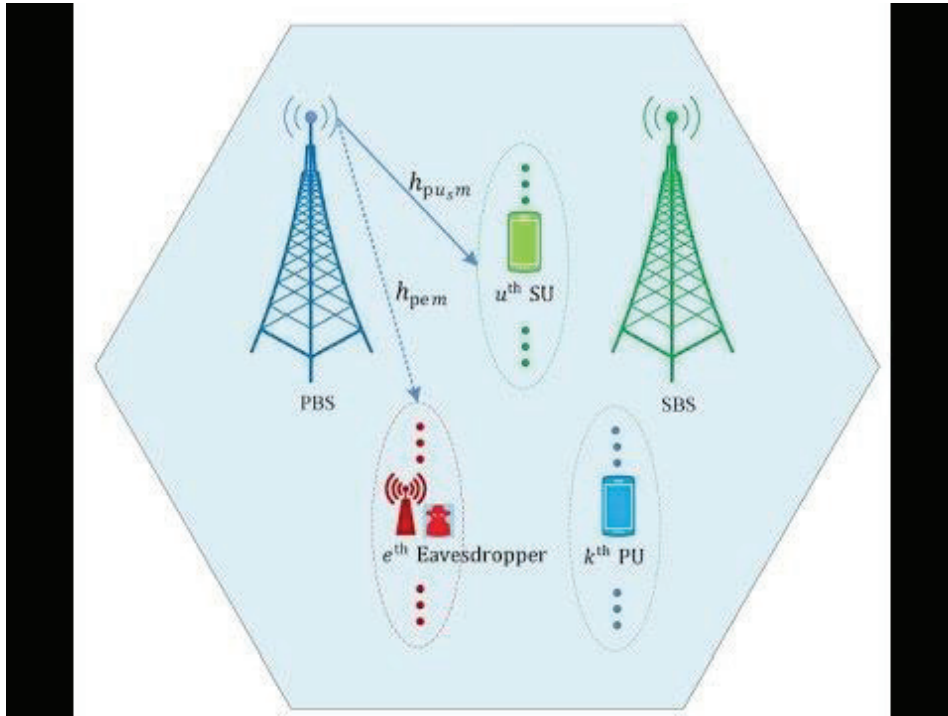
Με βάση τα παραπάνω ο Mitola ανέφερε ότι με την αξιοποίηση των cognitive radios, στόχος ήταν η επίτευξη της αποδοτικότερης αξιοποίησης των πόρων δικτύου από τις διαφορετικές συσκευές των χρηστών με σκοπό την απρόσκοπτη λειτουργία των συσκευών αυτών, με βάση το πεδίο εφαρμογής τους. Προς αυτή την κατεύθυνση, προτάθηκε ο σχεδιασμός, η υλοποίηση και η εξέλιξη μιας πλατφόρμας λογισμικού διαχείρισης ραδιοσημάτων που θα περιλαμβάνει ασύρματους πομποδέκτες με τη δυνατότητα να προσαρμόζονται αυτόματα στις ειδικές απαιτήσεις συνδεσιμότητας και τις αλλαγές που μπορεί να πραγματοποιούνται συνεχώς στο δίκτυο παρέχοντας την απρόσκοπτη λειτουργία των ασύρματων συσκευών που συνδέονται σε αυτό, επιλέγοντας κάθε στιγμή τους κατάλληλους πόρους και υπηρεσίες που είναι διαθέσιμα (Wyglinski, Nekovee & Hou, 2010).

Η ιδέα αυτή οδήγησε στην επανεξέταση των υφιστάμενων εγκατεστημένων δικτύων. Η επανεξέταση αυτή οδήγησε στο συμπέρασμα ότι τα υφιστάμενα δίκτυα και

πρωτόκολλα δεν ήταν ικανά να υποστηρίξουν μια τέτοια πλατφόρμα όπως το cognitive radio, πιο συγκεκριμένα οι σχετικές υπηρεσίες των Ηνωμένων Πολιτειών Αμερικής και του Ηνωμένου Βασιλείου, αναγνώρισαν ότι το υπάρχον φάσμα δικτύου δεν αξιοποιείτο με τον βέλτιστο δυνατό τρόπο. Ο τρόπος με τον οποίο οι χρήστες είχαν πρόσβαση στο δικτυακό φάσμα της κινητής τηλεφωνίας πραγματοποιούνταν με προκαθορισμένη πρόσβαση του φάσματος από τους χρήστες, γεγονός που οδηγούσε στην υπερφόρτιση του δικτύου, επειδή συγκεκριμένες μπάντες του φάσματος όπως οι συχνότητες του στρατού δεν αξιοποιούνταν με το βέλτιστο δυνατό τρόπο. Με βάση αυτή τη διαπίστωση οι σχετικοί οργανισμοί οργάνωσαν έρευνα για την επίτευξη δυναμικής πρόσβασης στο φάσμα δικτύου .

Η έρευνα αυτή οδήγησε στο πρώτο πρότυπο για cognitive radio πρόσβαση από την IEEE, το IEEE 802.22 το 2011, το οποίο σχεδιάστηκε και προτάθηκε από την IEEE 802 LAN/MAN Επιτροπή προτύπων. Η λειτουργία του προτύπου περιλάμβανε την αξιοποίηση γεωχωρικών δεδομένων για τον εντοπισμό του φάσματος με σκοπό να παρέχει την κατάλληλη πληροφορία στο δίκτυο cognitive radio με σκοπό την επιλογή κατάλληλων μη αξιοποιούμενων καναλιών δικτύου, όπως για παράδειγμα το σήμα τηλεόρασης (Stevenson et al., 2009).

Με βάση αυτή την εξέλιξη προέκυψε το πρόβλημα της δέσμευσης συχνοτήτων για τις οποίες δεν υπήρχε σχετική άδεια χρήσης. Από το σημείο αυτό και μετά οι εξελίξεις ήταν ραγδαίες και το cognitive radio εφαρμόζεται σε πολλαπλούς τομείς, όπως είναι οι ασφάλεια των επικοινωνιών και εξυπηρέτηση των διαδικασιών του στρατού. Στην επόμενη ενότητα θα πραγματοποιηθεί προσπάθεια παράθεσης ενός ορισμού για το τι αποτελεί το cognitive radio, αναλύοντας ορισμούς που παρατίθενται στην διεθνή βιβλιογραφία.



Εικόνα 1: Ενδεικτική εικόνα ασύρματου δικτύου

1.1.2 Ορισμός Cognitive Radio

Το Cognitive Radio είναι μια τεχνολογία που περιπλέκει διαφορετικούς επιστήμονες με επιστημονικό υπόβαθρο που διαφέρει, συνεπώς στην διεθνή βιβλιογραφία μπορούν να βρεθούν διαφορετικοί ορισμοί για την φύση της τεχνολογίας. Παρακάτω παρατίθενται οι κυριότεροι ορισμοί, με σκοπό την παράθεση ενός ενοποιημένου ορισμού και της παρουσίασης των βασικών χαρακτηριστικών του. Αρχικά ο πρώτος ορισμός δόθηκε από τον Mitola, όπως προαναφέρθηκε παραπάνω στην ιστορική αναδρομή:

Mitola (Mitola, 2000): *Cognitive Radio είναι η τεχνολογία με την αξιοποίηση της οποίας οι ασύρματοι προσωπικοί βοηθοί (PDAs) και τα συσχετιζόμενα δίκτυα τους γίνονται επαρκώς «έξυπνα», έτσι ώστε να αξιοποιούν τους πόρους ραδιοσυχνοτήτων και τις επικοινωνίες, με σκοπό να αναγνωρίσουν τις ανάγκες του χρήστη και να*

επιλέξουν κατάλληλα τους διαθέσιμους πόρους με σκοπό την βέλτιστη και απρόσκοπτη εμπειρία του χρήστη.

Ο παραπάνω ορισμός ήταν πρωταρχικός και ουσιαστικά περιέγραφε τη βασική ιδέα πίσω από το cognitive radio ξεκινώντας ουσιαστικά την έρευνα γύρω από αυτή την τεχνολογία. Ο επόμενος ορισμός παρέχεται από τη Wikipedia.

Wikipedia (Wikipedia, 2018): *Το Cognitive radio αποτελεί ένα πρότυπο για τις ασύρματες επικοινωνίες στο οποίο ένα δίκτυο ή ένας μέρος του δικτύου αλλάζει τον τρόπο μετάδοσης ή/και λήψης της πληροφορίας αναγνωρίζοντας συγκεκριμένους παράγοντες και διατήρηση την απρόσκοπτη επικοινωνία, αποφεύγοντας την διακοπή ή παρεμβολή σήματος. Η αυτοματοποιημένη εναλλαγή βασίζεται σε παράγοντες όπως είναι το εξωτερικό και εσωτερικό περιβάλλον, το φάσμα ραδιοσυχνοτήτων και η κατάσταση του δικτύου.*

Ο ορισμός της Wikipedia ενισχύεται από τον παρακάτω ορισμό της IEEE που είναι και πλέον έγκυρος και πρωτοπόρος φορέας για τον ορισμό σχετικών τεχνολογιών.

IEEE 1900.1 (IEEE, 2008): Το Cognitive Radio αποτελεί έναν τύπο ραδιοσήματος, αυτοπροσαρμοζόμενου σήματος ή σήματος από λογισμικό, για τον οποίο τα συστήματα επικοινωνιών γνωρίζουν το περιβάλλον και την εσωτερική του κατάσταση έχοντας έτσι τη δυνατότητα να λαμβάνουν αποφάσεις για την συμπεριφορά τους με βάση τις διαθέσιμες πληροφορίες και τους στόχους που έχουν τεθεί.

Ο Haykin επεκτείνει τον παραπάνω ορισμό προσθέτοντας συνιστώσες όπως η υψηλή διαθεσιμότητα δικτύου και η αποδοτική αξιοποίηση του υπάρχοντος φάσματος.

Haykin (Haykin, 2005): Το Cognitive radio αποτελεί μια έξυπνη ασύρματη επικοινωνία, η οποία αναγνωρίζει το περιβάλλον της και αξιοποιεί συγκεκριμένη μεθοδολογία με σκοπό να κατανοήσει και να προσαρμοστεί σε στατιστικές εναλλαγές της με σκοπό να επιτύχει υψηλή διαθεσιμότητα και αποδοτική αξιοποίηση του ραδιοφάσματος.

Ο Ashley παρέχει έναν ορισμό περισσότερο στοχευμένο στην πρακτική αξιοποίηση του Cognitive Radio.

Ashley (Ashley, 2006): Το Cognitive radio είναι μια αναπτυσσόμενη τεχνολογία έξυπνων ασύρματων επικοινωνιών που θα μπορεί να βρει και να συνδεθεί με οποιαδήποτε ανοιχτό και διαθέσιμο ραδιοσήμα με σκοπό να εξυπηρετήσει με το βέλτιστο τρόπο τον τελικό χρήστη. Συνεπώς, το cognitive radio πρέπει να μπορεί να αλλάξει από μια μπάντα συχνοτήτων σε μια άλλη με σκοπό την αποφυγή παρεμβολών στην επικοινωνία, γεγονός ειδικά αναγκαίο σε επικοινωνίες έκτακτης ανάγκης.

Ο Rondeau και Bostian αναγνωρίζουν το cognitive radio ως ένα ενιαίο σύστημα και αυτό διαφαίνεται στον παρακάτω ορισμό τους:

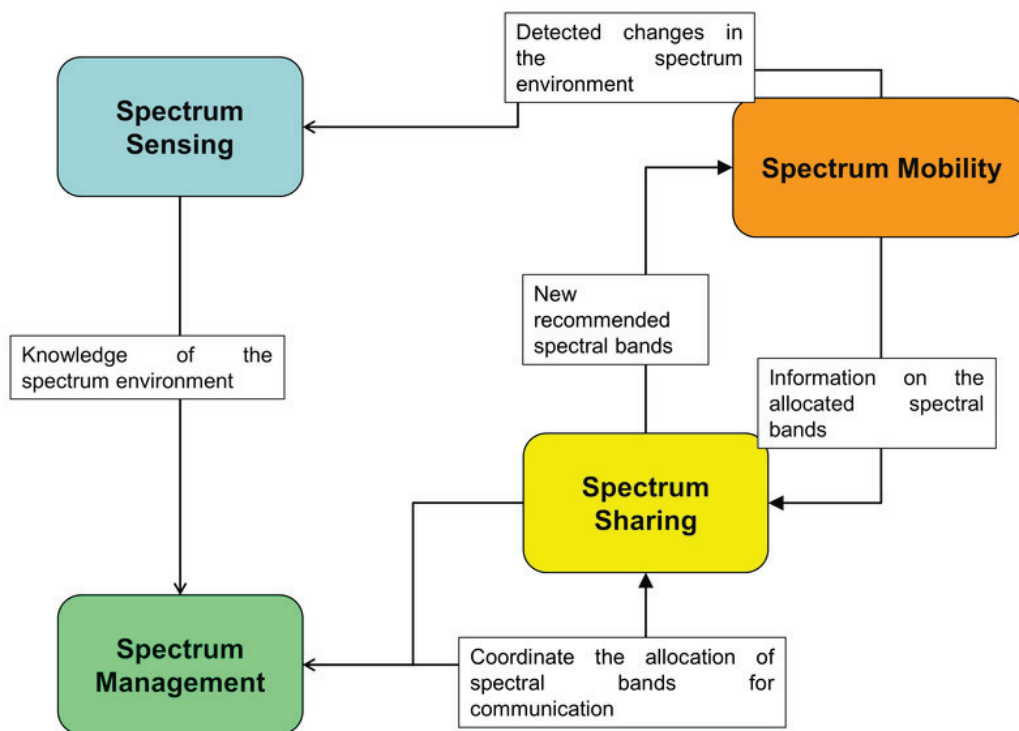
Rondeau and Bostian (Rondeau & Bostian, 2004): Το Cognitive radio είναι ένα σύστημα που ενσωματώνει μια γνωστική μηχανή που πραγματοποιεί μοντελοποίηση, εκμάθηση, και βελτιστοποίηση των διαδικασιών παραμετροποίησης του συστήματος επικοινωνιών που περιλαμβάνει την εναλλαγή επιπέδου ραδιοσυχνότητας λαμβάνοντας υπόψη πληροφορίες όπως οι χρήστες, η συχνότητα και το περιβάλλον.

Με βάση τους παραπάνω ορισμούς παρατηρούμε ότι το Cognitive radio σχετίζεται με πολλούς διαφορετικούς επιστημονικούς τομείς και πεδία εφαρμογής. Σχετίζεται με τεχνολογίες και τεχνικές επεξεργασίας σήματος με σκοπό την αναγνώριση και επιλογή ραδιοσημάτων, με την τεχνητή νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση και παρέχει στους επιστήμονες ένα έφορο έδαφος και έρευνα και νέες εφευρέσεις.

Ολοκληρώνοντας με βάση τα παραπάνω και με βάση το κεφάλαιο του βιβλίου των Wyglinski, A. M., Nekovee, M., & Hou, Y. T. (2010) σχετικό με τον ορισμό του Cognitive Radio, στην συγκεκριμένα πτυχιακή εργασία θα αξιοποιηθεί ο ορισμός για το Cognitive radio, ως

«Το πρότυπο-τεχνολογία-έννοια που οι ασύρματοι κόμβοι ενός δικτύου προσαρμόζουν τα χαρακτηριστικά τους, συμπεριλαμβανομένου του ραδιοσήματος, με σκοπό να επιτύχουν στο μέγιστο δυνατό βαθμό απρόσκοπτη και επαρκή αξιοποίηση του φάσματος, τόσο σε χρόνο όσο και σε χώρο. Η προσαρμογή αυτή βασίζεται σε παράγοντες όπως τα ραδιοσήματα, το περιβάλλον, οι πολιτικές και οι ειδικές απαιτήσεις που έχουν τεθεί, με μία εγγενής και σταθερή διαδικασία μάθησης με σκοπό την ακόμα καλύτερη αξιοποίηση του φάσματος»

Οι βασικές λειτουργίες των cognitive radios είναι οι παρακάτω (Wyglinski, Nekovee & Hou, 2010):



Εικόνα 2: Διάγραμμα Βασικών λειτουργιών Cognitive Radio

- **Διαχείριση Ενέργειας:** Η διαχείριση ενέργειας πραγματοποιείται από τα cognitive radio συστήματα με σκοπό την απρόσκοπτη λειτουργία των βασικών χρηστών και την εξυπηρέτηση όσο το δυνατόν περισσότερων δευτερευόντων χρηστών χωρίς να υπάρχουν παρεμβολές.

- **Ανίχνευση ελεύθερου φάσματος:** Η αναζήτηση και αξιοποίηση φάσματος που δεν αξιοποιείται, με σκοπό την εξάλειψη κάθε παρεμβολής. Συνήθως αυτή η αναζήτηση πραγματοποιείται με την αναγνώριση των βασικών χρηστών. Για την αναζήτηση του φάσματος χρησιμοποιούνται τρεις κατηγορίες τεχνικών: α) η αναγνώριση των βασικών πομπών και η αναγνώριση των όμοιων φίλτρων , β) η αναγνώριση της ενέργειας και γ) η αναγνώριση κυκλοστατικών συμπεριφορών στο δίκτυο.
- **Ανίχνευση ευρυζωνικού φάσματος:** Λόγω της φύσης του συγκεκριμένου φάσματος (εκατοντάδες MHz ή πολλά GHz), το cognitive radio χρησιμοποιείται για να πραγματοποιηθούν τεχνικές ανίχνευσης θορύβου και δειγματοληψίας σήματος.
- **Ανίχνευση κενού φάσματος:** με την αξιοποίηση cognitive radios και πολλαπλών πομποδεκτών ανιχνεύεται το κενό φάσμα, έτσι ώστε να εξομαλυνθεί η επικοινωνία και ο βασικός χρήστης να έχει το μικρότερο δυνατό ποσοστό παρεμβολών.
- **Διαχείριση Φάσματος:** Τα cognitive radios αξιοποιούνται έτσι ώστε να ληφθεί η απόφαση αξιοποίησης της βέλτιστης μπάντας δικτύου, από τις διαθέσιμες, με σκοπό να πραγματοποιείται η απρόσκοπτη λειτουργία και επικοινωνία των βασικών χρηστών. Για να πραγματοποιηθεί αυτό αξιοποιούνται δύο λειτουργίες, α) η ανάλυση του φάσματος και β) η επιλογή του φάσματος.

1.1.3 Αρχιτεκτονική CRN

Τα συστατικά μιας CRN αρχιτεκτονικής δομής παρουσιάζονται στην παρακάτω εικόνα. Αυτά μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο ομάδες. Το πρωτεύον ή αδειοδοτημένο δίκτυο (*primary network*) και το CR δίκτυο (*CR network*). Το πρωτεύον δίκτυο είναι ένα ήδη υπαρκτό δίκτυο, στο οποίο οι πρωτεύοντες χρήστες έχουν άδεια χρήσης μιας συχνοτικής ζώνης του ραδιοφάσματος. Αν το πρωτεύον δίκτυο είναι ένα δίκτυο υποδομής, οι δραστηριότητες των πρωτευόντων χρηστών ελέγχονται μέσω

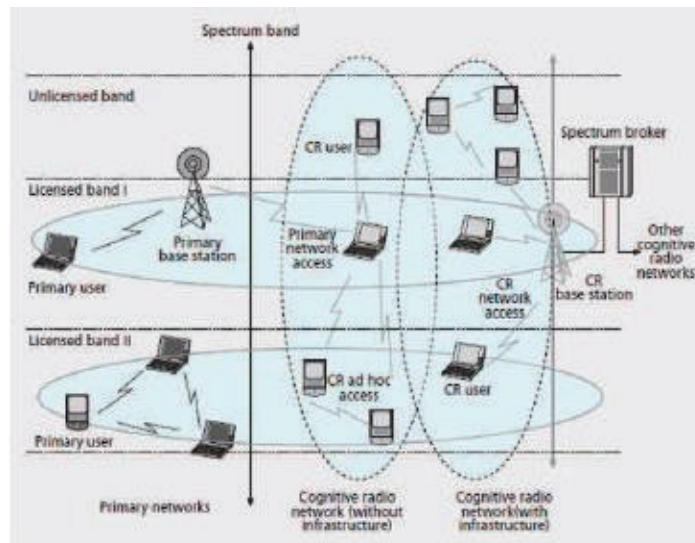
των πρωτεύοντων σταθμών βάσης (*primary base stations*). Οι πρωτεύοντες χρήστες έχουν προτεραιότητα στην πρόσβαση του φάσματος και η λειτουργία τους δεν πρέπει να επηρεάζεται από τους CR χρήστες, οι οποίοι δεν έχουν άδεια λειτουργίας στη συγκεκριμένη ζώνη. Επομένως χρειάζονται επιπλέον λειτουργίες ώστε να επιτρέπεται στους CR χρήστες να διαμοιράζονται αυτό το αδειοδοτημένο φάσμα. Εφόσον οι CR χρήστες μπορούν να λειτουργήσουν είτε στο αδειοδοτημένο από τους πρωτεύοντες χρήστες φάσμα είτε στο μη αδειοδοτημένο, κατηγοριοποιούμε τις λειτουργίες των CRNs σε δύο τύπους.

- **Λειτουργία αδειοδοτημένης ζώνης:** τα CRNs επικεντρώνουν τη λειτουργία τους στην ανίχνευση των πρωτεύοντων χρηστών. Αν αυτοί εμφανιστούν στην περιοχή που έχει καταλειφθεί από τους CR, αυτοί πρέπει να μετακινηθούν σε διαφορετική διαθέσιμη περιοχή άμεσα.
- **Λειτουργία μη αδειοδοτημένης ζώνης:** υπό την απουσία πρωτεύοντων χρηστών, οι CR έχουν ίσο δικαίωμα πρόσβασης στο φάσμα.

οι CR χρήστες έχουν τη δυνατότητα να λειτουργήσουν με τρεις διαφορετικούς τύπους πρόσβασης:

- **Πρόσβαση στο CR δίκτυο:** οι CR χρήστες έχουν πρόσβαση στον δικό τους σταθμό βάσης Cognitive Radio, τόσο σε αδειοδοτημένες όσο και σε μη αδειοδοτημένες ζώνες. Επειδή όλες οι αλληλεπιδράσεις συμβαίνουν εντός του CRN, η πολιτική κοινής χρήσης (*spectrum sharing*) του φάσματος μπορεί να είναι ανεξάρτητη από αυτήν του πρωτεύοντος δικτύου.
- **Ad-Hoc CR πρόσβαση:** οι CR χρήστες μπορούν να επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω Ad-Hoc σύνδεσης, τόσο σε αδειοδοτημένες όσο και σε μη αδειοδοτημένες ζώνες.
- **Πρόσβαση στο πρωτεύον δίκτυο:** οι CR χρήστες μπορούν να έχουν πρόσβαση στον πρωτεύοντα σταθμό βάσης μέσω της αδειοδοτημένης ζώνης. Εδώ χρειάζεται ένα προσαρμοστικό MAC πρωτόκολλο επικοινωνίας, που να

επιτρέπει την περιαγωγή σε πολλαπλά πρωτεύοντα δίκτυα με διάφορες τεχνολογίες πρόσβασης.



Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική δικτύου CRN

1.1.4 Μέθοδοι πρόσβασης στο διαθέσιμο φάσμα

Στην παρούσα ενότητα θα μελετηθούν οι μέθοδοι πρόσβασης στο διαθέσιμο φάσμα δικτύου.

Υποκαλυπτικό παράδειγμα (Underlay Paradigm / Interference control): Το υποκαλυπτικό παράδειγμα εμπεριέχει τεχνικές που επιτρέπουν την επικοινωνία από το CR, υποθέτοντας ότι έχει γνώση της παρεμβολής που προκαλείται από τον εκπομπό προς τους δέκτες όλων των δευτερευόντων χρηστών (cognitive users). Στο υποκαλυπτικό παράδειγμα, επιτρέπεται η ταυτόχρονη cognitive (δευτερεύουσα) και noncognitive (πρωτεύουσα) εκπομπή, μόνο όταν οι παρεμβολές που δημιουργούν οι cognitive συσκευές στους noncognitive δέκτες, είναι κάτω από ένα επιτρεπτό όριο. Αυτός ο περιορισμός της παρεμβολής, μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση πολλαπλών κεραιών, ώστε να οδηγούνται τα cognitive σήματα μακριά από τους noncognitive δέκτες, ή με την εξάπλωση σε ένα πολύ μεγάλο φασματικό εύρος των cognitive σημάτων, έτσι ώστε η ανεπιθύμητη

παρεμβολή που εισάγεται στα noncognitive συστήματα να είναι πολύ μικρή (κάτω από ένα επιθυμητό κατώφλι) και να μην αποτελεί ενόχληση. Για να διατηρούνται οι παρεμβολές σε χαμηλά επίπεδα απαιτείται ο αυστηρός περιορισμός της ισχύος του εκπεμπόμενου σήματος. Αυτή η τεχνική αποτελεί τη βάση τόσο της διεύρυνσης φάσματος (spread spectrum), όσο και της Ultra Wide Band (UWB).

- **Ultra Wide Band (UWB):** Εν συντομία, η UWB αποτελεί μια τεχνική μετάδοσης παλμών πολύς σύντομης χρονικής διάρκειας σε ένα πολύ μεγάλο εύρος ζώνης συχνοτήτων. Η διάρκεια των παλμών είναι μικρότερη του ενός nanosecond και η ισχύς τους είναι πολύ χαμηλή. Το UWB μπορεί να χρησιμοποιεί το αδειοδοτημένο φάσμα, χωρίς να εισάγει βλαβερές παρεμβολές στα συστήματα που κατέχουν την άδεια. Βασικό μειονέκτημα της UWB τεχνικής και των άλλων τεχνικών υποκαλυπτικού συστήματος, είναι ότι το γεωγραφικό εύρος των δικτύων δε μπορεί να είναι μεγάλο, λόγω της μικρής εκπεμπόμενης ισχύος.
- **Επικαλυπτικό παράδειγμα (Overlay Paradigm / Interference Mitigation):** Στα επικαλυπτικά συστήματα επιτρέπεται η συνύπαρξη ταυτόχρονης πρωτεύουσας και δευτερεύουσας επικοινωνίας, μέσω του ίδιου συχνοτικού καναλιού. Οι cognitive χρήστες θα πρέπει να έχουν γνώση της λειτουργίας των noncognitive, μέσω των μηνυμάτων που εκπέμπουν και τα code books, ώστε να είναι δυνατή η αποκρυπτογράφηση των μηνυμάτων. Απαραίτητη προϋπόθεση είναι οι cognitive χρήστες να διευκολύνουν τους noncognitive με διάφορους τρόπους. Για παράδειγμα, με τη χρήση προηγμένης κωδικοποίησης ή συνεργατικών τεχνικών. Συγκεκριμένα σε ένα συνεργατικό σενάριο, οι cognitive χρήστες θα μπορούσαν να αναθέσουν ένα μέρος της ισχύος τους για τη δική τους εκπομπή και το υπόλοιπο μέρος να εκχωρηθεί στην εκπομπή των noncognitive χρηστών. Το επικαλυπτικό παράδειγμα

μπορεί να εφαρμοστεί τόσο σε αδειοδοτημένο όσο και σε μη αδειοδοτημένο φάσμα. Στις αδειοδοτημένες ζώνες οι cognitive χρήστες δεν επιβαρύνουν τους noncognitive, αλλά μπορεί ακόμα και να βελτιώσουν την επικοινωνία τους, ενώ στις μη αδειοδοτημένες, επιτρέπουν μεγαλύτερη φασματική αποδοτικότητα, μειώνοντας τις παρεμβολές.

- **Συνοφασμένο παράδειγμα (Interweave Paradigm / Interference Avoidance):**

Το παράδειγμα αυτό βασίζεται στην ιδέα της ευκαιριακής επικοινωνίας (opportunistic communication) και αποτέλεσε το πρωταρχικό κίνητρο για την τεχνολογία των CR. Όπως φαίνεται και από την ονομασία του, θα πρέπει ο cognitive χρήστης να μην προκαλεί καθόλου παρεμβολή στον noncognitive. Η ιδέα προήρθε ύστερα από μελέτες που έγιναν από την FCC και την βιομηχανία και που έδειξαν πως το μεγαλύτερο μέρος του φάσματος τον περισσότερο καιρό δεν χρησιμοποιείται. Υπάρχουν δηλαδή με άλλα λόγια φασματικά κενά, ή αλλιώς φασματικές οπές (spectrum holes), που δεν βρίσκονται σε συνεχή χρήση, τόσο σε αδειοδοτημένες όσο και σε μη αδειοδοτημένες.

Οι φασματικές οπές περιγράφονται συνήθως σε ένα χώρο δύο διαστάσεων, του χρόνου και της συχνότητας, Έτσι, οπή είναι η αχρησιμοποίητη ζώνη συχνοτήτων σε δεδομένη χρονική στιγμή. Η χρήση του φάσματος βελτιώνεται με ευκαιριακή επαναχρησιμοποίηση συχνότητας πάνω από τις φασματικές οπές. Η συνοφασμένη τεχνική απαιτεί γνώση της δραστηριότητας των noncognitive χρηστών στο φάσμα. Κλείνοντας, ένα συνοφασμένο CR είναι ένα έξυπνο ασύρματο τηλεπικοινωνιακό σύστημα, το οποίο περιοδικά παρακολουθεί το φάσμα, ανιχνεύει την πληρότητα στα διάφορα σημεία του και ευκαιριακά δημιουργεί επικοινωνία, πάνω από τις φασματικές οπές, με την ελάχιστη δυνατή παρεμβολή στους ενεργούς χρήστες.

1.1.5 Διαχείριση και Πεδία Εφαρμογής Cognitive Radio

Με βάση την συνεχώς αυξανόμενη ζήτηση για νέες ασύρματες υπηρεσίες και εφαρμογές τους, καθώς και την αύξηση που παρουσιάζει ο αριθμός χρηστών που αξιοποιούν τις ασύρματες επικοινωνίες, το διαθέσιμο ραδιοφάσμα γίνεται όλο και πιο δυσεύρετο. Με βάση αυτό, η ομοσπονδιακή επιτροπή επικοινωνιών (FCC) των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής (ΗΠΑ) αναζητά νέους αποδοτικότερους τρόπους για την διαχείριση των πόρων που προσφέρουν οι ραδιοσυχνότητες.

Το ανωτέρω πρόβλημα προτάθηκε να αντιμετωπιστεί με την εισαγωγή των γνωσσιακών ραδιοδικτύων, το οποίο η FCC (2003), ορίζει ως «*το ραδιοδίκτυο το οποίο μπορεί να παραμετροποιήσει τις παραμέτρους του πομπού του με βάση την αλληλεπίδραση που έχει με το περιβάλλον λειτουργίας του*». Η αλληλεπίδραση αυτή μπορεί να περιλαμβάνει την ενεργή επικοινωνία με άλλους χρήστες του φάσματος και την ανίχνευση και διαχείριση του διαθέσιμου ραδιοφάσματος.

Η διαφορά του γνωσσιακού δικτύου από το γνωσιακό ραδιοδίκτυο αφορά κυρίως στα πεδία εφαρμογής τους:

- Το γνωσιακό δίκτυο αφορά μόνο στο πεδίο ασύρματης σύνδεσης ενώ το γνωσιακό ραδιοδίκτυο αφορά όλο το ασύρματο δίκτυο και εκτείνεται σε όλα τα επίπεδα πρωτοκόλλου.
- Ουσιαστικά το γνωσιακό ραδιοδίκτυο μπορεί να υποστηριχθεί ότι αποτελεί το υπερσύνολο άλλων γνωσιακών δικτύων.

Το γνωσιακό ραδιοδίκτυο μπορεί να αισθάνεται (sensing) το περιβάλλον και να σχεδιάζει τη δράση και λειτουργία του με βάση τις τρέχουσες συνθήκες που επικρατούν στο δίκτυο και λαμβάνει αποφάσεις για τα κύρια σενάρια ενεργειών που πρέπει να ακολουθήσει. Το σύστημα έχει τη δυνατότητα να μάθει από προηγούμενες ενέργειες του (παραδείγματα) με σκοπό τη επίτευξη ενός συγκεκριμένου τελικού στόχου.

Μπορεί να ελέγξει τη συμπεριφορά ενός καναλιού επικοινωνίας μεταξύ δύο κόμβων, με χρήση του γνωστικού κύκλου και της προσαρμογής με ανάδραση δηλαδή να αντιλαμβάνεται πότε ένα ιδιαίτερο τμήμα του ραδιοφάσματος είναι σε χρήση, και να μεταπηδήσει σε άλλο προσωρινά αχρησιμοποίητο χωρίς να παρεμβάλλεται στην

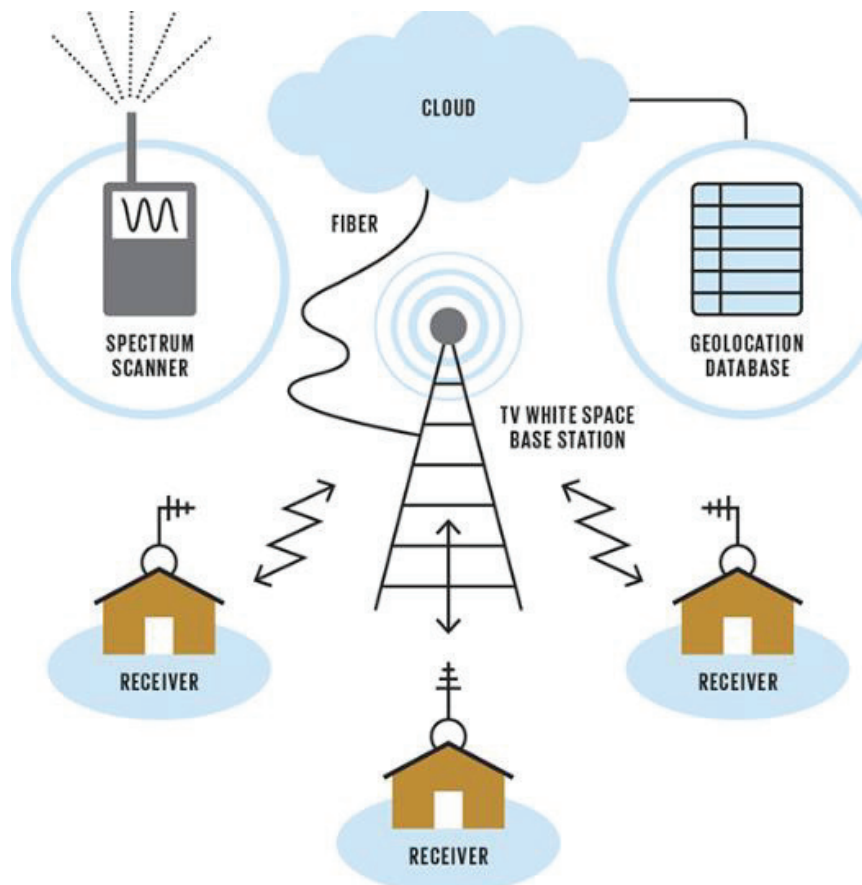
εκπομπή άλλων εξουσιοδοτημένων χρηστών. Η τεχνολογία CR είναι μια καινοτόμα φιλοσοφία σχεδιασμού στην διαχείριση ράδιο-κυμάτων. Ο στόχος της είναι να αυξήσει τη χρησιμοποίηση του φάσματος με την αξιοποίηση αχρησιμοποίητου και υπό-χρησιμοποιημένου φάσματος σε ένα δυναμικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

Το CRN αποτελεί το δίκτυο που έχει τη δυνατότητα να προσαρμόζει τις παραμέτρους της εκπομπής (όπως είναι η ισχύς εκπομπής και η ραδιοσυχνότητα) βάσει της δυνατότητα αναγνώρισης (awareness) με το ραδιοπεριβάλλον μέσα στο οποίο λειτουργεί για την επίτευξη δύο βασικών στόχων: την υψηλή πιστότητα της ραδιοεπικοινωνίας και την αποδοτικότερη και αποτελεσματικότερη χρήση του φάσματος. Η δυνατότητα αναγνώρισης (awareness) αναφέρεται στους μηχανισμούς που κάνουν ικανό το CRN να γνωρίζει τα διαθέσιμα επικοινωνιακά μέσα σε δεδομένο τόπο και χρονική στιγμή. Τα μέσα αυτά περιλαμβάνουν την γεωγραφική τοποθεσία, τα τοπικά δίκτυα και τις παρεχόμενες υπηρεσίες.

Στα πεδία εφαρμογής τους τα τελευταία έτη τα Cognitive Radio Networks (CRN) αποτελούν τον κορμό της έρευνας που επιτρέπει την πρόσβαση και ονομάζεται TV WHITE SPACES (TVWS), για την παροχή τηλεοπτικού σήματος σε χρήστες. Αυτά τα τμήματα μέχρι τώρα αξιοποιούνται σποραδικά και η χρήση του φάσματος επικεντρώνεται σε συγκεκριμένα τμήματα τους χωρίς να αξιοποιεί επαρκώς το φάσμα.

Εκτός από τα White Spaces μια επίσης αρκετά σημαντική εφαρμογή των γνωσιακών ραδιοδικτύων αποτελεί, η παροχή ασύρματης ευρυζωνικής πρόσβασης σε licenced ζώνες συχνοτήτων με βάση δευτερεύουσα βάση πρόσβασης για την παροχή τηλεοπτικής μετάδοσης. Όπως αναφέρθηκε, η σημερινή μέθοδος κατανομής του ραδιοφάσματος ακολουθεί μια στατική φιλοσοφία, “διαταγής και ελέγχου”.

Έτσι, η κατανομή μιας φασματικής ζώνης γίνεται για μια συγκεκριμένη υπηρεσία ή εφαρμογή (π.χ. τηλεοπτική μετάδοση) και η οποία δεν αλλάζει στον χώρο και στον χρόνο. Με την σύλληψη της ιδέας της DSA πρόσβασης του φάσματος, έχουν ξεκινήσει προσπάθειες αλλαγής του ρυθμιστικού πλαισίου ώστε να επιταχυνθούν οι ευκαιριακές χρήσεις του φάσματος.



Εικόνα 4: Παράδειγμα δικτύου TV White Spaces

Επειδή η τεχνολογία των CR βρίσκεται ακόμα σε νηπιακό στάδιο ανάπτυξης, (Οκτώβριος 2013), είναι δύσκολο να αναφερθεί κανείς σε συγκεκριμένες εφαρμογές που θα αξιοποιήσουν την CR τεχνολογία. Γενικά μπορεί να διαχωρίσει κανείς τις επερχόμενες εφαρμογές σε τρεις τομείς.

Τον στρατιωτικό τομέα, τον εμπορικό τομέα και τον τομέα της δημόσιας ασφάλειας. Η ερευνητική προσπάθεια προς το παρόν έχει επικεντρωθεί στην αποδοτικότερη χρήση του φάσματος με την εκμετάλλευση της ζώνης των τηλεοπτικών συχνοτήτων για έξυπνα δίκτυα (smart grids), δημόσια ασφάλεια , κυψελωτά εμπορικά δίκτυα και της MBAN (Medical Body Area Networking) ζώνης για ιατρικές εφαρμογές. Για να γίνει δυνατή η εκμετάλλευση αυτών των εφαρμογών αναπτύσσεται ή έχει ήδη

ολοκληρωθεί ένας αριθμός προτύπων, όπως τα IEEE 802.22, IEEE 802.11af, ECMA
392, IEEE802.22 και ETSI RRS.

1.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

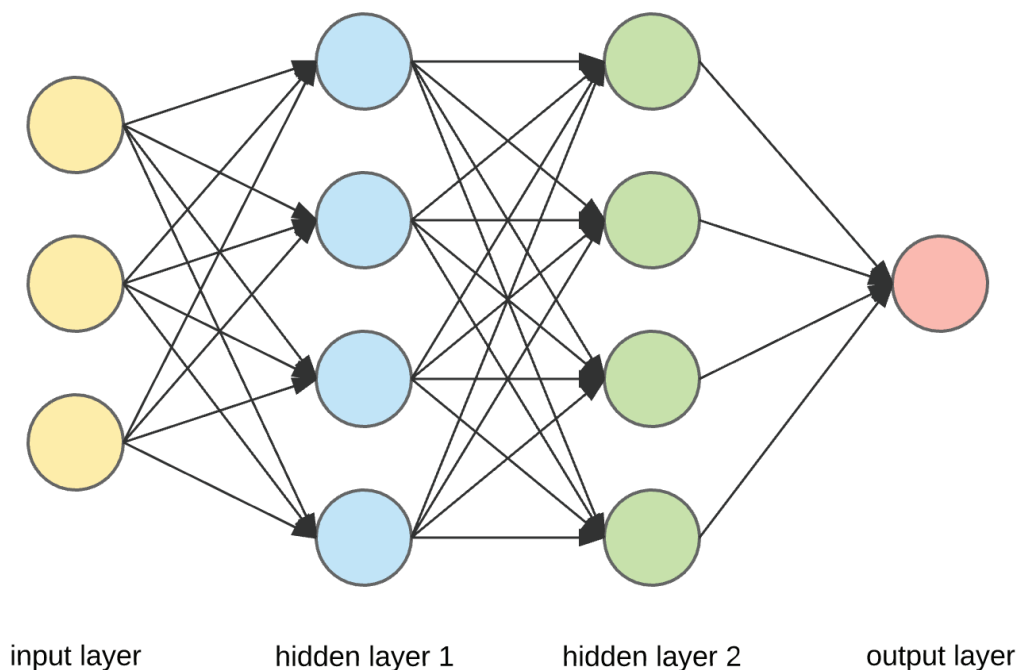
1.2.1 Ιστορική Αναδρομή

Η πρώτη εμφάνιση του όρου Μηχανική Μάθηση (machine learning) αναφέρθηκε από Αμερικανό επιστήμονα Άρθουρ Σάμουελ το 1958, ο οποίος θεωρείται πρωτοπόρος στους τομείς των ηλεκτρονικών παιχνιδιών και της τεχνητής νοημοσύνης. Η μηχανική μάθηση ουσιαστικά αναπτύχθηκε παράλληλα με την έρευνα που διεξήχθη για την τεχνητή νοημοσύνη. Από την αρχή της ανάπτυξης της οι ερευνητές προσπάθησαν να κάνουν θεωρητικές υποθέσεις και πειράματα μέσω των οποίων οι μηχανές θα εξέλιξαν τις τεχνικές «νοητικές» τους ικανότητες χρησιμοποιώντας και αναλύοντας δεδομένα.

Προσέγγισαν το συγκεκριμένο πρόβλημα με διάφορων ειδών συμβολικές μεθόδους, οι συμβολικές αυτές μέθοδοι ονομάστηκαν έπειτα, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (neural networks). Η δομή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μιμείται όσο το δυνατόν περισσότερο εκείνη του βιολογικού νευρωνικού δικτύου, ώστε να επιτρέπει όσο το δυνατόν παρόμοιες ιδιότητες. Αναλογικά με ένα δίκτυο νευρώνων εγκεφάλου, ένα τεχνητό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων που αλληλεπιδρούν και συνδέονται μεταξύ τους με συνδέσεις, οι οποίες ονομάζονται συνάψεις (synapses). Ο βαθμός αλληλεπίδρασης διαφοροποιείται για κάθε ζεύγος νευρώνων και καθορίζεται από τα συναπτικά βάρη (synaptic weights) (Hagan et al., 1996). Επιπροσθέτως, χρησιμοποιήθηκαν γενικευμένα γραμμικά μοντέλα στατιστικής, ενώ σε ακόμα πιο περίπλοκες περιπτώσεις χρησιμοποιείται πιθανολογική αιτιολόγηση (probabilistic reasoning).

Ο διαχωρισμός μεταξύ της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης πραγματοποιήθηκε όταν δόθηκε ιδιαίτερη σημασία σε λογικές προσεγγίσεις βασισμένες στην γνώση (knowledge-based approaches). Μέχρι το 1980, τα δεδομένα για την τεχνητή νοημοσύνη άλλαξαν καθώς η στατιστική και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν ήταν ικανά να καλύψουν τις απαιτήσεις των νεών προηγμένων

συστημάτων σε πρακτική εφαρμογή και εγκαταλείφθηκαν. Η Μηχανική Μάθηση αναδιοργανώθηκε το 1990 σαν ξεχωριστό πεδίο, το οποίο άρχισε να αναπτύσσεται. Η ανάπτυξη αυτή οφείλεται στο ότι οι νέες κατευθύνσεις του πεδίου μηχανικής μάθησης άλλαξε και από την προσπάθεια για επίτευξη της τεχνητής νοημοσύνης, άλλαξε στην πρακτική επίλυση προβλημάτων. Τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν επωφελήθηκαν από την αυξημένη διαθεσιμότητα ψηφιακής πληροφορίας που υπάρχει στο διαδίκτυο.



Εικόνα 5: Ενδεικτική εικόνα νευρωνικού δικτύου (Wikipedia, 2018)

Η μηχανική μάθηση και η εξόρυξη δεδομένων (data mining) συχνά αξιοποιούν τις ίδιες μεθόδους. Η βασική τους διαφορά είναι ότι η μηχανική μάθηση βασίζεται σε ήδη γνωστές ιδιότητες των δεδομένων, που έχουν προκύψει από την «εκπαίδευση» του συστήματος, ενώ η εξόρυξη δεδομένων αναζητάνε «άγνωστες» ιδιότητες που θα προκύψουν από την εξόρυξη βάσεων δεδομένων. Πολλές τεχνικές της μηχανικής μάθησης αξιοποιούνται από την εξόρυξη δεδομένων για την επίτευξη των στόχων της, από την άλλη πλευρά η μηχανική μάθηση χρησιμοποιεί την εξόρυξη δεδομένων

για την επίτευξη «μη εποπτευόμενης εκπαίδευσης» ή ως στάδιο προ επεξεργασίας των δεδομένων με σκοπό να επιτευχθεί εκπαίδευση με περισσότερη ακρίβεια. Η επιτυχία της μηχανικής μάθησης εκτιμάται με βάση τη δυνατότητά της να αναπαράγει ήδη υπάρχουσα γνώση για την επίλυση προβλημάτων.

1.2.2 Ορισμός Μηχανικής μάθησης

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει μια προσπάθεια να παρατεθούν οι κυριότεροι ορισμοί για το τι αποτελεί μηχανική μάθηση στη διεθνή βιβλιογραφία. Οι ορισμοί αυτοί δίνονται από διαφορετικούς συγγραφείς, οι οποίοι ερεύνησαν το θέμα της μηχανικής μάθησης και τις διαφορετικές πτυχές του.

Ο πρώτος ορισμός του Δρ. Γιόσουα Μπεντζιο από το Πανεπιστήμιο του Μοντρεάλ, εξετάζει την μηχανική μάθηση ως πεδίο έρευνας και την ορίζει ως *«η μηχανική μάθηση ως πεδίο έρευνας αποτελεί ένα πεδίο της έρευνας για την τεχνητή νοημοσύνη, το οποίο διερευνά την απόκτηση γνώσης μέσω της παροχής δεδομένων σε υπολογιστικά συστήματα, μέσω παρατήρησης και αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Αυτή η απόκτηση γνώσης επιτρέπει στα υπολογιστικά συστήματα να γενικεύουν λύσεις σε προβλήματα»* (Bengio, 2009). Ο επόμενος ορισμός δίνεται από τον Δρ. Ντάνκο Νικόλιτς από το Ινστιτούτο CSC (Max-Planck) και αναφέρει ότι *«η μηχανική μάθηση αποτελεί την επιστήμη που στοχεύει να κάνει τα υπολογιστικά συστήματα να δράσουν χωρίς να είναι προγραμματισμένα να κάνουν τη συγκεκριμένη ενέργεια με σαφή τρόπο, αλλά προγραμματίζοντάς τα με σκοπό να κάνουν ενέργειες από μόνα τους»* (Nicolic, 2009).

Ο Ρομάν Γιαμπόλσκι από το Πανεπιστήμιο της Λούισβιλ, ορίζει τη μηχανική μάθηση ως *«την επιστήμη που επιτρέπει στα υπολογιστικά συστήματα να μαθαίνουν τόσο καλά ή καλύτερα από τους ανθρώπους»* (Yampolskiy, 2013).

Πέρα από τους ειδικούς πολλές εταιρείες και ιδρύματα του χώρου δίνουν περισσότερο πρακτικούς ορισμούς για το τι αποτελεί μηχανική μάθηση. Αρχικά η

NVIDIA, εταιρεία σχεδιασμού και κατασκευής καρτών γραφικών, αναφέρει ότι *«μηχανική μάθηση αποτελεί την πρακτική αξιοποίησης αλγορίθμων με σκοπό την προσπέλαση δεδομένων, την μάθηση/εκπαίδευση από αυτά και την εξαγωγή συμπερασμάτων ή προβλέψεων για τον κόσμο μέσω της ανάλυσής τους»* (NVIDIA, 2016). Το Stanford αναφέρει ότι *«η μηχανική μάθηση είναι η επιστήμη που επιτρέπει στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές να δρουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ειδικά για να πραγματοποιούν τη συγκεκριμένη ενέργεια που κάνουν»*.

Το Πανεπιστήμιο της Ουάσιγκτον αναφέρει ότι *«οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να ανακαλύψουν τον τρόπο που μπορούν να ολοκληρωθούν συγκεκριμένες ενέργειες μέσω της γενίκευσης παραδειγμάτων»*.

Οι McKinsey & Co. υποστηρίζουν ότι *«η μηχανική μάθηση βασίζεται σε αλγορίθμους που μπορούν να μάθουν μέσω της προσπέλασης δεδομένων χωρίς να βασίζονται σε κλασσικά προγράμματα βασισμένα σε κανόνες.»*

Τέλος, το Πανεπιστήμιο Carnegies Mellon ορίζει την μηχανική μάθηση ως *«τον τομέα που απαντά στο ερώτημα: Μπορούμε να χτίσουμε υπολογιστικά συστήματα τα οποία θα μπορούν αυτοματοποιημένα να βελτιώνουν τις δυνατότητες τους, μέσω απόκτησης εμπειρίας και να διατηρούν συγκεκριμένους νόμους/κανόνες καθόλη τη διαδικασία μάθησης τους;»*

Με βάση τα παραπάνω οδηγούμαστε σε έναν ορισμό, ο οποίος μπορεί να περιγράψει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο την μηχανική μάθηση. Μηχανική μάθηση είναι η επιστήμη που στοχεύει στο να κάνει τα υπολογιστικά συστήματα να συμπεριφέρονται με παρόμοιο τρόπο όπως οι άνθρωποι, δηλαδή να βελτιώνουν την μάθηση τους μόνοι τους, μέσω της αλληλεπίδρασης με τον αληθινό κόσμο και την ανάλυση των δεδομένων.

1.2.3 Είδη Μηχανικής Μάθησης

Στη διεθνή βιβλιογραφία, οι επιστήμονες/ερευνητές μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούν μία μεγάλη ποικιλία στοιχείων μάθησης των οποίων το περιβάλλον

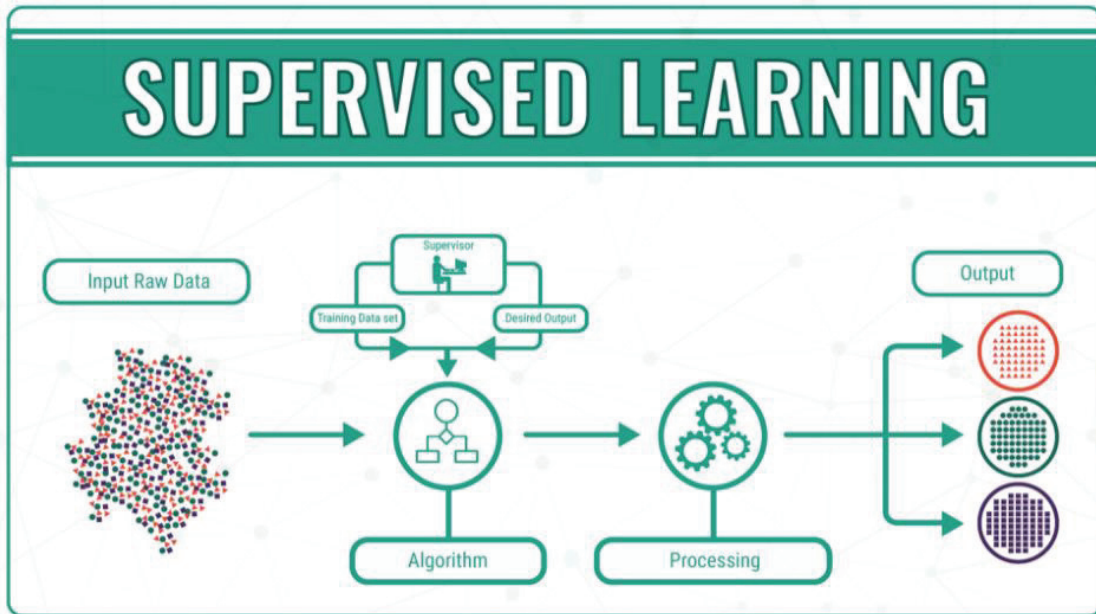
στο οποίο εφαρμόζονται επηρεάζει το σχεδιασμό τους. Η σχεδίαση αυτή επηρεάζεται από τους ακόλουθους παράγοντες (Λυπιτάκη, 2015):

- ποιες συνιστώσες στοιχείων εκτέλεσης πρέπει να κοινοποιηθούν,
- ποιες αναδράσεις πρόκειται να διατεθούν για τη μάθηση των συνιστωσών αυτών,
- ποιες αναπαραστάσεις χρησιμοποιούνται για τις συνιστώσες.

Για να δημιουργηθούν τα στοιχεία εκτέλεσης υπάρχουν διάφοροι τρόποι, ενώ οι συνιστώσες των agents περιλαμβάνουν συγκεκριμένες πληροφορίες και στόχους προς επίτευξη. Για κάθε συνιστώσα μπορεί να υπάρξει μάθηση μέσα από κατάλληλη αλληλεπίδραση. Ο τύπος αλληλεπίδρασης για τη μάθηση σχετίζεται με τον προσδιορισμό της φύσης μαθησιακών προβλημάτων που αντιμετωπίζουν οι πράκτορες.

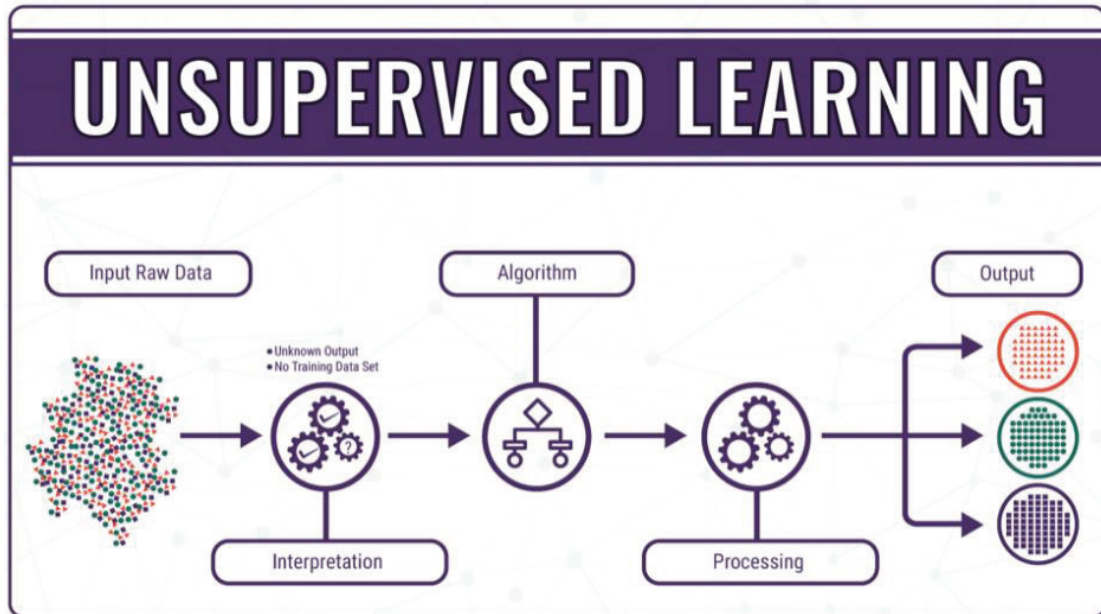
Η επιστήμη της μηχανικής μάθησης αναπτύσσει τρεις τρόπους που επιτυγχάνει η μάθηση. Οι τρόποι αυτοί έχουν βασιστεί στο τρόπο που μαθαίνει ο άνθρωπος, οι τρόποι αυτοί είναι η επιβλεπόμενη μάθηση, η μη επιβλεπόμενη μάθηση και η ενισχυτική μάθηση. Αναλυτικότερα:

- **Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised learning):** αποτελεί τη διαδικασία κατά την οποία ο αλγόριθμος δημιουργεί μια συνάρτηση, η οποία απεικονίζει κάποιες δεδομένες εισόδους, οι δεδομένοι αυτοί είσοδοι ονομάζονται σύνολο εκπαίδευσης και έχει γνωστές επιθυμητές εξόδους αντιστοιχισμένες με αυτό. Στόχος είναι η συνάρτηση να μπορεί να γενικευτεί και να εφαρμοστεί για εισόδους με μη γνωστή έξοδο. Κύριοι τομείς χρήσης της επιβλεπόμενης μάθησης είναι: προβλήματα ταξινόμησης, διερμηνείας και πρόγνωσης.



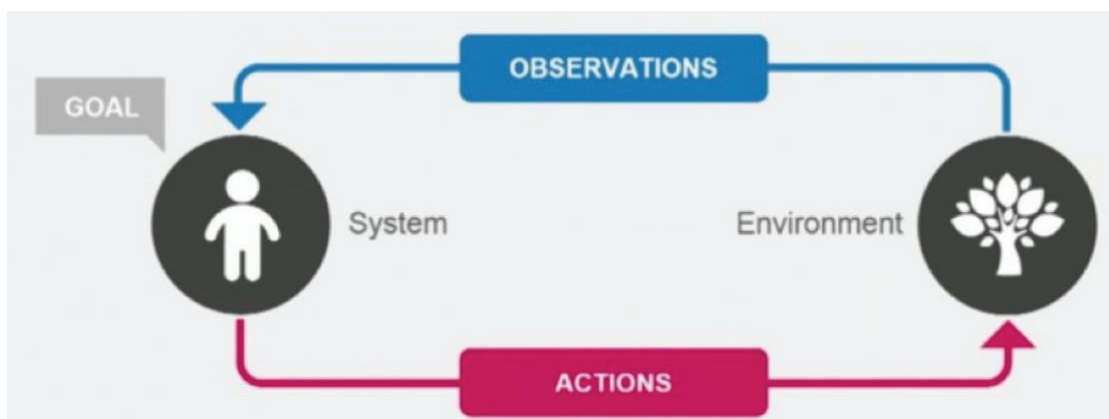
Εικόνα 6: Ενδεικτική εικόνα επιβλεπόμενης μάθησης

- **Μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning):** Στην μη επιβλεπόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα μοντέλο για κάποιο δεδομένο σύνολο εισόδων σε μορφή παρατηρήσεων, ο αλγόριθμος σε αυτή την περίπτωση δεν γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Για την εύρεση των εξόδων ο αλγόριθμος, προσδιορίζει τα κοινά στοιχεία στα δεδομένα και τις αλληλεπιδράσεις που βασίζονται στην παρουσία ή στην απουσία κοινών χαρακτηριστικών σε κάθε νέο σύνολο δεδομένων που λαμβάνουν ως είσοδο. Η μέθοδος αυτή αξιοποιείται στην επίλυση προβλημάτων, όπως είναι η ανάλυση συσχετίσεων, η ομαδοποίηση και ο διαχωρισμός.



Εικόνα 7: Ενδεικτική εικόνα μη - επιβλεπόμενης μάθησης

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning):** Στον τύπο αυτό μάθησης ο αλγόριθμος μαθαίνει μια συγκεκριμένη λογική-στρατηγική ενεργειών μέσω της άμεσης αλληλεπίδρασής του με το περιβάλλον. Η βασική αξιοποίηση του τύπου είναι η αυτοματοποίηση/βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστάσια και άλλους επαγγελματικούς χώρους, ο έλεγχος της λειτουργίας ρομπότ και η οργάνωση της λειτουργίας των φωτεινών σηματοδοτών (φανάρια).



Εικόνα 8: Ενδεικτική εικόνα ενισχυτικής μάθησης

Στους βασικότερους και πιο γνωστούς τρόπους μηχανικής μάθησης, καταλογίζονται οι τρόποι που επιτυγχάνουν το αποτέλεσμα μέσω επαγωγών οι οποίες αξιοποιούν λογισμούς σε μορφή προτάσεων με σκοπό την εξαγωγή λογικών συμπερασμάτων που προκύπτουν από κάποια δοθέντα παραδείγματα.

Οι αλγόριθμοι αυτοί ονομάζονται Επαγωγικής μάθησης (inductive learning algorithms) και αποτελεί ένα είδος αλγορίθμων που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της τεχνητής νοημοσύνης και έπειτα εστίασε στην μηχανική μάθηση. Στόχος των συγκεκριμένων αλγορίθμων είναι τα συμπεράσματα που εξάγουν να είναι σχετικά με τις σχέσεις/αλληλεπιδράσεις που υπάρχουν μέσα σε ένα σύνολο δοθέντων παραδειγμάτων τα οποία έχουν προκύψει από παρατηρήσεις. Η κύρια εφαρμογή τους είναι σε προβλήματα ταξινόμησης (classification problems) και σε προβλήματα παρεμβολών (regression problems). Για τη λειτουργία τους δημιουργούνται μοντέλα προβλέψεων διακριτών ομάδων στην κατηγοριοποίηση και αριθμητικών τιμών κατά την παρεμβολή.

Στην περίπτωση προβλημάτων πρόβλεψης, αξιοποιείται κυρίως παραλλαγή αλγορίθμων ημι-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης που λειτουργούν μέσα από ένα σύνολο εκπαίδευσης στο οποίο όμως μέσα υπάρχουν και παραδείγματα από μη γνωστές εξόδους. Στην περίπτωση της επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης (supervised inductive learning) το σύστημα χρειάζεται να αποκτήσει γνώση, δηλαδή να δημιουργήσει ένα νέο μοντέλο στην μορφή μιας συνάρτησης πρόγνωσης (prediction function), που συσχετίζει δεδομένες εισόδους και γνωστές επιθυμητές εξόδους, που έχουν ως απώτερο σκοπό την εφαρμογή-γενίκευση της συνάρτησης αυτής σε εισόδους που δεν έχουν γνωστή έξοδο.

Οι συναρτήσεις πρόγνωσης ακολουθούν τα παρακάτω βήματα:

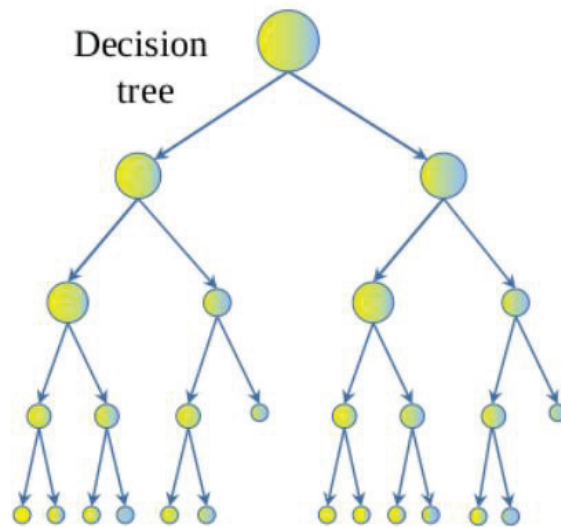
- **Βήμα 1:** Κάθε είσοδος, είτε είναι δεδομένη είτε όχι, και τη δέχεται η συνάρτηση χαρακτηρίζεται ως στιγμιότυπο (instance), με αποτέλεσμα να δημιουργείται ένα σύνολο στιγμιότυπων.

- **Βήμα 2:** Οι εισοδοι περιγράφονται με βάση τα γνωρίσματα τους (attributes) και έχουν χαρακτηριστεί ως τα πιο σημαντικά από την αρχή της μελέτης του προβλήματος που το σύστημα καλείται να πραγματοποιήσει την επίλυση του.
- **Βήμα 3:** Τα δεδομένα εισόδου συγκεντρώνονται από παρατηρήσεις και αποτελούν σύνολο εκπαίδευσης (training set) που αποτελεί υποσύνολο των συνόλων στιγμιότυπων.
- **Βήμα 4:** Το υπολειπόμενο μέρος του συνόλου στιγμιότυπων αποτελεί το σύνολο ελέγχου (test set) το οποίο αξιοποιείται κατά τη φάση της πιστοποίησης.
- **Βήμα 5:** Η συνάρτηση, η οποία απεικονίζει μια είσοδο από το σύνολο εκπαίδευσης στη γνωστή της έξοδο αποτελεί τη συνάρτηση στόχου (goal function).
- **Βήμα 6:** Η τιμή που θα επιστρέψει η συνάρτηση στόχου για ένα στιγμιότυπο από το σύνολο στιγμιότυπων, δίνεται σε μια μεταβλητή, η οποία ονομάζεται μεταβλητή στόχου (goal variable).

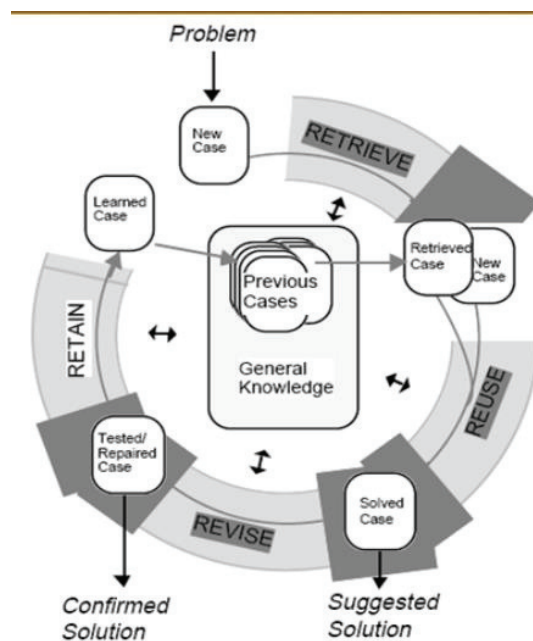
Στο πλαίσιο της επιβλεπόμενης μάθησης, η συνάρτηση στόχος βελτιώνει τη συμπεριφορά της μέσα από διαδικασίες εκπαίδευσης υποβοηθούμενη από τη συνάρτηση λάθους (error function), η οποία έχει ως στόχο να εντοπίσει τη διαφορά που έχει η μεταβλητή στόχου από την έξοδο που θεωρείται επιθυμητή.

Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι Επιβλεπόμενης Επαγωγικής Μάθησης είναι:

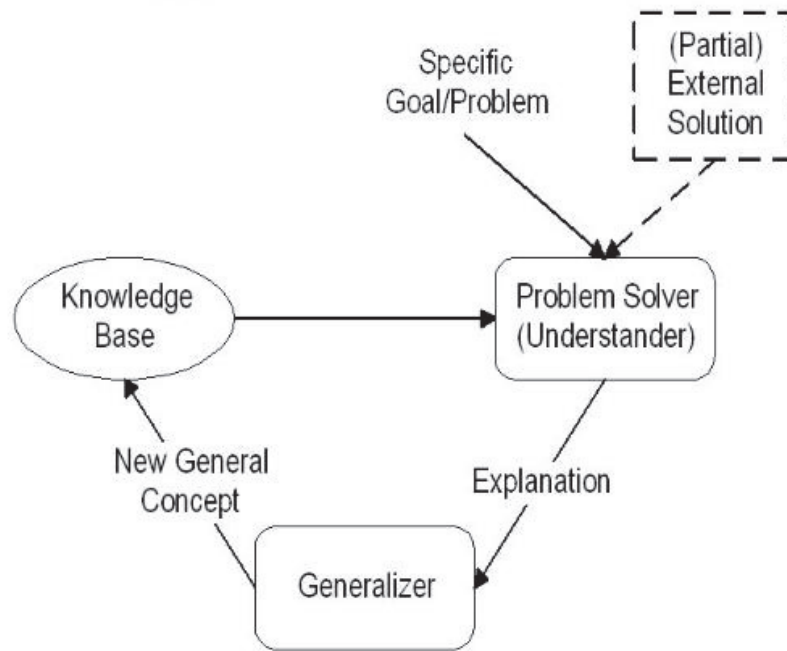
- Δένδρα Απόφασης (DecisionTrees),
- Μάθηση βασισμένη σε Περιπτώσεις (Case-Based Learning),
- Μάθηση βασισμένη σε Επεξηγήσεις (Explanation-Based Learning),
- Μάθηση Μέσω Στατιστικών Μεθόδων (όπως είναι η μάθηση κατά Bayes),
- Μάθηση Νευρωνικών δικτύων (π.χ. για Backpropagation Neural Networks),



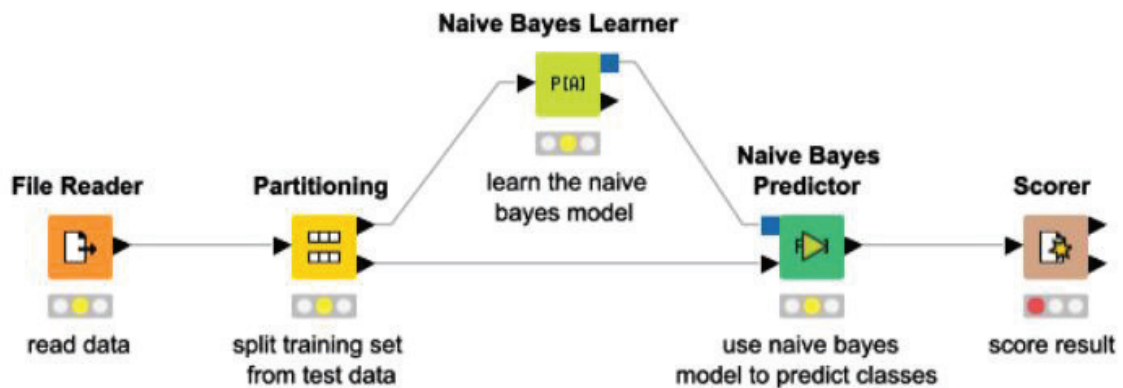
Εικόνα 9: Παράδειγμα δένδρου αποφάσεων (Decision tree)



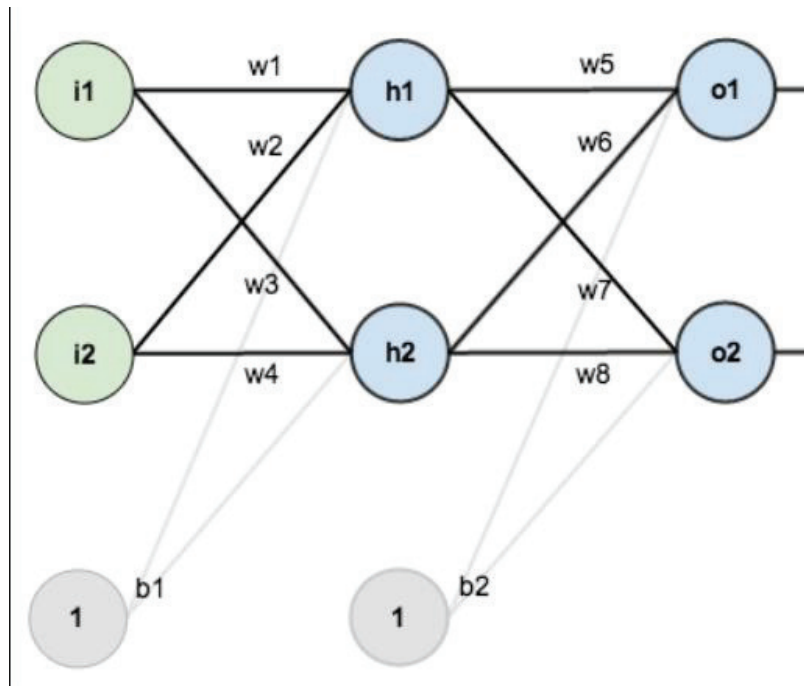
Εικόνα 10: Διάγραμμα μάθησης βασισμένης σε περιπτώσεις (Case-Based Learning),



Εικόνα 11: Διάγραμμα μάθησης βασισμένης σε Επεξηγήσεις (Explanation-Based Learning)



Εικόνα 12: Ενδεικτικό παράδειγμα αλγορίθμου με αξιοποίηση Bayesian Reasoning



Εικόνα 13: Ενδεικτικό διάγραμμα Backpropagation Neural networks

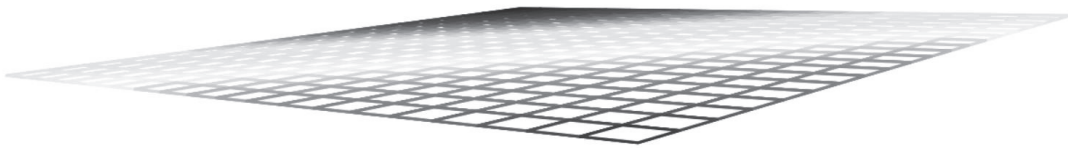
Σε επόμενη ενότητα του κεφαλαίου παρουσιάζονται αναλυτικά οι βασικότεροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης ανά κατηγορία.

1.2.4 Τύποι Αλγορίθμων Μηχανικής μάθησης

Στη βιβλιογραφία αναφέρονται πολλοί διαφορετικοί τύποι μηχανικής μάθησης και διαφορετικοί σχετικοί αλγόριθμοι. Ο βασικός διαχωρισμός τους μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε με βάση το τρόπο που αυτοί μαθαίνουν (learning style) (μάθηση με επίβλεψη, μάθηση χωρίς επίβλεψη, μάθηση με ημι-εποπτεία κ.α.), είτε με βάση τις ομοιότητές τους στον τρόπο λειτουργίας τους (ταξινόμηση, παλινδρόμηση, δέντρο αποφάσεων, ομαδοποίηση, βαθιά μάθηση κ.α.). Ανεξάρτητα από τα παραπάνω, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να διαχωριστούν σε:

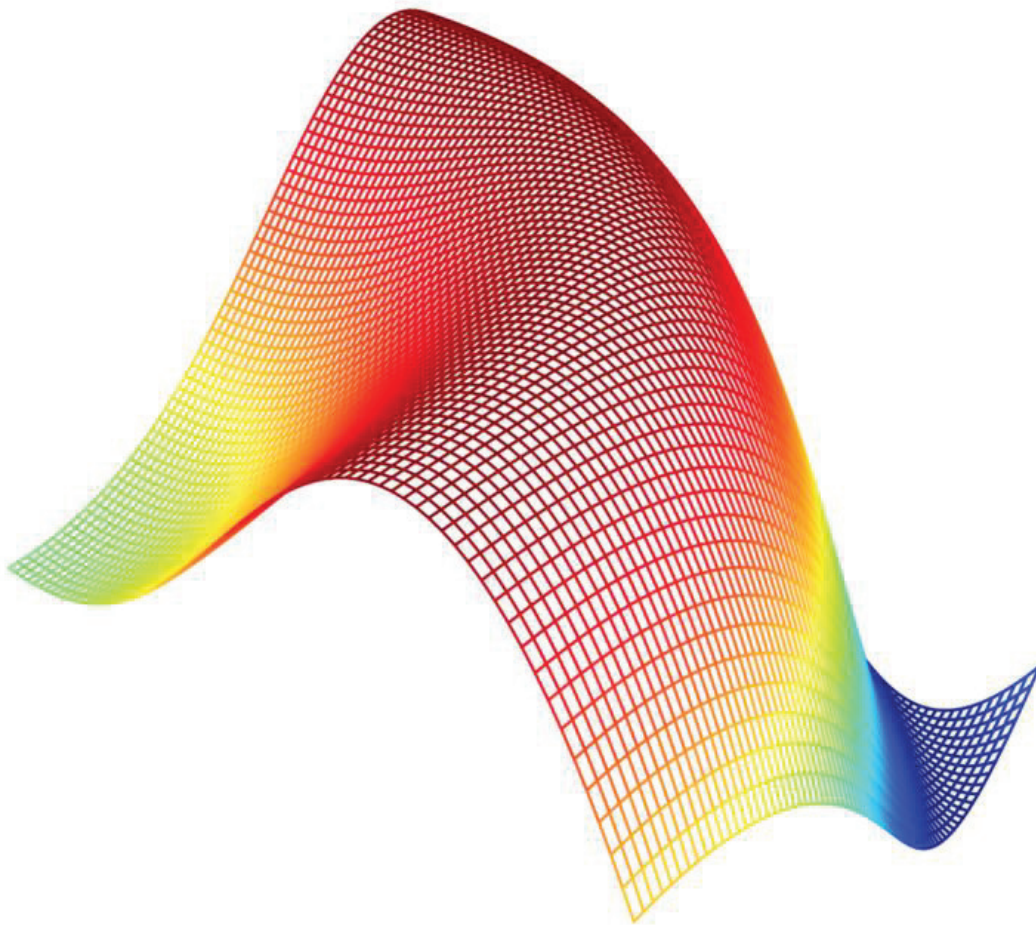
- **Αναπαράστασης (Representation):** αποτελεί ουσιαστικά το χώρο που μπορεί να καταλάβει το μοντέλο αλγορίθμων, λαμβάνοντας υπόψη ότι τα μοντέλα αλγορίθμων περιγράφονται σε συγκεκριμένη φορμαλιστική γλώσσα (formal language). Ανάλογα με τον τρόπο που περιγράφονται

τα μοντέλα, μπορεί να μεταγλωττίζονται ευκολότερα από άλλα. Αυτό οφείλετε στο σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιούνται και στο πεδίο που επιτρέπεται η εκάστοτε αναπαράσταση. Για παράδειγμα, σε ένα νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων μπορεί να δημιουργηθεί ένας τύπος αναπαράστασης, υποστηρίζοντας επίσης μηχανές vector.



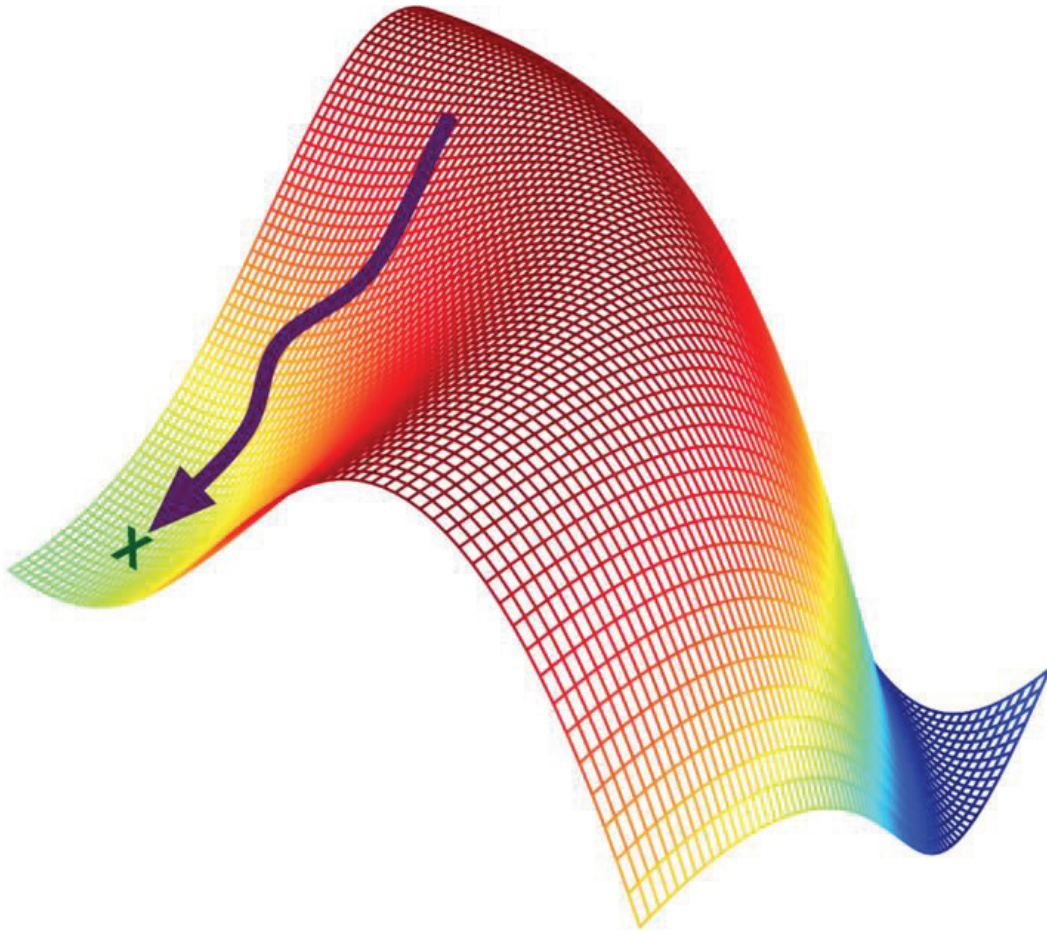
Εικόνα 14: Ενδεικτική εικόνα γραφικής αναπαράστασης αλγορίθμου αναπαράστασης

- **Αξιολόγησης (Evaluation):** αποτελούν ουσιαστικά αλγορίθμους που κρίνουν και επιλέγουν ποιο μοντέλο θα αξιοποιηθεί έναντι ενός άλλου. Αξιολογούν την λειτουργία, την ποιότητα της λειτουργίας και την καταλληλότητα της κάθε λειτουργίας. Το κάθε μοντέλο μπορεί να προσομοιαστεί με μία περιοχή, τα χαμηλότερα σημεία της προτιμώνται περισσότερο από τα υψηλότερα σημεία, λαμβάνοντας πάντα υπόψη την καταλληλότητα της λειτουργίας.



Εικόνα 15: Ενδεικτική εικόνα γραφικής αναπαράστασης αλγορίθμου αξιολόγησης

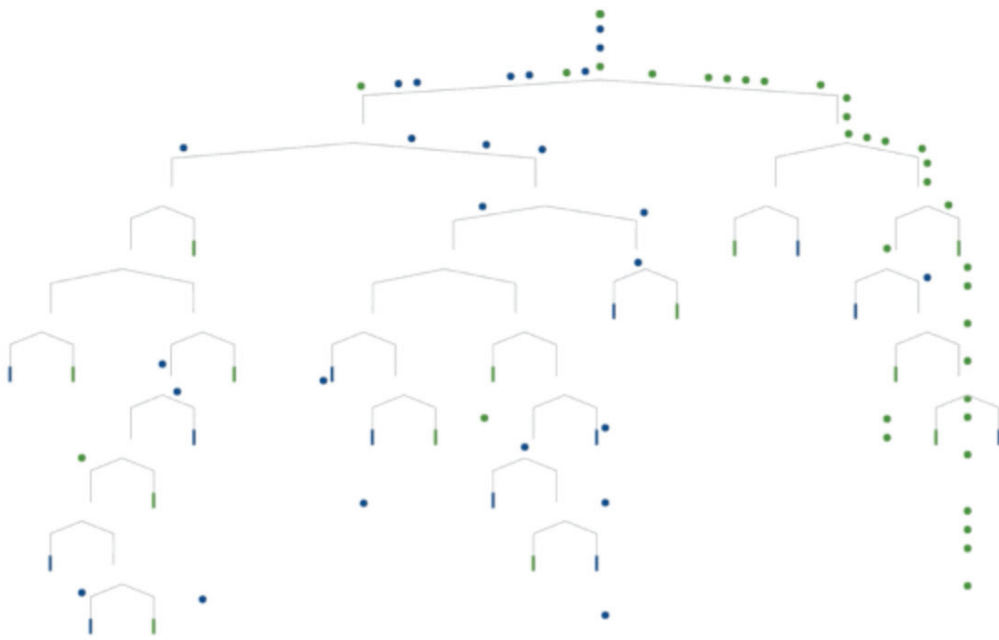
- **Βελτιστοποίησης (Optimization):** το τελευταίο είδος, αποτελεί αλγόριθμους, οι οποίοι αναζητούν στο δεδομένο χώρο των μοντέλων το βέλτιστο τρόπο για καλύτερες δυνατές λύσεις. Ουσιαστικά ο αλγόριθμος αναζητά μέσα στα διαθέσιμα δεδομένα, τη βέλτιστη στρατηγική για τη λύση στο πρόβλημα που απαιτεί επίλυση. Για τη βελτιστοποίηση αξιοποιούνται κυρίως αλγόριθμοι στοχαστικής καθόδου και γενετικοί αλγόριθμοι. Η βελτιστοποίηση ενός μοντέλου μπορεί να πραγματοποιηθεί σε τόσο μεγάλο βαθμό, έτσι ώστε πολλές φορές καθίσταται αδύνατο να ανακαλυφθεί ο τρόπος που βελτιστοποιήθηκε.



Εικόνα 16: Ενδεικτική εικόνα γραφικής αναπαράστασης αλγορίθμου βελτιστοποίησης

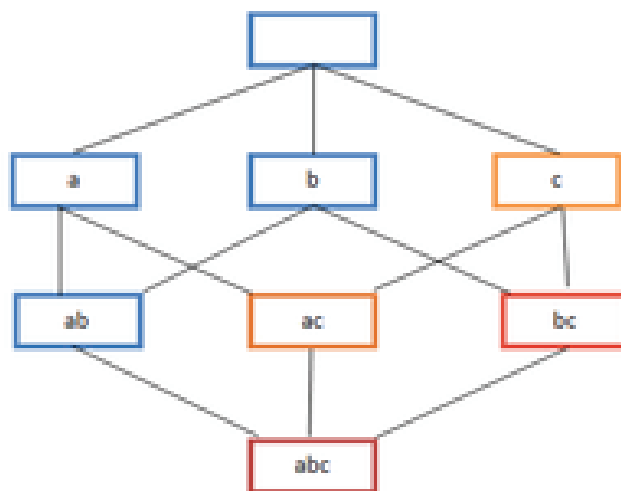
Με βάση τα παραπάνω οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να διαχωριστούν σε συγκεκριμένες κατηγορίες:

- **Μάθηση με βάση δέντρο αποφάσεων (Decision tree learning):** Η μάθηση με βάση το δέντρο αποφάσεων, αξιοποιεί την τεχνική των δέντρων αποφάσεων ως μοντέλο πρόγνωσης απόφασης. Ουσιαστικά πραγματοποιείται σύνδεση των παρατηρήσεων για ένα αντικείμενο, με τα τελικά συμπεράσματα για αυτό το αντικείμενο (Dietterich, 2000).



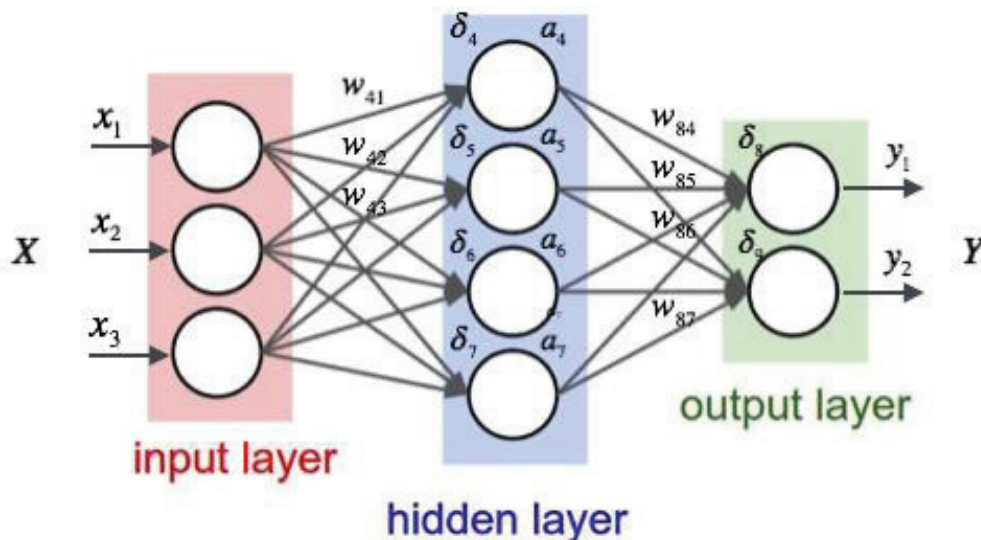
Εικόνα 17: Ενδεικτική εικόνα δέντρων αποφάσεων

- **Μάθηση με βάση κανόνων σύνδεσης (Association rule learning):** Η μάθηση με βάση κανόνες σύνδεσης αποτελεί μεθόδους αναγνώρισης των συσχετίσεων μεταξύ μεταβλητών που βρίσκονται σε μεγάλες βάσεις δεδομένων (Omondi & Mbugua, 2017)



Εικόνα 18: Ενδεικτική εικόνα Association rule learning

- **Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks):** Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, αποτελεί έναν αλγόριθμο μάθησης, ο οποίος είναι εμπνευσμένος από τα βιολογικά νευρικά συστήματα. Οι υπολογισμοί είναι δομημένοι σε διασυνδεδεμένες ομάδες από τεχνητούς νευρώνες. Η επεξεργασία της πληροφορίας πραγματοποιείται με βάση τη διασύνδεση των συγκεκριμένων νευρώνων. Τα σύγχρονα νευρωνικά δίκτυα αξιοποιούνται ως εργαλεία μη γραμμικής μοντελοποίησης στατιστικής ανάλυσης. Η κύρια χρήση τους είναι για την μοντελοποίηση περίπλοκων σχέσεων μεταξύ εισερχομένων δεδομένων και αποτελεσμάτων, την ανεύρεση προτύπων (patterns) μεταξύ των δεδομένων και την αποτύπωση της στατιστικής δομής μιας ομάδας μεταβλητών (Da Silva et al. 2017).



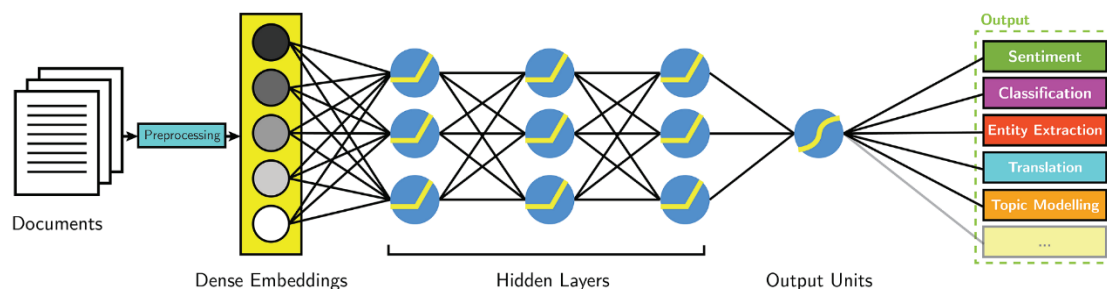
Εικόνα 19: Ενδεικτική εικόνα τεχνητού νευρωνικού δικτύου

- **Βαθιά μάθηση (Deep learning):** Η βαθιά μάθηση αποτελεί κομμάτι μια μεγαλύτερης ομάδας τεχνικών μηχανικής μάθησης που βασίζονται στη μάθηση μέσω την αναπαράσταση δεδομένων. Μια τεχνική διαφορετική από την ανάλυση δεδομένων μέσω συγκεκριμένων ενεργειών (task-specific algorithms). Η μάθηση μπορεί είτε να πραγματοποιείται υπό

επίβλεψη, με μερική επίβλεψη, είτε με καθόλου επίβλεψη. Οι αρχιτεκτονικές της βαθιάς μάθησης όπως είναι τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα, τα δίκτυα βαθιάς πίστης (deep belief networks) και τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί σε διάφορους επιστημονικούς τομείς, όπως είναι η:

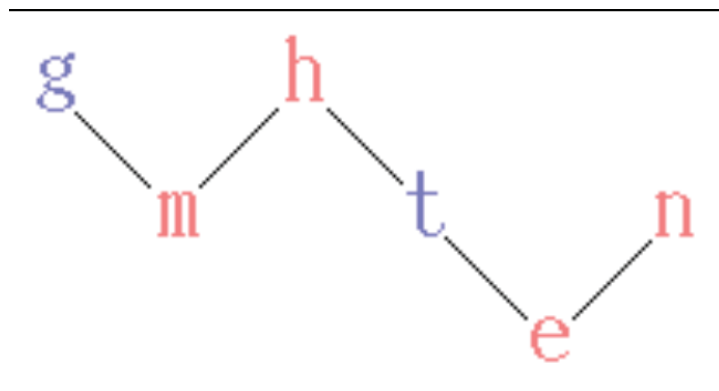
- Μηχανική όραση (computer vision)
- Αναγνώριση φωνής
- Επεξεργασία φυσικής γλώσσας
- Αναγνώριση ήχων
- Επεξεργασία δεδομένων από Κοινωνικά Δίκτυα
- Μετάφραση μέσω Η/Υ
- Βιοιατρική
- Σχεδιασμός και κατασκευή φαρμάκων
- Προγράμματα υποστήριξης επιτραπέζιων παιχνιδιών

Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από αλγορίθμους βαθιάς μάθησης είναι τις περισσότερες φορές αντίστοιχα ή ανώτερα από τα αποτελέσματα που εξάγει ένας ειδικός επιστήμονας. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης είναι επηρεασμένα από την επεξεργασία της πληροφορίας που συμβαίνει μέσα σε ένα βιολογικό νευρικό σύστημα, αλλά με ουσιαστικές διαφορές που αποτρέπουν την αξιοποίησή τους στη νευρολογία ή σε αντίστοιχες επιστήμες.



Εικόνα 20: Ενδεικτική εικόνα συστήματος Βαθιάς μάθησης (Deep Learning)

- **Επαγωγικός προγραμματισμός (Inductive logic programming):** Ο επαγωγικός προγραμματισμός αποτελεί μια προσέγγιση μάθησης βασισμένη σε κανόνες, η οποία χρησιμοποιεί λογικό προγραμματισμό με σκοπό να αναπτύξει μια δομημένη αναπαράσταση της πληροφορίας για παραδείγματα, των οποίων υπάρχουν διαθέσιμα η πρότερη γνώση και οι υποθέσεις. Δίνοντας σε ένα επαγωγικό λογικό πρόγραμμα την πρότερη γνώση και μια ομάδα παραδειγμάτων δομημένων σε μια λογική βάση δεδομένων, το εξαγόμενο αποτέλεσμα αξιοποιώντας υποθετική λογική μπορεί να αναγνωρίσει πια παραδείγματα θα έχουν αρνητικό αποτέλεσμα και ποια θετικό.



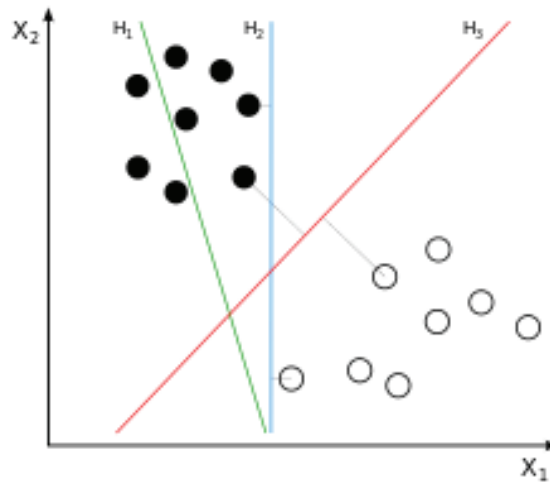
Εικόνα 21: Ενδεικτική εικόνα διασυνδέσεων παραδείγματος ILP

- **Μηχανές Διανυσματικής υποστήριξης (Support Vector machines):** Οι μηχανές διανυσματικής υποστήριξης είναι μοντέλα μάθησης με επίβλεψη από σχετιζόμενους αλγόριθμους μάθησης που αναλύουν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για ανάλυση ταξινόμησης και παλινδρόμησης. Με εισαγωγή ενός συνόλου εκπαιδευτικών παραδειγμάτων, κάθε ένα από τα οποία χαρακτηρίζεται ότι ανήκει σε μία ή την άλλη από δύο κατηγορίες, ένας αλγόριθμος κατάρτισης SVM δημιουργεί ένα μοντέλο που εκχωρεί νέα παραδείγματα σε μία ή την άλλη κατηγορία.

Ένα μοντέλο SVM είναι μια αναπαράσταση των παραδειγμάτων ως σημεία ενός διαστήματος, χαρτογραφημένα έτσι ώστε τα παραδείγματα των ξεχωριστών κατηγοριών να διαιρούνται με ένα προκαθορισμένο χάσμα όσο το δυνατόν ευρύτερο. Στη συνέχεια, νέα παραδείγματα χαρτογραφούνται στον ίδιο χώρο και προβλέπεται να ανήκουν σε μια κατηγορία με βάση την πλευρά του χάσματος που πέφτουν.

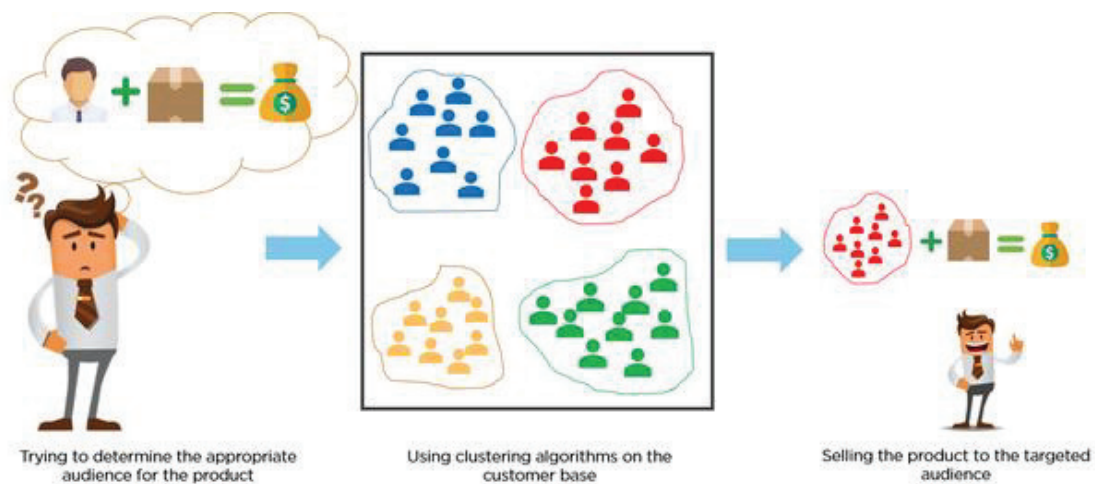
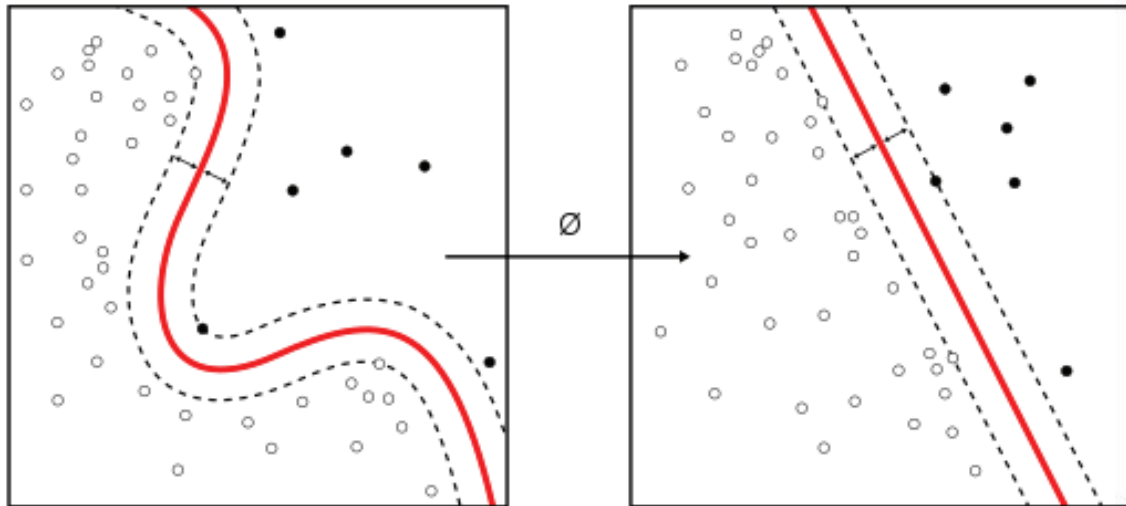
Πέρα από την εκτέλεση γραμμικής ταξινόμησης, τα SVM μπορούν να εκτελέσουν με αποτελεσματικό τρόπο μια μη γραμμική ταξινόμηση αξιοποιώντας την τεχνική που ονομάζεται τρικ του πυρήνα, χαρτογραφώντας σιωπηρά τις εισόδους τους σε χώρους μεγάλης διαστάσεως. Όταν τα δεδομένα δεν έχουν επισημανθεί, η εποπτευόμενη μάθηση δεν είναι δυνατή και απαιτείται μια μη εποπτευόμενη μαθησιακή προσέγγιση, η οποία προσπαθεί να βρει φυσική ομαδοποίηση των δεδομένων σε ομάδες και στη συνέχεια να χαρτογραφήσει νέα δεδομένα σε αυτές τις σχηματισμένες ομάδες.

Ο αλγόριθμος ομαδοποίησης διανυσματικής υποστήριξης που δημιουργήθηκε από τους Hava Siegelmann και Vladimir Vapnik εφαρμόζει τα στατιστικά στοιχεία των διανυσμάτων υποστήριξης που αναπτύσσονται στον αλγόριθμο για την κατηγοριοποίηση μη σαφών περιεγραμμένων δεδομένων και είναι ένας από τους πιο ευρέως αξιοποιούμενους αλγόριθμους ομαδοποίησης σε βιομηχανικές εφαρμογές.



Εικόνα 22: Ενδεικτική εικόνα Support Vector Machine

- **Ανάλυση Συμπλέγματος (Cluster Analysis):** Η ανάλυση συμπλέγματος είναι η εφαρμογή μιας σειράς παρατηρήσεων σε μικρότερες ομάδες, οι οποίες ονομάζονται συμπλέγματα. Αποτελεί μια μη εποπτευόμενη μορφή μάθησης και αξιοποιείται κυρίως στην στατιστική ανάλυση. Οι παρατηρήσεις που ομαδοποιούνται σε συγκεκριμένα συμπλέγματα χαρακτηρίζονται από κοινά χαρακτηριστικά, τα οποία καλύπτουν συγκεκριμένα κριτήρια. Τα συμπλέγματα διαφέρουν αισθητά μεταξύ τους και τα περιεχόμενα τους διαφέρουν και αυτά, αντίθετα με τα περιεχόμενα (παρατηρήσεις) που υπάρχουν στο ίδιο σύμπλεγμα, τα οποία παρουσιάζουν κοινά χαρακτηριστικά. Πολλές διαφορετικές τεχνικές δημιουργίας συμπλεγμάτων αξιοποιούν διαφορετικά κριτήρια για την ομαδοποίηση των παρατηρήσεων.

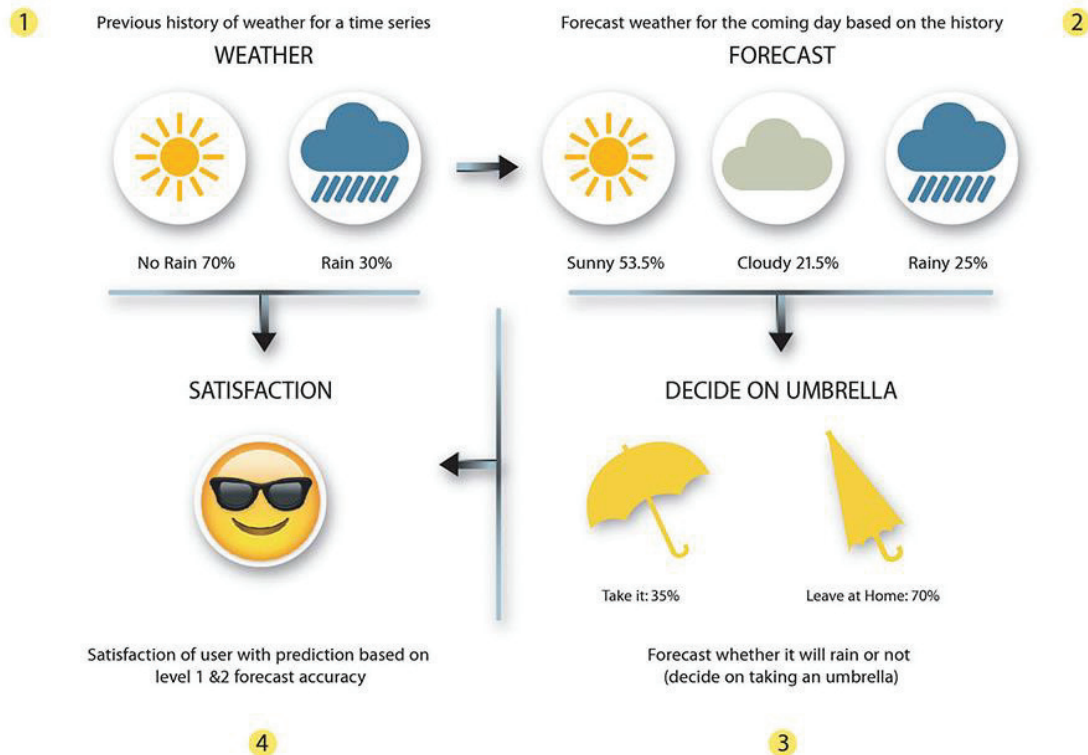


Εικόνα 23: Ενδεικτική εικόνα Clustering Αλγορίθμων

- **Δίκτυα Bayesian (Bayesian Networks):** Ένα δίκτυο Bayesian, ονομάζεται επίσης και δίκτυο πεποιθήσεων αποτελεί ένα γραφικό μοντέλο πιθανοτήτων που αντιπροσωπεύει ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών και την ανεξαρτησία τους υπό όρους μέσω ενός κατευθυνόμενου ακυκλικού γραφήματος (DAG). Για παράδειγμα, ένα δίκτυο Bayesian μπορεί να αναπαραστήσει τις πιθανοτικές συσχετίσεις μεταξύ ασθενειών και συμπτωμάτων. Πιο συγκεκριμένα, λαμβάνοντας ως είσοδο τα συμπτώματα, το δίκτυο μπορεί να αξιοποιηθεί για να υπολογίσει τις πιθανότητες εμφάνισης συγκεκριμένων ασθενειών. Ένα Bayesian δίκτυο, αποτελεί ένα μηχανισμό που εφαρμόζει αυτόματα το θεώρημα του Bayes

σε σύνθετα προβλήματα. Μερικές από τις πιο ακριβείς μεθόδους εκτίμησης αποτελούν (Αρβανίτης, 2015):

- η απαλοιφή μεταβλητών (variable elimination), μέσω της οποίας εξαλείφονται (με συγχώνευση ή αθροιστικά) οι μη παρατηρούμενες μεταβλητές, οι οποίες δεν έχουν προέλθει από αναζήτηση, μία προς μία εφαρμόζοντας την ακολουθία αθροισμάτων και μεγιστοποιήσεων του προϊόντος.
- οι αναδρομικές ρυθμίσεις και η αναζήτηση «H / KAI», οι οποίες επιτρέπουν την χωροχρονική εναλλαγή και ισοσταθμίζουν την αποτελεσματικότητα που έχει η απαλοιφή μεταβλητών, όταν είναι διαθέσιμος αρκετός χώρος.
- η διάδοση 'δέντρου της κλίκας', στο οποίο αποθηκεύεται ο υπολογισμός, με σκοπό πολλές μεταβλητές να μπορούν να αναζητηθούν με ερωτήματα, οποιαδήποτε στιγμή και τα νέα στοιχεία που μπορούν να ανακτηθούν και παρουσιαστούν γρήγορα.



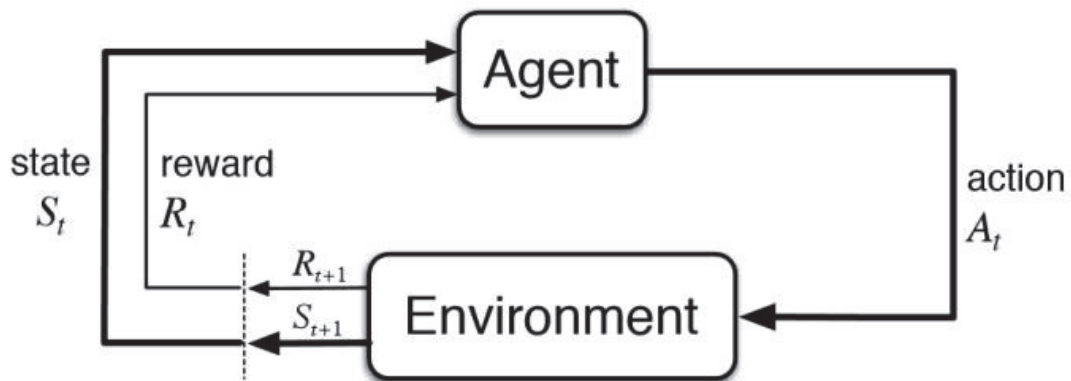
Εικόνα 24: Ενδεικτική εικόνα Bayesian Network

Η μάθηση κατά Bayes αποτελεί μια ιδιαίτερα δημοφιλή προσέγγιση για την επαγωγική κατασκευή ταξινομητών, αφενός διότι εκπορεύεται από τον οικείο χώρο του πιθανοτικού λογισμού, αφετέρου διότι έχει επιδείξει σημαντικά αποτελέσματα σε ένα ευρύτατο φάσμα εφαρμογών. Η λειτουργία αυτής της κατηγορίας αλγορίθμων στηρίζεται στην υπόθεση ότι η υπό εκμάθηση έννοια σχετίζεται άμεσα με την κατανομή των πιθανοτήτων που παρουσιάζουν τα στιγμιότυπα του προβλήματος αναφορικά με την κλάση στην οποία ανήκουν. Ως βασικότερα πλεονεκτήματα της προσέγγισης αυτής μπορούμε να αναφέρουμε:

- Τη δυνατότητα αξιολόγησης των υποθέσεων στις οποίες καταλήγει ο αλγόριθμος μάθησης, μέσω της συσχέτισης ενός βαθμού εμπιστοσύνης της ορθότητάς τους, που αντιστοιχεί στην υπολογισθείσα πιθανότητα να είναι συνεπείς με την πλειοψηφία των παρατηρούμενων δεδομένων. Το χαρακτηριστικό αυτό συνεισφέρει στην παραγωγή εύρωστων μοντέλων, που εξασφαλίζουν ότι η αλήθεια μιας υπόθεσης δεν αμφισβητείται από

μεμονωμένες περιπτώσεις στιγμιστύπων για τις οποίες η υπόθεση κρίνεται ασυνεπής.

- Τη συμβολή της στη βαθύτερη κατανόηση και ανάλυση αλγορίθμων μάθησης οι οποίοι δε χειρίζονται απ' ευθείας πιθανότητες. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα της ιδιότητας αυτής αποτελεί η μελέτη της επαγωγικής προδιάθεσης (inductive bias) ενός αλγορίθμου, του συνόλου των υποθέσεων δηλαδή στις οποίες στηρίζεται ο αλγόριθμος, ώστε να παράγει ένα μοντέλο ικανό να γενικεύει τις υποθέσεις στις οποίες κατέληξε κατά το χειρισμό άγνωστων στιγμιστύπων.
- Την παροχή ενός μέτρου σύγκρισης έναντι άλλων μεθόδων Μ.Μ, καθώς οι αλγόριθμοι της κατηγορίας αυτής εγγυώνται τη βέλτιστη επίλυση ενός προβλήματος, δεδομένου ενός συνόλου υποθέσεων που απλοποιούν την κατασκευή του μοντέλου.
- **Ενίσχυση της μάθησης (Reinforcement learning):** Η ενίσχυση της μάθησης ασχολείται με τον τρόπο που ένα πρόγραμμα/αλγόριθμος (agent) θα πραγματοποιήσει ενέργειες μέσα σε ένα περιβάλλον με σκοπό να μεγιστοποιήσει τα οφέλη ενός μακρινού και δύσκολου να επιτευχθεί αποτελέσματος. Οι αλγόριθμοι που βασίζονται στην ενίσχυση της μάθησης έχουν ως στόχο να επιτύχουν την ανεύρεση μιας τακτικής που χαρτογραφεί το δεδομένο κόσμο (περιβάλλον) με τις ενέργειες που πρέπει να κάνει το πρόγραμμα για την επίτευξη του βέλτιστου αποτελέσματος.

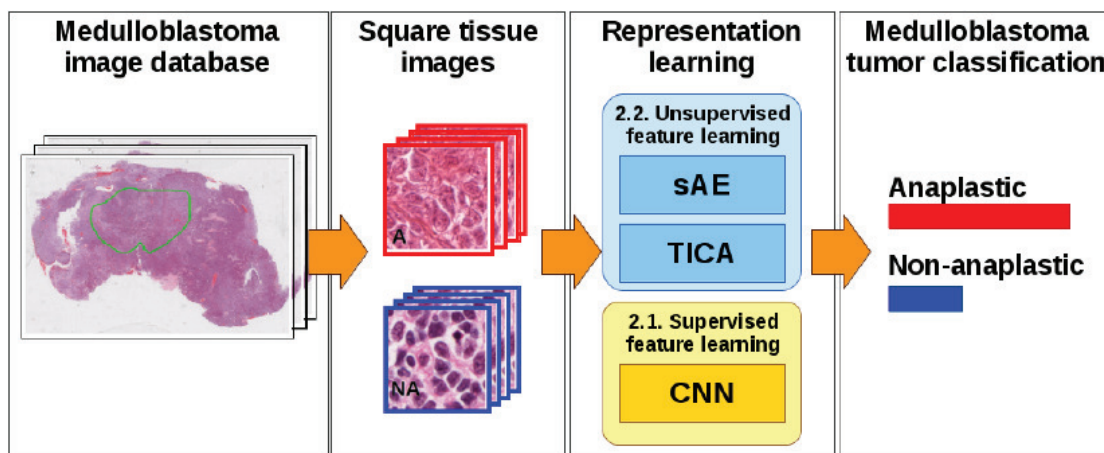


Εικόνα 25: Ενδεικτική εικόνα Reinforcement learning

- **Μάθηση με εκπροσώπηση (Representation learning):** Οι περισσότεροι αλγόριθμοι, μη επιβλεπόμενης μάθησης, στοχεύουν στην ανακάλυψη των βέλτιστων αναπαραστάσεων των δεδομένων που τους παρέχονται κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης τους. Οι αλγόριθμοι μάθησης με εκπροσώπηση (representation learning algorithms) έχουν τις περισσότερες φορές ως στόχο να συγκρατήσουν την πληροφορία στην είσοδο τους, μετατρέποντας την σε κάτι χρήσιμο, συνήθως αυτό αποτελεί ένα βήμα προεπεξεργασίας με σκοπό την ταχύτερη αξιοποίηση αποτελεσμάτων που έχουν προκύψει από τα δεδομένα που δίνονται κατά την εκπαίδευση. Για παράδειγμα:
 - Οι αλγόριθμοι μάθησης Manifold έχουν ως στόχο να συγκρατήσουν την αναπαράσταση δεδομένων, αλλά σε χαμηλό επίπεδο.
 - Οι αλγόριθμοι υπολογισμών Sparse κάνουν επίσης αυτή την προσπάθεια συγκράτησης της πληροφορίας διατηρώντας όμως την πληροφορία σε πρωταρχική μορφή και με στόχο να διατηρούνται όσα περισσότερα μηδενικά (0) είναι δυνατό.
 - Οι αλγόριθμοι μάθησης Multilinear subspace στοχεύουν να μάθουν (συγκρατήσουν) άμεσα χαμηλού επιπέδου

αναπαραστάσεις απευθείας από τις αναπαραστάσεις πολυδιάστατων δεδομένων, χωρίς την ανάγκη επαναδιαμόρφωσης τους σε υψηλού επιπέδου διανυσματικές αναπαραστάσεις.

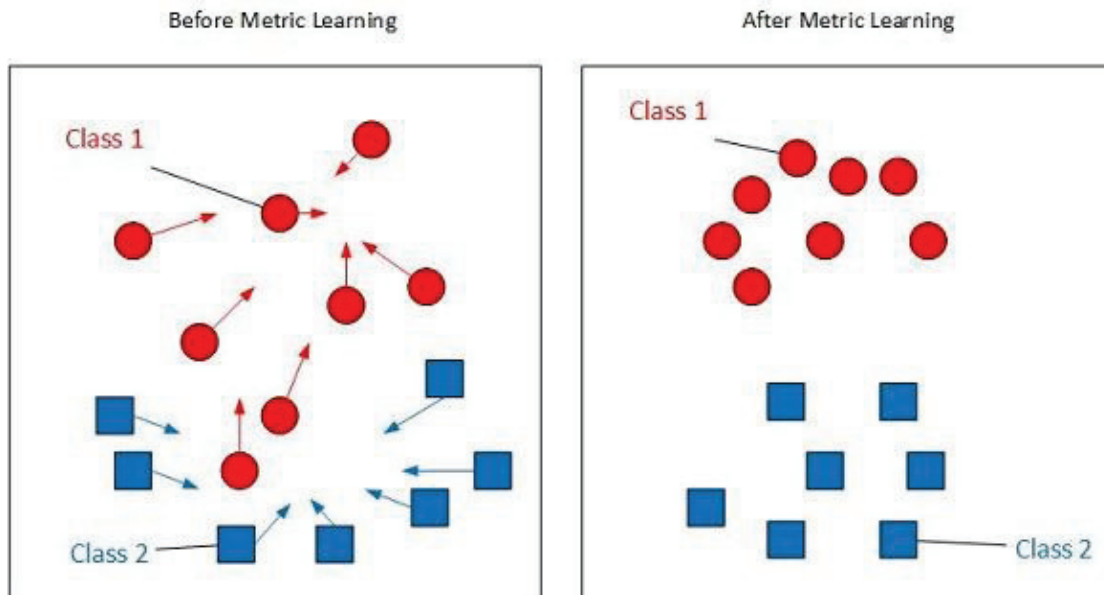
- Οι αλγόριθμοι Βαθιάς μάθησης ανακαλύπτουν πολλαπλά επίπεδα από την αναπαράσταση, την ιεραρχία των χαρακτηριστικών, σε υψηλότερο επίπεδο και επίσης αφαιρετικά χαρακτηριστικά για την αναγνώριση χαμηλότερου επιπέδου ιδιοτήτων.



Εικόνα 26: Ενδεικτική εικόνα Representation learning

- **Μετρική Μάθηση (Metric learning):** Η Μετρική μάθηση αναλαμβάνει της εκμάθηση των αποστάσεων μεταξύ συγκεκριμένων αντικειμένων. Μια μετρική ή μια απόσταση πρέπει να υπακούει σε τέσσερα αξιώματα: μη αρνητικότητα, ταυτότητα αδιακρίτων, συμμετρία και τριγωνική ανισότητα. Στην πράξη, οι αλγόριθμοι μετρικής μάθησης δεν λαμβάνουν υπόψη την διαφορετικότητα των αντικειμένων, αλλά βασίζονται κυρίως στην απόσταση. Για παράδειγμα εάν σε ένα πρόγραμμα δοθούν ζευγάρια παραδειγμάτων που αποτελούνται από όμοια και ανόμοια αντικείμενα, το πρόγραμμα χρειάζεται να

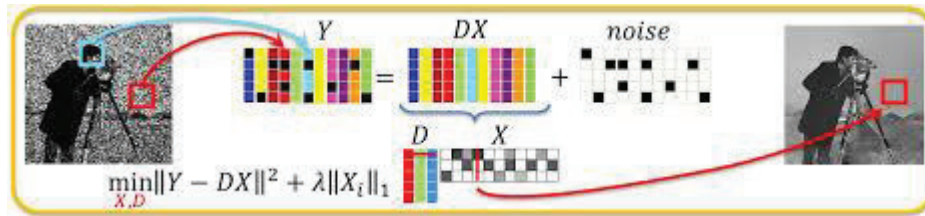
αξιοποιήσει την λειτουργία αναγνώρισης μετρικής απόστασης με σκοπό να αναγνωρίσει εάν ένα νέο αντικείμενο θα είναι όμοιο με κάποιο από τα υπόλοιπα μια ομάδας. Η κύρια αξιοποίηση της τεχνικής αυτής είναι τα συστήματα προτάσεων (Recommendation systems)



Εικόνα 27: Ενδεικτική εικόνα Metric Learning

- **Αραιή μάθηση με βάση λεξικό (Sparse dictionary learning):** Στην τεχνική της αραιής μάθησης με βάση λεξικό, ένα δεδομένο αντιπροσωπεύεται ως ένας γραμμικός συνδυασμός λειτουργιών βάσης και οι συντελεστές θεωρούνται ότι είναι αραιωμένοι. Με μαθηματικούς όρους, η τεχνική αυτή σημαίνει ότι αναζητά τη λύση όπου το πεδίο είναι πιο αραιό. Η συγκεκριμένη τεχνική είχε αρκετά πεδία εφαρμογής παρά τις δυσκολίες που παρουσιάζει. Ένας αλγόριθμος αραιής μάθησης αναζητά τις ομάδες στις οποίες μπορεί να ανήκει ένα νέο δεδομένο, για να επιτευχθεί αυτή ο αλγόριθμος αναζητά τα ήδη δημιουργημένα λεξικά και βρίσκει το κοινό σημείο αναπαράστασης του δεδομένου, εάν σε αυτό το σημείο το νέο δεδομένο μπορεί να αναπαρασταθεί αραιά τότε αυτό διασυνδέεται με

τη συγκεκριμένη ομάδα. Η τεχνική αυτή αξιοποιήθηκε κυρίως σε αφαίρεση θορύβου από εικόνες (επεξεργασία εικόνας).

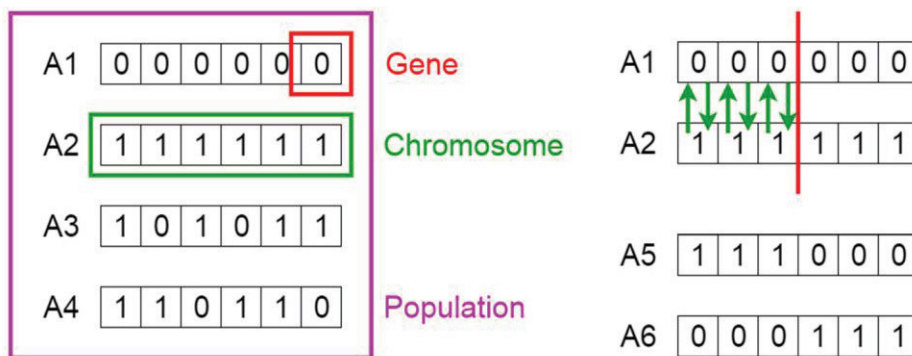


Εικόνα 28: Ενδεικτική εικόνα Sparse dictionary learning
σε επεξεργασία εικόνας – αφαίρεση θορύβου

- **Αλγόριθμοι Γενετικής (Genetic algorithms):** Ένας αλγόριθμος γενετικής πραγματοποιεί ενέργειες που μιμούνται την διαδικασία της φυσικής επιλογής, και αξιοποιεί μεθόδους όπως είναι η μετάλλαξη και ο συνδυασμός για να δημιουργήσει νέους τύπους γονιδιωμάτων (genotypes) με σκοπό την ανεύρεση της βέλτιστης λύσης για ένα προς επίλυση πρόβλημα. Στον τρόπο λειτουργίας τους οι Γενετικοί Αλγόριθμοι διατηρούν έναν αριθμό από πιθανές λύσεις, του προβλήματος προς επίλυση, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Ως αποτέλεσμα ένας γενετικός αλγόριθμος πραγματοποιεί αναζήτηση με βάση πολλές διαφορετικές κατευθύνσεις και συνιστώσες και πραγματοποιεί αλληλεπίδραση μεταξύ του συνόλου πληροφοριών που παρέχονται από αυτές τις κατευθύνσεις. Ο αριθμός των πιθανών λύσεων (πληθυσμός) υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη χρησιμοποιώντας διάφορους γενετικούς τελεστές όπως η επιλογή, η διασταύρωση και η μετάλλαξη. Πρακτικά ο αλγόριθμος ξεκινά από ένα σύνολο λύσεων, οι οποίες ονομάζονται γονιδιώματα. Έπειτα, το πρόγραμμα καλείται να

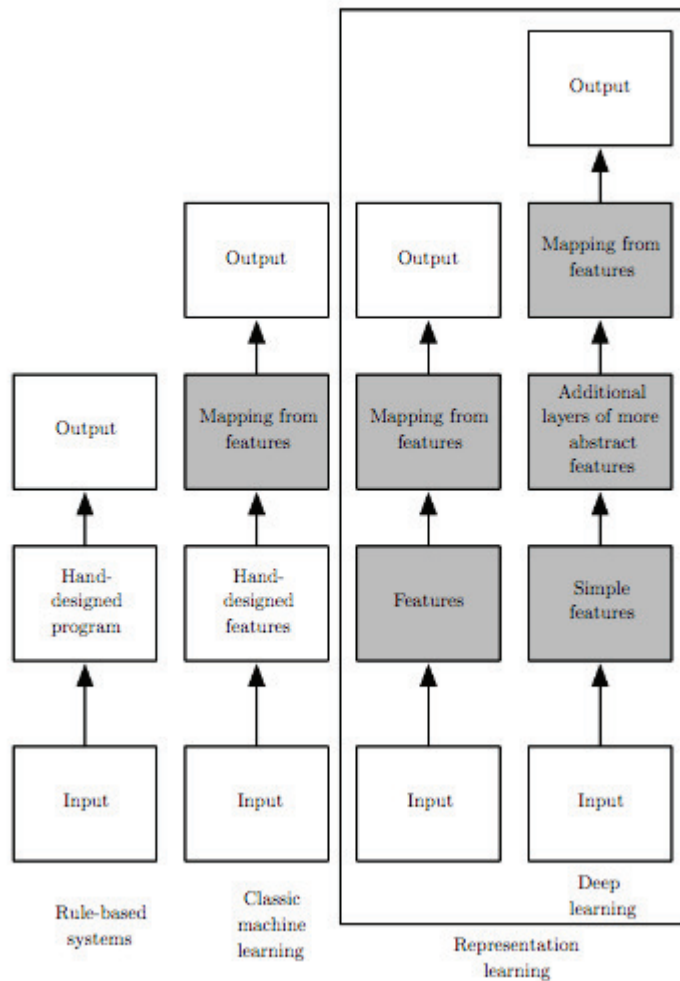
δημιουργήσει μια σειρά από τυχαίους συνδυασμούς (μεταλλάξεις) αυτών των γονιδιωμάτων με σκοπό την ανεύρεση των ικανότερων λύσεων. Όσο προχωράμε σε νέες γενιές τόσο καλύτερες είναι οι λύσεις που παρουσιάζονται. Στο σημείο που ο αλγόριθμος θα σταματήσει και δεν θα μπορεί να βρει άλλες καλύτερες λύσεις, παρατηρείται το τοπικό μέγιστο.

Genetic Algorithms



Εικόνα 29: Ενδεικτική εικόνα Genetic Algorithms

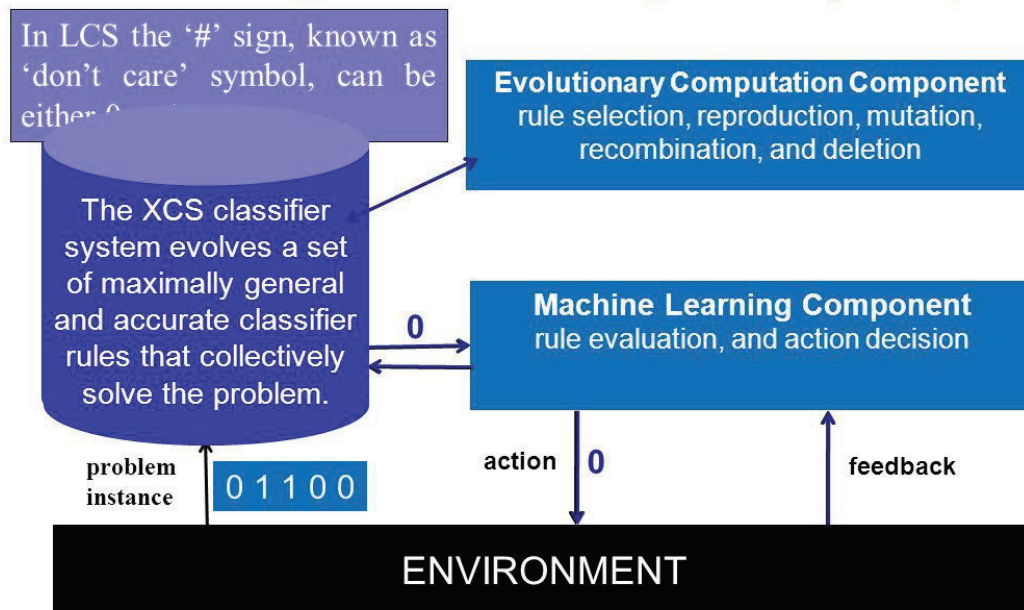
- **Μηχανική μάθηση βασισμένη σε κανόνες (Rule-based machine learning):** Η μηχανική μάθηση βασισμένη σε κανόνες είναι μια μέθοδος που αναγνωρίζει, μαθαίνει, αναπτύσσει, αποθηκεύει, αξιοποιεί και εφαρμόζει γνώση που προκύπτει μέσω από διάφορους σαφώς καθορισμένους κανόνες. Τα βασικά χαρακτηριστικά που καθορίζουν τη μηχανική μάθηση βασισμένη σε κανόνες είναι η αναγνώριση και αξιοποίηση μια ομάδας συσχετιζόμενων κανόνων που συνδυάζοντας τους αναπαριστούν τη γνώση που είναι καταγεγραμμένη στο σύστημα.



Εικόνα 30: Ενδεικτική εικόνα Rule Based systems

- **Συστήματα ταξινόμησης μάθησης (Learning classifier systems):** Τα συστήματα ταξινόμησης μάθησης κατατάσσονται στην κατηγορία των αλγορίθμων μάθησης που βασίζονται σε κανόνες. Συνδυάζουν λειτουργίες ανεύρεσης, όπως είναι για παράδειγμα ένας γενετικός αλγόριθμος με ένα στοιχείο εκπαίδευσης, όπως είναι η εποπτευόμενη μάθηση. Στόχος τους είναι η ανακάλυψη ενός σετ κανόνων σε ένα δοθέν πλαίσιο με σκοπό την εφαρμογή γνώσης για την εξαγωγή προβλέψεων.

Learning Classifier System (LCS)



Εικόνα 31: Ενδεικτική εικόνα σχεδιάγραμμα Learning Classifier Systems

- **Μέτα-Μάθηση (Meta-Learning)**: Μια εναλλακτική προσέγγιση επιδιώκει να αυξήσει την αξιοπιστία ενός συστήματος μηχανικής μάθησης επιστρατεύοντας την «εμπειρία» περισσότερων του ενός μοντέλων – «ειδικών» (experts), από τον κατάλληλο συνδυασμό των οποίων προκύπτει η τελική απόφασή, αναφορικά με ένα άγνωστο στιγμιότυπο του προβλήματος.

Στην περιοχή αυτή της Μ.Μ, η οποία ονομάζεται Μέτα-Μάθηση (Meta-Learning), συγκαταλέγονται οι ακόλουθες μεθοδολογίες συνδυασμού μοντέλων:

- **Bagging**: Η μέθοδος αυτή συνίσταται στην παραγωγή ενός αριθμού μοντέλων, προερχόμενων από έναν κοινό αλγόριθμο μάθησης, χρησιμοποιώντας όμως διαφορετική διαμέριση του σώματος εκπαίδευσης για κάθε ένα εξ αυτών. Για τη λήψη απόφασης ακολουθείται συνήθως η πλειοψηφική λογική. Κάθε μοντέλο αποφαινεται για την κλάση ενός άγνωστου στιγμιότυπου (αν

θεωρήσουμε για παράδειγμα ένα σύστημα ταξινόμησης), με την τελική απόφαση του συστήματος να συμπίπτει με την απόφαση της πλειοψηφίας.

- Boosting: Παρόμοια διαδικασία με την προηγούμενη εφαρμόζεται και στην περίπτωση της Προώθησης (Boosting), με τη διαφορά ότι τα μοντέλα που συστήνουν την επιτροπή των ειδικών παράγονται διαδοχικά, προκειμένου κάθε καινούριο μοντέλο να επηρεάζεται άμεσα από την απόδοση των προηγούμενων του, επιδιώκοντας να αποφύγει λανθασμένες αποφάσεις που ενδεχομένως προηγήθηκαν. Επίσης, οι αποφάσεις των επιμέρους μοντέλων λαμβάνονται υπ' όψη με διαφορετική βαρύτητα, ανάλογα με την αποδοτικότητά τους.
- Stacking: Η μέθοδος της Συσσωρευμένης Γενίκευσης (Stacked Generalization ή Stacking) κάνει χρήση ενός συνόλου μοντέλων που, σε αντίθεση με τις προσεγγίσεις που παρουσιάστηκαν ως τώρα, προέρχονται από διαφορετικούς αλγορίθμους μάθησης. Επίσης, η λήψη της τελικής απόφασης δεν προϋποθέτει πλέον την υιοθέτηση της απόφασης της πλειοψηφίας ή τη ζυγισμένη εκτίμηση των επιμέρους αποφάσεων, αλλά κάνει χρήση ενός μοντέλου – προέδρου, το οποίο μαθαίνει ποιο από τα μέλη της επιτροπής θα πρέπει να εμπιστεύεται σε κάθε περίπτωση. Πρόκειται ουσιαστικά για την επίλυση ενός νέου προβλήματος μάθησης, με δεδομένα τις αποφάσεις των μελών της επιτροπής (που ονομάζονται μοντέλα μηδενικού επιπέδου – level 0 inducers), καθώς και την πραγματική τιμή της συνάρτησης στόχου, για τα στιγμιότυπα ενός υποσυνόλου του σώματος εκπαίδευσης του αρχικού προβλήματος που δε χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση των μοντέλων αυτών. Το μοντέλο που παράγεται κατά

το δεύτερο αυτό στάδιο, το οποίο εκτελεί χρέη προέδρου, ονομάζεται μοντέλο πρώτου επιπέδου (level 1 inducer).

- ο Κωδικοποίηση Διόρθωσης Λαθών Εξόδου (Error-Correcting Output Codes): Η τεχνική αυτή χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων Μ.Μ. στην περίπτωση προβλημάτων πολλών κλάσεων. Ένα πρόβλημα n κλάσεων αποσυντίθεται σε ένα σύνολο ανεξάρτητων ισάριθμων προβλημάτων δύο κλάσεων, για κάθε ένα εκ των οποίων εκπαιδεύεται ένας αλγόριθμος μάθησης. Επίσης, οι κλάσεις του αρχικού προβλήματος κωδικοποιούνται σε ακολουθίες δυαδικών ψηφίων. Κατά την ταξινόμηση ενός άγνωστου στιγμιότυπου αποφαίνονται όλα τα μοντέλα, βγάζοντας ως έξοδο 0 ή 1 ανάλογα με το εάν ανήκει ή όχι στην κλάση που έχουν μάθει. Έτσι, σχηματίζεται μια ακολουθία δυαδικών ψηφίων για το προς ταξινόμηση στιγμιότυπο, το οποίο τελικά ανατίθεται στην κλάση εκείνη που η δυαδική της αναπαράσταση έχει τη μικρότερη απόσταση με την δυαδική αναπαράσταση που του αντιστοιχήθηκε.

1.2.5 Πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν τις ακόλουθες χρήσιμες ιδιότητες και δυνατότητες:

- **Μη γραμμικότητα.** Ένας τεχνητός νευρώνας μπορεί να είναι είτε γραμμικός είτε όχι. Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελούμενο από διασυνδεδεμένους μη γραμμικούς νευρώνες είναι, από τη φύση του μη γραμμικό. Επιπλέον αυτή η μη γραμμικότητα είναι «ειδικού τύπου» υπό την έννοια ότι είναι κατανεμημένη σε όλη την έκταση του δικτύου. Η μη

γραμμικότητα καθίσταται ιδιαίτερα σημαντική, κυρίως αν ο υποκείμενος φυσικός μηχανισμός που είναι υπεύθυνος για την παραγωγή σήματος εισόδου (π.χ ομιλία) είναι εκ φύσεως μη γραμμικός.

- **Προσαρμοστικότητα.** Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εγγενή δυνατότητα να προσαρμόζουν τα συνοπτικά βάρη τους ανάλογα με τις μεταβολές που γίνονται στο περιβάλλον τους. Πιο συγκεκριμένα, ένα νευρωνικό δίκτυο που είναι εκπαιδευμένο να λειτουργεί σε συγκεκριμένο περιβάλλον, μπορεί εύκολα επανεκπαιδευτεί ώστε να λειτουργεί και σε μεταβαλλόμενο περιβάλλον λειτουργίας. Η φυσική αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου για ταξινόμηση προτύπων, επεξεργασία σήματος και εφαρμογές ελέγχου, σε συνδυασμό με την προσαρμοστική του δυνατότητα, το καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο για την προσαρμοστική ταξινόμηση προτύπων, την προσαρμοστική επεξεργασία σήματος και τον προσαρμοστικό έλεγχο συστημάτων. Σαν γενικό κανόνα θα μπορούσαμε να πούμε ότι όσο πιο προσαρμοστικό είναι ένα σύστημα τόσο πιο χρήσιμο και πιο αποδοτικό θα είναι κυρίως όταν κληθεί να λειτουργήσει σε ένα ασταθές περιβάλλον.
- **Αντιστοιχίση εισόδου-εξόδου.** Ένα δημοφιλές παράδειγμα μάθησης, η μάθηση με εκπαίδευση ή επιβλεπόμενη μάθηση, συνίσταται στην τροποποίηση των συναπτικών βαρών ενός νευρωνικού δικτύου εφαρμόζοντας ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης, ή παραδειγμάτων εργασιών. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και μια αντίστοιχη επιθυμητή απόκριση. Στο δίκτυο παρουσιάζεται ένα παράδειγμα επιλεγμένο τυχαία από το σύνολο και τα συναπτικά βάρη (ελεύθερες παράμετροι) του δικτύου τροποποιούνται ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά μεταξύ επιθυμητής απόκρισης και της πραγματικής απόκρισης που παράγεται από το σήμα εισόδου, σύμφωνα με ένα κατάλληλο στατιστικό κριτήριο. Η διαδικασία

εκπαίδευσης του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα του συνόλου εκπαίδευσης, μέχρι το σύστημα να φτάσει σε μια ευσταθή κατάσταση, χωρίς περαιτέρω σημαντικές μεταβολές. Συμπερασματικά, η αντιστοίχιση εισόδου εξόδου δημιουργείται μέσω μιας διαδικασίας μάθησης μέσω παραδειγμάτων προσπαθώντας να μειωθούν οι διαφορές της επιθυμητής απόκρισης και της πραγματικής στην προσπάθεια μας να περιοριστούν οι αυθαίρετες εκτιμήσεις στο χώρο του σήματος εισόδου

- **Ενδεικτική απόκριση.** Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να σχεδιαστεί ώστε να παρέχει πληροφορία όχι μόνο για το ποιό πρότυπο θα επιλεγεί, αλλά και σχετικά με τον βαθμό εμπιστοσύνης στην ληφθείσα απόφαση. Ο βαθμός εμπιστοσύνης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να απορρίψει την ακρίβεια της αναγνώρισης (do only you can do).
- **Ανοχή σε βλάβες.** Λόγω της φύσης και της δομής τους τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν μεγάλη ευρωστία και ανθεκτικότητα καθώς και ποιοτική απόδοση σε ακραίες ή επισφαλείς συνθήκες. Αυτό συμβαίνει λόγω της κατανεμημένης φύσης της πληροφορίας που αποθηκεύεται στο δίκτυο. Για παράδειγμα αν ένας νευρώνας ή οι συνδέσεις του καταστραφούν αφενός η ποιότητα ανάκλησης ενός αποθηκευμένου προτύπου εκεί μειώνεται, αφετέρου θα πρέπει μια τέτοια βλάβη να πάρει σημαντική έκταση προτού θεωρηθεί «επικίνδυνη» για την συνολική απόκριση του δικτύου. Συμπερασματικά, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να παρουσιάσει μειωμένη απόδοση αλλά είναι εξαιρετικά δύσκολο να παρουσιάσει καταστροφική αποτυχία στην λειτουργία του.
- **Δυνατότητα υλοποίησης με τεχνολογία VLSI.** Η μαζικά παράλληλη φύση του νευρωνικού δικτύου το καθιστά κατάλληλο για χρήση τεχνολογίας πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκλήρωσης (Very Large Scale Of Integrated).

- **Σχετική με το περιεχόμενο πληροφορία.** Η γνώση ή πληροφορία που παρουσιάζεται στην δομή του κάθε νευρώνα είναι επηρεασμένη από την συνολική δραστηριότητα όλων των άλλων νευρώνων του δικτύου.
- **Ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδίασης.** Υπάρχει μια γενική αρχή ότι οι νευρώνες ως δομικά στοιχεία είναι κοινοί σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Σαν αποτέλεσμα αυτού καθίσταται εφικτή η χρήση των ίδιων θεωριών και αλγορίθμων μάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

1.2.6 Πεδία Εφαρμογής μηχανικής μάθησης

Με βάση την μεταπτυχιακή εργασία της Λυπιτάκη (2015) η οποία αναλύει το γνωστό και έγκυρο διεθνές περιοδικό της ACM για τα γνωστικά αντικείμενα της Πληροφορικής, η Μάθηση Μηχανών είναι ένας κλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence), που αποτελεί μία υποκατηγορία των Μεθοδολογιών Υπολογισμών, βασικής κατηγορίας της Πληροφορικής, αναγνωρίζονται οι Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα ακόλουθα γνωστικά αντικείμενα:

- Εφαρμογές Προηγμένων Υπολογισμών
- Νόηση Μηχανών (Machine perception)
- Ενόραση Υπολογιστών (Computer vision)
- Επεξεργασία Φυσικών Γλωσσών (Natural language processing)
- Αναγνώριση Σχεδίων (Syntactic pattern recognition)
- Μηχανές Αναζήτησης (Search engines)
- Γενικές Εφαρμογές Υπολογισμών
- Μηχανική Λογισμικού (Software engineering)
- Μετακινήσεις Ρομπότ (Robot locomotion)
- Αναγνώριση Ομιλίας και Χειρογράφων (Speech and handwriting recognition)
- Προσαρμοζόμενοι Ιστότοποι (Adaptive websites)

- Αναγνώριση Αντικειμένων στην Ενόραση Υπολογιστών (Object recognition in Computer vision)
- Παίξιμο Παιγνίων (Game playing)
- Εξόρυξη Ακολουθιών (Sequence mining)
- Εξόρυξη Γνωμών (Sentiment Analysis or Opinion Mining)
- Συναισθηματικοί Υπολογισμοί (Affective computing)
- Ανάκτηση Πληροφοριών (Information Retrieval)
- Συνιστώμενα Συστήματα (Recommender systems)
- Προηγμένοι Υπολογισμοί και Οικονομία
- Υπολογιστική Οικονομία (Computational finance)
- Ανάλυση Αγοράς Μετοχών (Stock market analysis)
- Ανίχνευση Απάτης Πιστωτικών Καρτών (Detecting credit card fraud)
- Προηγμένοι Υπολογισμοί και Ιατρική
- Βιοπληροφορική (Bioinformatics)
- Μέσα Αλληλεπίδρασης Εγκεφάλου-Μηχανών (Brain-machine interfaces)
- Χημειοπληροφορική (Cheminformatics)
- Ιατρικές Διαγνώσεις (Medical diagnosis)
- Δομημένος Έλεγχος Υγείας (Structural health monitoring)
- Ταξινόμηση Ακολουθιών DNA (Classifying DNA sequences)

Κεφάλαιο 2: Αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης για την τεχνολογία Cognitive Radio

Στην διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν έρευνες αναφορικά με την αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης για την υποστήριξη της τεχνολογίας Cognitive radio. Στο παρόν κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί ανάλυση των προαναφερθέντων εργασιών με σκοπό να παρουσιαστεί το πρόβλημα και ο τρόπος επίλυσης του αναφορικά με τα Cognitive radio και την βελτιστοποίηση τους μέσω της μηχανικής μάθησης.

2.1 Προβληματική

Μια από τις σημαντικότερες τεχνολογικές προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι σύγχρονοι μηχανικοί ασυρμάτων δικτύων αποτελεί την ορθή διαχείριση του ηλεκτρομαγνητικού ραδιοφάσματος, το οποίο είναι πολύτιμο αλλά εξαιρετικά περιορισμένο. Η υπάρχουσα μορφή της στατικής απόδοσης του ραδιοδικτύου σε συνδυασμό με τις περισσότερες φορές υπερβολικά στενής απόδοσης φάσματος λόγω νόμων των κυβερνήσεων, οδηγεί στην υποαξιοποίηση του διαθέσιμου φάσματος και δεν αξιοποιεί πλήρως τις δυνατότητες που προσφέρει.

Επομένως αναγνωρίζεται η ανάγκη για τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη τρόπων για την διαχείριση του φάσματος, ικανών να αξιοποιήσουν τις διαθέσιμες και υποαξιοποιούμενες μπάντες συχνοτήτων. Προς αυτή την κατεύθυνση τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα μπορούν να αξιοποιήσουν μηχανισμούς και λειτουργίες που προσφέρονται από τεχνικές και αλγορίθμους της μηχανικής μάθησης, έτσι ώστε να αναπτυχθούν κατάλληλα ολοκληρωμένα συστήματα που θα παρέχουν την κατάλληλη «εξυπνάδα» στο γνωσιακό ραδιοδίκτυο, έτσι ώστε αυτό να πραγματοποιεί τη βέλτιστη αναγνώριση των σεναρίων αξιοποίησης του διαθέσιμου δικτύου και την εξαγωγή συμπερασμάτων/λύσεων για την ορθή και αποδοτικότερη αξιοποίηση του. Στην επόμενη ενότητα παρουσιάζονται ερευνητικές εργασίες από τη

διεθνή βιβλιογραφία, οι οποίες αναφέρουν το δικό τους τρόπο για την επίλυση του εν λόγω προβλήματος.

2.2 Επισκόπηση ερευνητικών εργασιών

2.2.1 Αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων για γνωσιακά ραδιοσήματα (Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008)

Το 2008 οι Τσαγκάρης, Κατιδιώτης και Δεμέστιχας αναγνώρισαν την δυναμική αξιοποίησης των νευρωνικών δικτύων με σκοπό τη βελτιστοποίηση των γνωσιακών ραδιοσημάτων για ασύρματη επικοινωνία WI-Fi. Ορίζοντας το πρόβλημα που ήθελαν να αντιμετωπίσουν οι συγγραφείς παρουσιάζουν στην εργασία τους την παρακάτω προβληματική.

Ορισμός του προβλήματος: Μια από τις σημαντικότερες τεχνικές προκλήσεις στον τομέα των ασύρματων επικοινωνιών σήμερα, είναι η σωστή διαχείριση του ηλεκτρονικού ραδιοφάσματος, το οποίο αποτελεί έναν πολύτιμο, αλλά περιορισμένο πόρο. Η τρέχουσα στατική εκχώρηση του ραδιοφάσματος σε συνδυασμό με τις υπερβολικές ρυθμίσεις των κυβερνήσεων, οδηγεί σε καταστάσεις που η πραγματική δυναμική του δεν αξιοποιείται επαρκώς. Με βάση αυτό οι συγγραφείς αναγνώρισαν, υπάρχει ανάγκη για ανάπτυξη αποτελεσματικής διαχείρισης του φάσματος σχεδιάζοντας και υλοποιώντας συστήματα, ικανά να αξιοποιήσουν τη διαθέσιμη, ανεπαρκώς αξιοποιούμενες συχνότητες ζώνης.

Στόχοι της εργασίας/έρευνας: Με βάση την προβληματική οι κύριοι στόχοι της εργασίας αυτής ήταν οι παρακάτω:

- α) η παρουσίαση/πρόταση δύο συστημάτων μάθησης (βασισμένων σε νευρωνικά δίκτυα), ένα «βασικό» και ένα «επεκταμένο» σχεδιασμένων με κατάλληλο τρόπο έτσι ώστε να ενισχύσουν τις δυνατότητες μάθησης του γνωσιακού τερματικού, με σκοπό αυτό να μπορεί να επιλέξει τον ρυθμό

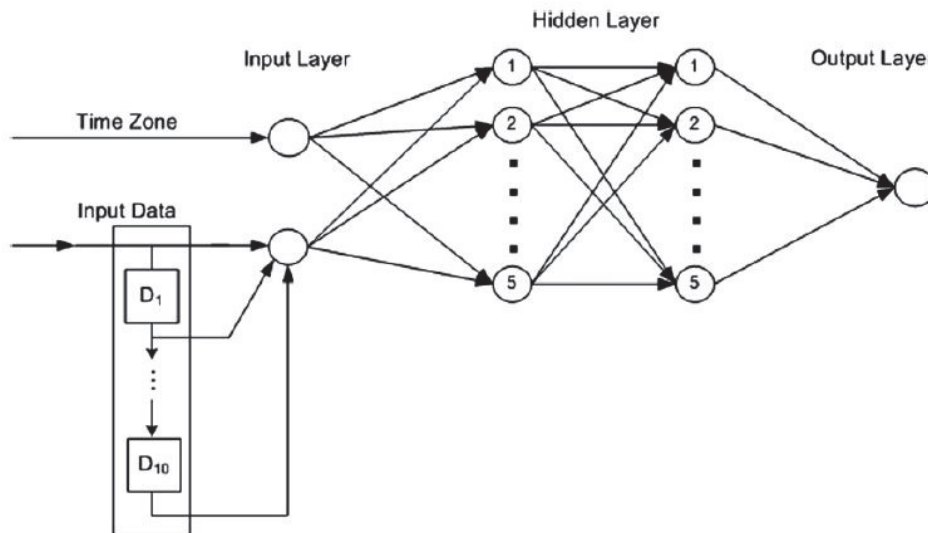
δεδομένων που μια συγκεκριμένη ρύθμιση ραδιοσυχνότητας θα μπορούσε να επιτύχει, εάν επιλεγόταν για λειτουργία.

β) η πραγματοποίηση συγκριτικής αξιολόγησης των συστημάτων (βασισμένων σε νευρωνικά δίκτυα) που προτείνουν με σκοπό την συζήτηση αναφορικά με την δυνατότητα αξιοποίησής τους σε μελλοντικά συστήματα γνωσιακών ραδιοσημάτων.

Μεθοδολογία έρευνας/εργασίας: Αρχικά για να ξεκινήσουν τα πειράματα τους οι συγγραφείς θεώρησαν ότι όλες οι παραμετροποιήσεις των σεναρίων νευρωνικών δικτύων που θα έτρεχαν βασίζονταν σε διαμόρφωση ραδιοδιάυλου με βάση το IEEE WLAN 802.1g για τους σκοπούς της έρευνας. Έπειτα, επέλεξαν έναν κατάλληλο αλγόριθμο με σκοπό την εκπαίδευση των παραμετροποιημένων νευρωνικών δικτύων με σκοπό την πρόβλεψη του ρυθμού δεδομένων που θα επιτύγχανε η κάθε συγκεκριμένη παραμετροποίηση.

Ο αλγόριθμος είχε ως σκοπό να καθορίσει τον επιθυμητό ρυθμό δεδομένων για την κάθε διαφορετική είσοδο που δεχόταν το νευρωνικό δίκτυο και να εξαγάγει συμπεράσματα για το συνδυασμό αυτό. Για την δημιουργία του «απλού» συστήματος, οι ερευνητές επέλεξαν να αξιοποιούν ένα νευρωνικό δίκτυο Elman το οποίο αποτελεί ένα δίκτυο δύο επιπέδων με αμφίδρομη επικοινωνία και επιτρέπει επίσης την δημιουργία ενός επιπλέον κρυφού επιπέδου για την ανατροφοδότηση των αποτελεσμάτων. Με την επιλογή αυτή υπήρχε δυνατότητα να επιτρέπει τόσο την αναγνώριση όσο και την παραγωγή προτύπων βασισμένων στο χρόνο. Ενώ, λαμβάνοντας υπόψη ότι υπάρχουν διαφορετικές χρονικές ζώνες, για το «επεκταμένο» σύστημα οι ερευνητές επέλεξαν να αξιοποιήσουν το time-delay νευρωνικό δίκτυο (FTDNN), το οποίο είναι ένα feed-forward input- delay back-propagation network που λαμβάνει υπόψη τις χρονικές αλλαγές. Στα συστήματα δόθηκαν διαφορετικές δοκιμαστικές περιπτώσεις με στόχο την εξαγωγή συμπερασμάτων και τη συγκριτική αξιολόγηση των ρυθμίσεών τους. Όλες οι προσομοιώσεις πραγματοποιήθηκαν μέσω του Matlab 7.1.

Για κάθε σενάριο προσομοίωσης μελετήθηκαν τα παρακάτω: i) αριθμός κρυφών νευρώνων, ii) καθυστέρηση, iii) αριθμός κρυφών επιπέδων, iv) εποχές (epochs), v) ρυθμός μάθησης και vi) η διαφορά του προσδοκώμενου με το «πραγματικό» μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Ενώ σταθερές ήταν α) ο τύπος νευρωνικού δικτύου, b) το σετ δεδομένων εκπαίδευσης και c) ο τύπος εκπαίδευσης.



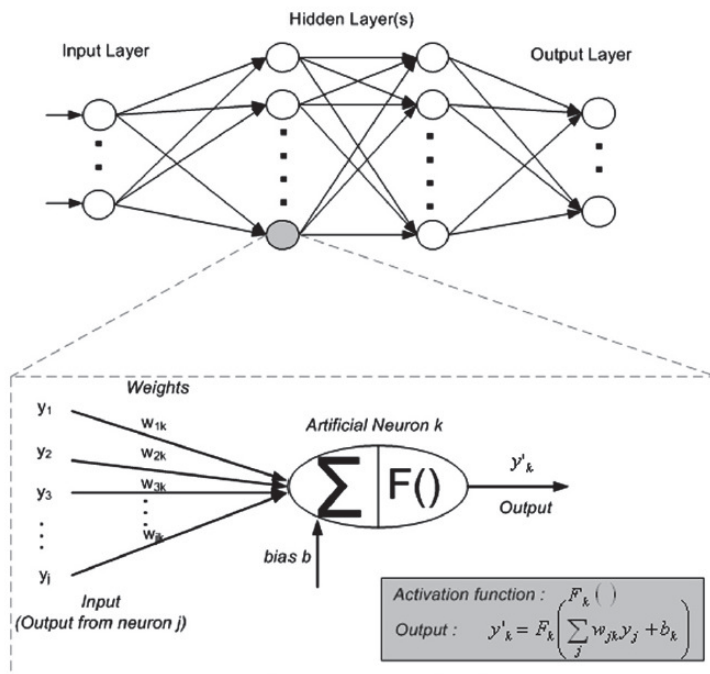
Εικόνα 32: Ενδεικτική εικόνα του «επεκταμένου» νευρωνικού δικτύου

(Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008)

Αποτελέσματα Έρευνας: Τα αποτελέσματα από τις προσομοιώσεις των νευρωνικών δικτύων και στις δύο περιπτώσεις, ήταν κοντά στα δεδομένα που δόθηκαν ως εκπαίδευση στους αλγορίθμους. Δεδομένου τις πολυπλοκότητας του προβλήματος λαμβάνοντας υπόψη διαφορετικές χρονικές ζώνες και ότι τα νευρωνικά δίκτυα δύο επιπέδων έχουν καλύτερη απόδοση, οι συγγραφείς υποστηρίζουν ότι η λύση αυτή θα μπορούσε να γενικευτεί με τις κατάλληλες βελτιώσεις (π.χ. να αξιοποιούνται λιγότεροι κρυφοί νευρώνες, διότι όσο περισσότεροι νευρώνες τόσο μεγαλύτερη απόκλιση παρατηρήθηκε).

Συμπεράσματα έρευνας: Στα συμπεράσματα τους οι συγγραφείς αναγνωρίζουν τα παρακάτω.

- Τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα πρέπει να είναι εξοπλισμένα με κατάλληλους μηχανισμούς για να προσαρμόζουν εύκολα το φάσμα τους.
- Τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα πρέπει να μπορούν να αναγνωρίζουν και να διαλέγουν δυναμικά τη βέλτιστη παραμετροποίηση για την επιτυχή λειτουργία τους.
- Η αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων (αλγορίθμων) μοιάζει να είναι μια πιθανή λύση για την απόκτηση των παραπάνω δυνατοτήτων από τα συστήματα γνωσιακών ραδιοδικτύων.



Εικόνα 33: Ενδεικτική εικόνα νευρωνικού δικτύου (Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008)

2.2.2 Γνωσιακά ραδιοδίκτυα με γενετικούς αλγόριθμους: Έξυπνος έλεγχος των ραδιοφωνικών προγραμμάτων που ορίζονται από το λογισμικό (Rondeau et al., 2004)

Ορισμός του προβλήματος: Οι συγγραφείς προσεγγίζουν ένα γνωσιακό ραδιοδίκτυο μέσω τριών συνιστωσών: α) την δυνατότητα να αισθάνεται, το διαθέσιμο φάσμα, τα γεωχωρικά δεδομένα και τις ανάγκες των χρηστών του, β) την δυνατότητα του να μάθει, αξιοποιώντας τόσο εποπτευόμενα και μη εποπτευόμενα μοντέλα μάθησης και τέλος γ) την δυνατότητα του να προσαρμόζεται σε κάθε επίπεδο ενός τηλεπικοινωνιακού συστήματος ραδιοσημάτων. Με βάση το παραπάνω οι συγγραφείς στο Κέντρο ασύρματων τηλεπικοινωνιών της Βιρτζίνια δημιούργησαν ένα τέτοιο σύστημα με την αξιοποίηση γενετικών αλγορίθμων.

Στόχοι της εργασίας/έρευνας: Ο στόχος της έρευνας ήταν να σχεδιαστεί ένα σύστημα με δυνατότητες προσαρμογής, το οποίο θα αξιοποιεί αλγορίθμους γενετικής με σκοπό την εξέλιξη του γνωσιακού ραδιοδικτύου. Οι ερευνητές ονόμασαν αυτό το σύστημα χρωμόσωμα και θεώρησαν ότι ενσωματώνει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά με σκοπό την βελτιστοποίηση του ραδιοσήματος για να καλύπτει σε βέλτιστο βαθμό τις ανάγκες των χρηστών του.

Μεθοδολογία έρευνας/εργασίας: Οι συγγραφείς λαμβάνοντας υπόψη τον βέλτιστο ορισμό που θέλησαν να επιτύχουν για το γνωσιακό τους ραδιοδίκτυο αναγνώρισαν ότι το «χρωμόσωμα» που θα αναπτύξουν έπρεπε να είχε τις παρακάτω ιδιότητες: α) δύναμη (power), β) συχνότητα, γ) σχήμα παλμού (pulse shape), δ) ρυθμός συμβόλου και ε) διαμόρφωση. Για την επίτευξη αυτή σχεδίασαν έναν αλγόριθμο με όνομα WSGA – γενετικός αλγόριθμος ασύρματου συστήματος με σκοπό την μοντελοποίηση του ραδιοσήματος ως ένα βιολογικό οργανισμό και την βελτιστοποίηση της συμπεριφοράς του με βάση γενετικές και εξελικτικές διεργασίες. Στον αλγόριθμο αυτό το σετ των PHY και MAC επιπέδων καταγράφονταν ως ιδιότητες/

χαρακτηριστικά στα γονίδια του χρωμοσώματος. Επιπρόσθετα χαρακτηριστικά όπως το μέγεθος του ωφέλιμου φορτίου, η παραμετροποίηση της κεραίας, η κωδικοποίηση της φωνής, η κρυπτογράφηση, η ισορροπία και η κωδικοποίηση, θεωρήθηκαν και αυτά γονίδια για τα επόμενα στάδια εξέλιξης του χρωμοσώματος. Τα πειράματα των ερευνητών σε ένα σύστημα που ενσωμάτωνε τα παραπάνω πραγματοποιήθηκαν τόσο σε επίπεδο λογισμικού όσο και σε επίπεδο υλικού (hardware), με συγκεκριμένες παραμέτρους. Έπειτα, στάλθηκαν σήματα στο σύστημα με σκοπό να εξαχθούν αποτελέσματα για την ικανότητα του συστήματος να διαχειρίζεται ραδιοσήματα και να μειώνει το θόρυβο.

Αποτελέσματα Έρευνας: Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι το σύστημα WSGA των ερευνητών είχε την δυνατότητα να προσαρμόζεται ανάλογα με τις απαιτήσεις που τίθενται κάθε φορά. Οι επιστήμονες παρατήρησαν ότι το περισσότερο βάθος της υπολογιστικής ισχύς πια απαιτείται από τον αλγόριθμο WSGA γεγονός που ήταν επιθυμητό, καθώς στόχος ήταν το ραδιοδίκτυο να αξιοποιεί τα δεδομένα του αλγορίθμου για την προσαρμογή του. Τέλος, οι συγγραφείς υποστηρίζουν ότι το σύστημα μπορεί να αναπροσαρμόζεται με βάση την ανατροφοδότηση από το ραδιοδίκτυο, καθώς επίσης και από υψηλότερα επίπεδα, και να πραγματοποιεί ανάλογες διορθωτικές κινήσεις για την επίλυση τυχόν προβλημάτων.

Συμπεράσματα έρευνας: Οι συγγραφείς ολοκληρώνοντας την εργασία τους συμπεραίνουν ότι,

- Ο αλγόριθμος γενετικής είναι επιτυχής στην ρύθμιση του δικτύου και των παραμέτρων του
- Πρόσθετες τεχνικές μπορούν να αξιοποιηθούν με σκοπό την αύξηση της ταχύτητας εξέλιξης του «χρωμοσώματος»
- Υπάρχει χώρος για αξιοποίηση του αλγορίθμου σε παράλληλη διάταξη με σκοπό ανεύρεσης ταχύτερων και βέλτιστων λύσεων

2.2.3 Κατανομή ραδιοφάσματος γνωσιακών ραδιοδικτύων με την αξιοποίηση αλγορίθμων εξέλιξης (Zhao, et al., 2009)

Ορισμός του προβλήματος: Το διαθέσιμο φάσμα για τα ασύρματα δίκτυα παρέχεται με βάση τους κανονισμούς που θέτουν οι κυβερνήσεις, δίνοντας ένα προκαθορισμένο πεδίο φάσματος που μπορεί να αξιοποιηθεί. Παρόλα αυτά, τα τελευταία χρόνια, οι απαιτήσεις για όλο και περισσότερο εύρος φάσματος έχει αυξηθεί δραματικά λόγω της εξέλιξης της βιομηχανίας των τηλεπικοινωνιών. Σε αυτό το πρόβλημα συνεισφέρει η υπό αξιοποίηση των διαθέσιμων μπαντών δικτύου. Οι συγγραφείς αναγνωρίζοντας τα παραπάνω, προτείνουν τη δυναμική αξιοποίηση του διαθέσιμου ραδιοφάσματος μέσω γνωσιακών ραδιοδικτύων που βασίζεται σε συστήματα γενετικών αλγορίθμων.

Στόχοι της εργασίας/έρευνας: Στόχος των ερευνητών είναι η βέλτιστη δυναμική αξιοποίηση του δοθέντος ραδιοφάσματος με την αξιοποίηση γενετικών αλγορίθμων. Προς αυτή την κατεύθυνση ονόμασαν το σύστημα τους δίκτυο νέας γενιάς, το οποίο προσομοιώνει την φυσική εξελικτική πορεία ενός οργανισμού και την «κοινωνική» συμπεριφορά του.

Μεθοδολογία έρευνας/εργασίας: Στην έρευνα τους οι συγγραφείς αξιοποίησαν κβαντικούς αλγορίθμους γενετικής και αλγορίθμους PSO (particle swarm optimization) εμπνευσμένους από την συμπεριφορά που παρουσιάζει μια ομάδα πτηνών. Τρέχοντας πειράματα για όλες τις διαφορετικές μορφές αλγορίθμων GA-SAA, QGA-SAA and PSO-SAA και πραγματοποίησαν συγκριτική μελέτη των αποτελεσμάτων που είχαν οι τρεις διαφορετικοί αλγόριθμοι με βάση τον αριθμό των επαναλήψεων (γενιών) του πειράματος, βασισμένοι στα κριτήρια MAX-SUM-REWARD, MAX-MIN-REWARD και MAX-PROPORTIONAL-FAIR. Τα πειράματα έτρεξαν

σε Η/Υ με διπλό επεξεργαστή στα 1.66 GHz και 1 GB μνήμη RAM. Για την δημιουργία των προσομοιώσεων αξιοποιήθηκε το εργαλείο MATLAB 7.0.

Αποτελέσματα Έρευνας: Ολοκληρώνοντας τα πειράματα τους οι συγγραφείς αναφέρουν ότι ενώ αρκετοί εξελικτικοί αλγόριθμοι έχουν αξιοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης δικτύων, δεν υπάρχει μια σαφής θεωρητική ανάλυση για την δυνατότητα που προσφέρουν οι αλγόριθμοι γενετικής, όπως είναι η QGA και οι PSO. Με βάση τις προσομοιώσεις οι ερευνητές υποστηρίζουν ότι οι αλγόριθμοι γενετικής μπορούν να αξιοποιηθούν σε πραγματικές συνθήκες καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων (γενεών) που απαιτούν είναι μικρός (περίπου 10 επαναλήψεις-γενιές).

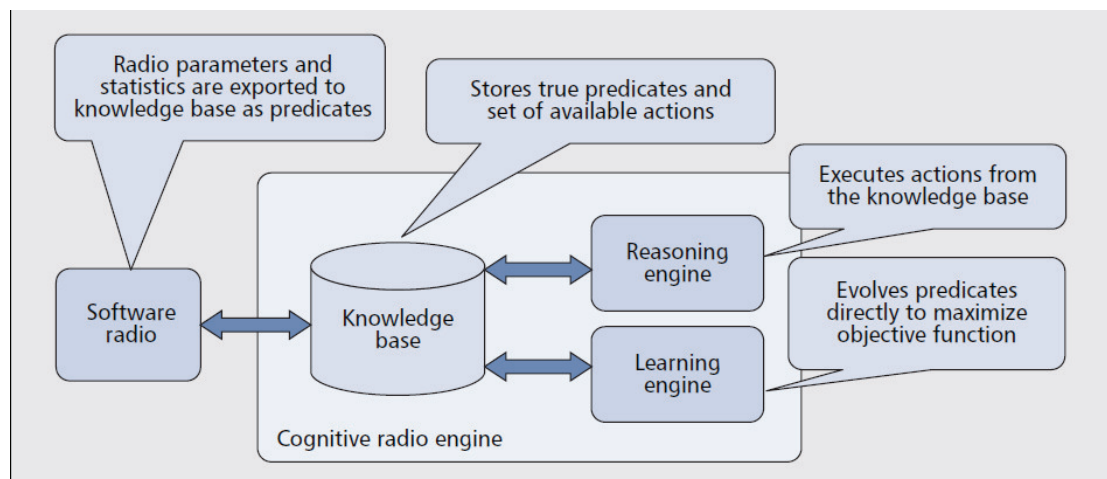
Συμπεράσματα έρευνας: Στα συμπεράσματα τους οι συγγραφείς αναφέρουν ότι και

- οι τρεις διαφορετικοί αλγόριθμοι γενετικής που αξιοποίησαν ήταν περισσότερο αποτελεσματικοί από τον αλγόριθμο που αξιοποιήθηκε ως αλγόριθμος ελέγχου για το πείραμα, ο οποίος ήταν αλγόριθμος αναγνώρισης χρωματικών διαφορών γράφου (Color Sensitive Graph Coloring Algorithm)
- ο αλγόριθμος γενετικής PSO-SAA (particle swarm optimization) εμφανίζει καλύτερα αποτελέσματα έναντι στους αλγορίθμους γενετικής και κβαντικής γενετικής για τους οποίους διεξήχθησαν τα πειράματα.

2.2.4 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα γνωσιακά ραδιοδίκτυα (Clancy, et al. 2007)

Ορισμός του προβλήματος: Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν την δυνατότητα των γνωσιακών ραδιοδικτύων να εξελιχθούν σε έξυπνα δίκτυα τα οποία θα μπορούν να μάθουν και να εξελιχθούν από το περιβάλλον τους. Θεώρησαν ότι δόθηκε περισσότερο βάρος στην έρευνα σχετικά με γνωσιακά ραδιοδίκτυα, τα οποία καθορίζονται από συγκεκριμένους κανόνες και την προκαθορισμένη συμπεριφορά που θα έχει το δίκτυο σε συγκεκριμένα σενάρια. Οι ερευνητές αναγνωρίζουν την

ανάγκη για ενσωμάτωση μηχανών μάθησης στα γνωσιακά ραδιοδίκτυα με σκοπό την δημιουργία ενός σκεπτόμενου συστήματος, το οποίο μπορεί να πραγματοποιήσει τις βέλτιστες επιλογές. Επιπροσθέτως, αναγνωρίζουν τις διαφορές μεταξύ της εξαγωγής συμπερασμάτων και της μάθησης ενός συστήματος, οι οποίες απαιτούνται σε διαφορετικές καταστάσεις.



Εικόνα 34: Ενδεικτική εικόνα αλληλεπιδράσεων των στοιχείων του προτεινόμενου γνωσιακού ραδιοδικτύου (Clancy, et al. 2007)

Στόχοι της εργασίας/έρευνας: Ο βασικός στόχος της έρευνας είναι ο καθορισμός της εφαρμογής των γνωσιακών ραδιοδικτύων μέσω ενός πλαισίου εφαρμογής στο οποίο αυτά θα μπορούν να αξιοποιηθούν με το βέλτιστο δυνατό τρόπο.

Μεθοδολογία έρευνας/εργασίας: Οι ερευνητές βασισμένοι σε όλες τις εξελίξεις στον τομέα των γνωσιακών ραδιοδικτύων και της μηχανικής μάθησης σχεδίασαν και υλοποίησαν μια γενικευμένη γνωσιακή μηχανή. Για την δημιουργία της μηχανής αυτής οι συγγραφείς αξιοποίησαν την αρχιτεκτονική OSSIE, η οποία αποτελεί μια ανοιχτού λογισμικού αρχιτεκτονική για τηλεπικοινωνίες δημιουργημένη από το Virginia Tech, συνδυάζοντας την με την γνωστική μηχανή Soar του Πανεπιστημίου του Μίσιγκαν. Η μηχανή είχε ως στόχο να πετύχει τις βέλτιστες τιμές σε μεγιστοποίηση του εύρους δικτύου και του γνωσιακού εύρους.

Αποτελέσματα Έρευνας: Οι ερευνητές παρατήρησαν ότι η μηχανή που δημιούργησαν μπορεί να επιτύχει την βέλτιστη παραμετροποίηση του ραδιοσήματος στο δοθέν περιβάλλον. Μια από τις σημαντικότερες παρατηρήσεις είναι ότι όσο περισσότερη «εξυπνάδα» δίνεται στο σύστημα τόσο περισσότερο χρόνο απαιτείται για να επιτευχθεί η βέλτιστη κατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι εάν η μηχανή τρέχει συνεχώς στο υπόβαθρο τότε θα απαιτείται μεγάλη υπολογιστική ισχύ για την υποστήριξή της.

Συμπεράσματα έρευνας: Οι ερευνητές ολοκληρώνοντας το άρθρο τους αναφέρουν ότι

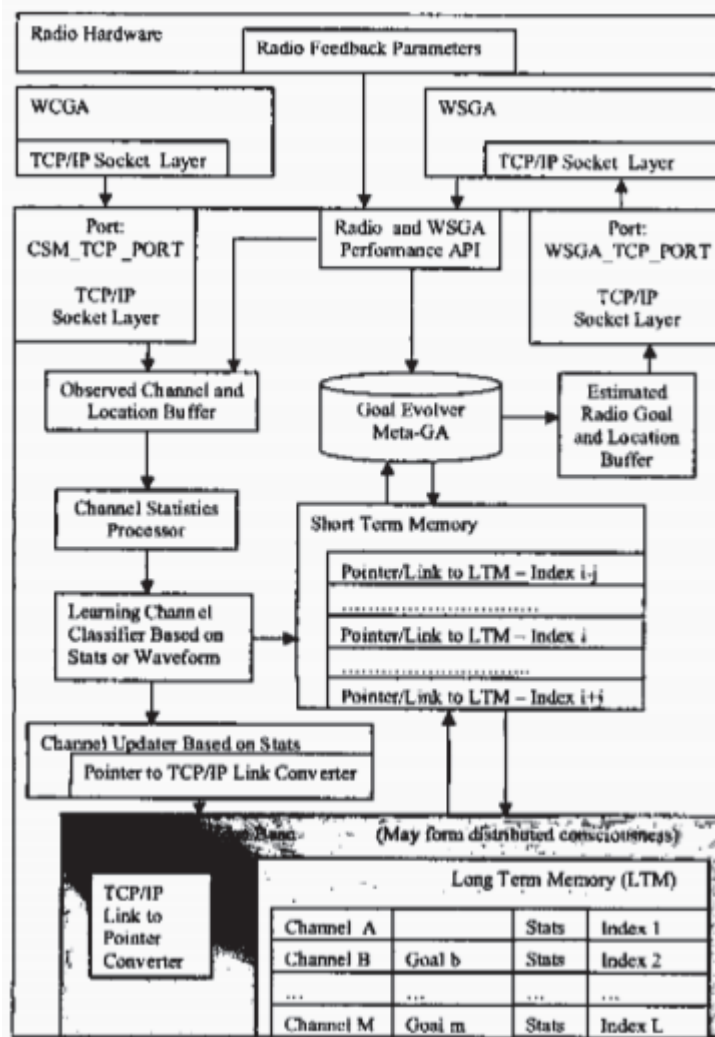
- Υπάρχει ανάγκη φορμαλισμού των διαφορετικών ιδεών και θεωριών που υπάρχουν διαθέσιμες για την αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης σε γνωσιακά ραδιοδίκτυα.
- Πρέπει να υπάρξει σαφής διαχωρισμός για το ποια εργαλεία/θεωρίες/ιδέες μπορούν να αξιοποιηθούν για την εξαγωγή συμπερασμάτων και ποια για την μάθηση.
- Η αρχιτεκτονική του συστήματος που προτάθηκε μπορεί να αξιοποιηθεί σε πολλές περιπτώσεις, καθώς είναι αρκετά ευέλικτη στο να αναγνωρίζει ενέργειες και παραμετροποιήσεις που χρειάζεται να γίνουν για την πλήρη αξιοποίηση του ραδιοφάσματος.

2.2.5 Αξιοποίηση γενετικών αλγορίθμων για την δοκιμή γνωσιακών ραδιοδικτύων (Rieser et al., 2004)

Ορισμός του προβλήματος: Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν το πρόβλημα της ενίσχυσης των έκτακτων (επειγόντων) ραδιοσυχνοτήτων με την αξιοποίηση μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα αλγορίθμων γενετικής. Η έρευνα έγινε με σκοπό να αναγνωριστούν οι δυνατότητες της εφαρμογής των αλγορίθμων γενετικής στις έκτακτες εκπομπές αλλά και να αναγνωριστούν ευκαιρίες για κρυφές και κωδικοποιημένες επικοινωνίες.

Στόχοι της εργασίας/έρευνας: Κύριος στόχος των συγγραφέων ήταν να ξεπεράσουν το πρόβλημα που παρουσιάζουν τα συστήματα επικοινωνιών όταν καλούνται να ανταπεξέλθουν σε μια «άγνωστη» κατάσταση για αυτά, χωρίς να έχουν ήδη καταχωρημένη τη «λύση» μέσα στον αλγόριθμό τους.

Μεθοδολογία έρευνας/εργασίας: Για να το πετύχουν αυτό οι συγγραφείς αναγνώρισαν την ιδιότητα της μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα τον αλγορίθμων γενετικής στην επίλυση «νέων προβληματικών καταστάσεων» με βάση συγκεκριμένη πρότερη εκπαίδευση. Με βάση το παραπάνω οι ερευνητές σχεδίασαν μια «έξυπνη» μηχανή με «μηχανικό μυαλό». Το μηχανικό αυτό μυαλό χωρίστηκε σε δύο μέρη, το πρώτο κομμάτι του (δεξιό) πραγματοποιούσε τη δημιουργία νέων δεδομένων και λύσεων με βάση τα δεδομένα που δεχόταν, ενώ το δεύτερο κομμάτι (αριστερό) πραγματοποιούσε τις λογικές πράξεις για την επίλυση του προβλήματος. Αξιοποιώντας το παραπάνω οι επιστήμονες ανέπτυξαν μια γνωστική μηχανή, η οποία δεχόταν δεδομένα σήματος από το υπάρχον κανάλι και τα αποθήκευε στη μνήμη της. Τα δεδομένα επεξεργάζονταν με βάση συγκεκριμένες στατιστικές μεθόδους και έτσι έπειτα διοχετεύονταν στο κανάλι «μάθησης» της μηχανής με σκοπό την αξιοποίηση τους σε νέα συνθήκες. Με την ανάλυση έτοιμα κομμάτια λύσεων σε μορφή χρωσωμάτων αποθηκεύονταν στην ταχείας προσπέλασης μνήμη της μηχανής για άμεση αξιοποίηση.



Εικόνα 35: Εικόνα σχεδιασμού συστήματος ανάλυσης δεδομένων και γνωστικής μηχανής γενετικού αλγορίθμου (Rieser et al., 2004)

Αποτελέσματα Έρευνας: Στο πρακτικό κομμάτι της εφαρμογής του παραπάνω οι ερευνητές εκτέλεσαν σχετικό πείραμα με σκοπό να καταφέρουν ένα μοντέλο γνωστικού ραδιοδικτύου, το οποίο θα μπορούσε να λειτουργήσει σε μη αναμενόμενα ασύρματα κανάλια. Για τον έλεγχο της δυνατότητας αυτής οι συγγραφείς έτρεξαν μια προσομοίωση, η οποία έτρεξε μέσω του προγράμματος MATLAB.

Έπειτα, αξιοποιώντας ασύρματες επικοινωνίες σε διάφορα κανάλια οι συγγραφείς σύγκριναν την δυνατότητα της δικής τους μηχανής σε σχέση με τα παραδοσιακά εργαλεία. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν ότι η πρόταση των ερευνητών είχε τη δυνατότητα να βρίσκει τις καλύτερες δυνατές ρυθμίσεις για το

φάσμα του δικτύου, αντίθετα με τα παραδοσιακά controllers, τα οποία απλώς αυξομειώναν τις ρυθμίσεις χάνοντας έτσι σημαντικό κομμάτι του εύρους δικτύου που θα μπορούσε να αξιοποιηθεί.

Συμπεράσματα έρευνας: Οι συγγραφείς κλείνοντας συμπεραίνουν ότι η μηχανή θα μπορούσε να αξιοποιηθεί σε περισσότερα πειράματα με σκοπό να εξελιχθεί σε «προϊόν» το οποίο θα επιτρέπει την αποδοτικότερή αξιοποίηση του διαθέσιμου φάσματος ραδιοδικτύων.

Κεφάλαιο 3: Ανάλυση – Συζήτηση

Αναλύοντας τις εργασίες από την διεθνή βιβλιογραφία αναγνωρίστηκαν διαφορετικοί τρόποι αξιοποίησης της μηχανικής μάθησης και των κατηγοριών αλγορίθμων που την απαρτίζουν με σκοπό την βέλτιστη αξιοποίηση του ραδιοφάσματος. Ο παρακάτω πίνακας συνοψίζει το κεφάλαιο 2 με σκοπό να τροφοδοτήσει συζήτηση για τα αποτελέσματα των εν λόγω ερευνών.

Πίνακας 1: Σύνοψη εφαρμογής μηχανικής μάθησης στη διαχείριση ραδιοφάσματος από τη διεθνή βιβλιογραφία

Συγγραφείς	Τίτλος	Βασικός Στόχος	Μεθοδολογία	Βασικά Αποτελέσματα/Συμπεράσματα
<i>Tsagkaris, Katidiotis & Demestichas, 2008</i>	<i>Αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων για γνωσιακά ραδιοσήματα</i>	<ul style="list-style-type: none"> Η παρουσίαση/πρόταση δύο συστημάτων μάθησης (βασισμένων σε νευρωνικά δίκτυα) – βασικό και εκτεταμένο η πραγματοποίηση συγκριτικής αξιολόγησης των συστημάτων (βασισμένων σε νευρωνικά δίκτυα) 	Επιλογή κατάλληλου αλγορίθμου για την εκπαίδευση των παραμετροποιημένων νευρωνικών δικτύων με σκοπό την πρόβλεψη του ρυθμού δεδομένων ανάλογα με την παραμετροποίηση	<ul style="list-style-type: none"> Τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα πρέπει να είναι εξοπλισμένα με κατάλληλους μηχανισμούς για να προσαρμόζονται εύκολα το φάσμα τους. Τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα πρέπει να μπορούν να αναγνωρίζουν και να διαλέγουν δυναμικά τη βέλτιστη παραμετροποίηση για την επιτυχή λειτουργία τους. Η αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων (αλγορίθμων) μοιάζει να είναι μια πιθανή λύση για την απόκτηση των παραπάνω δυνατοτήτων από τα συστήματα γνωσιακών ραδιοδικτύων.
<i>Rondeau et al., 2004</i>	<i>Γνωσιακά ραδιοδίκτυα με γενετικούς αλγόριθμους: Έξυπνος έλεγχος των</i>	Στόχος της έρευνας ήταν να σχεδιαστεί ένα σύστημα με δυνατότητες προσαρμογής, το οποίο θα αξιοποιεί αλγορίθμους	Οι συγγραφείς ανέπτυξαν το δικό τους « χρωμόσωμα » που είχε τις παρακάτω ιδιότητες: α) δύναμη (power),	<ul style="list-style-type: none"> Ο αλγόριθμος γενετικής είναι επιτυχής στην ρύθμιση του δικτύου και των παραμέτρων του

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (MACHINE LEARNING) ΣΤΗ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΡΑΔΙΟΦΑΣΜΑΤΟΣ ΜΕ ΓΝΩΣΙΑΚΑ ΡΑΔΙΟΔΙΚΤΥΑ (COGNITIVE RADIO NETWORKS).

	<p>ραδιοφωνικών προγραμμάτων που ορίζονται από το λογισμικό</p>	<p>γενετικής με σκοπό την εξέλιξη του γνωστικού ραδιοδικτύου</p>	<p>β) συχνότητα, γ) σχήμα παλμού (pulse shape), δ) ρυθμός συμβόλου και ε) διαμόρφωση. Και με βάση αυτό σχεδίασαν έναν αλγόριθμο με όνομα WSGA – γενετικός αλγόριθμος ασύρματου συστήματος με σκοπό την μοντελοποίηση του ραδιοσήματος ως ένα βιολογικό οργανισμό και την βελτιστοποίηση της συμπεριφοράς του με βάση γενετικές και εξελικτικές διεργασίες.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Πρόσθετες τεχνικές μπορούν να αξιοποιηθούν με σκοπό την αύξηση της ταχύτητας εξέλιξης του «χρωμοσώματος» • Υπάρχει χώρος για αξιοποίηση του αλγορίθμου σε παράλληλη διάταξη με σκοπό ανεύρεσης ταχύτερων και βέλτιστων λύσεων
<p>Zhao et al., 2009</p>	<p>Κατανομή ραδιοφάσματος γνωστικών ραδιοδικτύων με την αξιοποίηση αλγορίθμων εξέλιξης</p>	<p>Στόχος των ερευνητών είναι η βέλτιστη δυναμική αξιοποίηση του διαθέσιμου ραδιοφάσματος με την αξιοποίηση γενετικών αλγορίθμων</p>	<p>Αξιοποίησαν κβαντικούς αλγορίθμους γενετικής και αλγορίθμους PSO (particle swarm optimization) εμπνευσμένους από την συμπεριφορά που παρουσιάζει μια ομάδα πτηνών. Τρέχοντας πειράματα για όλες τις διαφορετικές μορφές αλγορίθμων GA-SAA, QGA-SAA and PSO-SAA και πραγματοποιήσαν συγκριτική μελέτη των αποτελεσμάτων που είχαν οι τρεις</p>	<ul style="list-style-type: none"> • οι τρεις διαφορετικοί αλγόριθμοι γενετικής που αξιοποιήσαν ήταν περισσότερο αποτελεσματικοί από τον αλγόριθμο που αξιοποιήθηκε ως αλγόριθμος ελέγχου για το πείραμα, ο οποίος ήταν αλγόριθμος ανανώρισης χρωματικών διαφορών γράφου (Color Sensitive Graph Coloring Algorithm)

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (MACHINE LEARNING) ΣΤΗ
ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΡΑΔΙΟΦΑΣΜΑΤΟΣ ΜΕ ΓΝΩΣΙΑΚΑ ΡΑΔΙΟΔΙΚΤΥΑ
(COGNITIVE RADIO NETWORKS).

			<p>διαφορετικοί αλγόριθμοι με βάση τον αριθμό των επαναληψεων (γενιών) του πειράματος, βασισμένοι στα κριτήρια MAX-SUM-REWARD, MAX-MIN-REWARD και MAX-PROPORTIONAL-FAIR.</p>	<ul style="list-style-type: none"> ο αλγόριθμος γενετικής (particle swarm optimization) εμφανίζει καλύτερα αποτελέσματα έναντι στους αλγορίθμους γενετικής και κβαντικής γενετικής για τους οποίους διεξήχθησαν τα πειράματα.
<p>Clancy et al., 2007</p>	<p><i>Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στα γνωστικά ραδιοδίκτυα</i></p>	<p>Καθορισμός της εφαρμογής των γνωστικών ραδιοδικτύων μέσω ενός πλαισίου εφαρμογής στο οποίο αυτά θα μπορούν να αξιοποιηθούν με το βέλτιστο δυνατό τρόπο</p>	<p>Οι ερευνητές βασισμένοι σε όλες τις εξελίξεις στον τομέα των γνωστικών ραδιοδικτύων και της μηχανικής μάθησης σχεδίασαν και υλοποίησαν μια γενικευμένη γνωστική μηχανή με βάση την αρχιτεκτονική OSSIE.</p>	<ul style="list-style-type: none"> Υπάρχει ανάγκη formalισμού των διαφορετικών ιδεών και θεωριών που υπάρχουν διαθέσιμες για την αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης σε γνωστικά ραδιοδίκτυα. Πρέπει να υπάρξει σαφής διαχωρισμός για το ποια εργαλεία/θεωρίες/ιδέες μπορούν να αξιοποιηθούν για την εξαγωγή συμπερασμάτων και ποια για την μάθηση. Η αρχιτεκτονική του συστήματος που προτάθηκε μπορεί να αξιοποιηθεί σε πολλές περιπτώσεις, καθώς είναι αρκετά ευέλικτη στο να αναγνωρίζει ενέργειες και παραμετροποιήσεις

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ (MACHINE LEARNING) ΣΤΗ
ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΡΑΔΙΟΦΑΣΜΑΤΟΣ ΜΕ ΓΝΩΣΙΑΚΑ ΡΑΔΙΟΔΙΚΤΥΑ
(COGNITIVE RADIO NETWORKS).

				<p>που χρειάζεται να γίνουν για την πλήρη αξιοποίηση του ραδιοφάσματος.</p>
<p><i>Rieser et al., 2004</i></p>	<p><i>Αξιοποίηση γενετικών αλγορίθμων για την δοκιμή γνωστικών ραδιοδικτύων</i></p>	<p>Κύριος στόχος των συγγραφέων ήταν να ξεπεράσουν το πρόβλημα που παρουσιάζουν τα συστήματα επικοινωνιών όταν καλούνται να ανταπεξέλθουν σε μια «άγνωστη» κατάσταση για αυτά, χωρίς να έχουν ήδη καταχωρημένη τη «λύση» μέσα στον αλγόριθμό τους.</p>	<p>Σχεδίασαν μια «έξυπνη» μηχανή με «μηχανικό μυαλό».</p> <p>Ανέπτυξαν μια γνωστική μηχανή, η οποία δεχόταν δεδομένα σήματος από το υπάρχον κανάλι και τα αποθήκευε στη μνήμη της. Τα δεδομένα επεξεργάζονταν με βάση συγκεκριμένες στατιστικές μεθόδους και έτσι έπειτα διοχετεύονταν στο κανάλι «μάθησης» της μηχανής με σκοπό την αξιοποίησή τους σε νέες συνθήκες. Με την ανάλυση έτοιμα κομμάτια λύσεων σε μορφή «χρωμοσωμάτων» αποθηκεύονταν στην ταχείας προσπέλασης μνήμη της μηχανής για άμεση αξιοποίηση.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν ότι η πρόταση των ερευνητών είχε τη δυνατότητα να βρίσκει τις καλύτερες δυνατές ρυθμίσεις για το φάσμα του δικτύου, αντίθετα με τα παραδοσιακά controllers, τα οποία απλώς αυξομειωναν τις ρυθμίσεις χάνοντας έτσι σημαντικό κομμάτι του εύρους δικτύου που θα μπορούσε να αξιοποιηθεί.

Με βάση τον συνοπτικό πίνακα παρατηρούμε ότι οι συγγραφείς αναγνώρισαν το πρόβλημα της μη αποδοτικής αξιοποίησης του ραδιοφάσματος και προσπάθησαν με διαφορετικούς τρόπους μηχανικής μάθησης να το επιλύσουν. Οι βασικοί αλγόριθμοι που αξιοποιήθηκαν ήταν αυτοί της γενετικής και των νευρωνικών δικτύων σε διάφορες εκδοχές τους. Σε κάθε εργασία οι συγγραφείς είχαν ως στόχο να επιλύσουν ένα πρόβλημα ραδιοφάσματος σε συγκεκριμένο τομέα και έπειτα να γενικεύσουν τα αποτελέσματα αυτά στην διαχείριση του ραδιοφάσματος σε όλους τους τομείς. Τα βήματα της κάθε έρευνα ήταν συγκεκριμένα:

- οι συγγραφείς αναγνώρισαν το πρόβλημα και το πεδίο εφαρμογής του
- επέλεξαν τα κατάλληλα εργαλεία μηχανικής μάθησης (αλγορίθμους ή μοντέλα)
- κατασκεύασαν ή σχεδίασαν συγκεκριμένα εργαλεία ή modules για την διεξαγωγή των πειραμάτων τους
- πραγματοποίησαν πειράματα με προσομοιώσεις αξιοποιώντας κυρίως το εργαλείο MATLAB
- Εξήγαγαν βασικά αποτελέσματα από τα πειράματα τους αναφορικά με την αξία του προτεινόμενου τους μοντέλου – module

Το βασικότερο που μπορεί να ειπωθεί για τα συγκεκριμένα πειράματα/εργασίες είναι ότι πραγματοποιούν ανάλυση της υπάρχουσας κατάστασης και αναγνωρίζουν τα προβλήματα και προκλήσεις που έχει η βέλτιστη αξιοποίηση του ραδιοφάσματος. Όλοι επίσης οι συγγραφείς θεωρούν ότι η λύση για αυτό βρίσκεται στην αξιοποίηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα, σε αλγορίθμους γενετικής, αλγορίθμων εξέλιξης και νευρωνικά δίκτυα. Τα μοντέλα ή τα modules που δημιουργήθηκαν έτρεξαν κυρίως μέσα από προσομοιώσεις και τα αποτελέσματα ήταν θετικά ως προς την κατεύθυνση της βέλτιστης αξιοποίησης του ραδιοφάσματος. Παρατηρήθηκε, όμως για την πραγματική εφαρμογή υπάρχει ακόμα μεγάλη διαδρομή να γίνει, έτσι ώστε τα «προϊόντα» των παραπάνω εν λόγω ερευνών να μπορούν να αξιοποιηθούν σε πραγματικές συνθήκες και να υποστηρίξουν την αξιοποίηση των γνωσιακών ραδιοδικτύων στην καθημερινότητα.

Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα και Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Η συνεχώς αυξανόμενη ζήτηση για νέες ασύρματες υπηρεσίες και εφαρμογές τους, καθώς και η αύξηση που παρουσιάζει ο αριθμός χρηστών των ασύρματων επικοινωνιών, το διαθέσιμο ραδιοφάσμα γίνεται όλο και πιο δυσεύρετο. Μια από τις σημαντικότερες τεχνολογικές προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι σύγχρονοι μηχανικοί ασυρμάτων δικτύων αποτελεί την ορθή διαχείριση του ηλεκτρομαγνητικού ραδιοφάσματος, το οποίο είναι πολύτιμο αλλά εξαιρετικά περιορισμένο. Η υπάρχουσα μορφή της στατικής απόδοσης του ραδιοδικτύου σε συνδυασμό με τους νόμους των κυβερνήσεων, οδηγεί στην υποαξιοποίηση του διαθέσιμου φάσματος και δεν αξιοποιεί πλήρως τις δυνατότητες που προσφέρει. Επομένως μέσα από την ανάλυση της διεθνής βιβλιογραφίας αναγνωρίστηκε η ανάγκη για τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη τρόπων για την διαχείριση του φάσματος, ικανών να αξιοποιήσουν τις διαθέσιμες και υποαξιοποιούμενες μπάντες συχνοτήτων. Προς αυτή την κατεύθυνση τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα μπορούν να αξιοποιήσουν μηχανισμούς και λειτουργίες που προσφέρονται από τη μηχανική μάθηση.

Τα βασικά συμπεράσματα των εργασιών που μελετήθηκαν μπορούν να συνοψιστούν παρακάτω:

- Τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα πρέπει να είναι εξοπλισμένα με κατάλληλους μηχανισμούς για να προσαρμόζουν εύκολα το φάσμα τους.
- Τα γνωσιακά ραδιοδίκτυα πρέπει να μπορούν να αναγνωρίζουν και να διαλέγουν δυναμικά τη βέλτιστη παραμετροποίηση για την επιτυχή λειτουργία τους.
- Η αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων (αλγορίθμων) μοιάζει να είναι μια πιθανή λύση για την απόκτηση των παραπάνω δυνατοτήτων από τα συστήματα γνωσιακών ραδιοδικτύων.
- Ο αλγόριθμος γενετικής είναι επιτυχής στην ρύθμιση του δικτύου και των παραμέτρων του
- Πρόσθετες τεχνικές μπορούν να αξιοποιηθούν με σκοπό την αύξηση της ταχύτητας εξέλιξης του «χρωμοσώματος»

- Υπάρχει χώρος για αξιοποίηση του αλγορίθμου σε παράλληλη διάταξη με σκοπό ανεύρεσης ταχύτερων και βέλτιστων λύσεων
- Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης (γενετικής) φαίνεται να είναι περισσότερο αποτελεσματικοί από κοινούς αλγόριθμους που αξιοποιήθηκε ως αλγόριθμος ελέγχου για το πείραμα, όπως για παράδειγμα είναι ο αλγόριθμος αναγνώρισης χρωματικών διαφορών γράφου (Color Sensitive Graph Coloring Algorithm)
- Υπάρχει ανάγκη φορμαλισμού των διαφορετικών ιδεών και θεωριών που υπάρχουν διαθέσιμες για την αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης σε γνωσιακά ραδιοδίκτυα.
- Πρέπει να υπάρξει σαφής διαχωρισμός για το ποια εργαλεία/θεωρίες/ιδέες μπορούν να αξιοποιηθούν για την εξαγωγή συμπερασμάτων και ποια για την μάθηση.
- Η αρχιτεκτονική των συστημάτων μηχανικής μάθησης που προτείνονται μπορούν να αξιοποιηθούν σε πολλά διαφορετικά πεδία εφαρμογής, καθώς φαίνεται ότι είναι αρκετά ευέλικτη στο να αναγνωρίζει ενέργειες και παραμετροποιήσεις που χρειάζεται να γίνουν για την πλήρη αξιοποίηση του ραδιοφάσματος.
- Τα αποτελέσματα ενός module μηχανικής μάθησης φαίνεται να έχουν τη δυνατότητα να βρίσκουν τις καλύτερες δυνατές ρυθμίσεις για το φάσμα του δικτύου, αντίθετα με τα παραδοσιακά controllers, τα οποία για παράδειγμα απλώς αυξομειώνουν τις ρυθμίσεις χάνοντας έτσι σημαντικό κομμάτι του εύρους δικτύου που θα μπορούσε να αξιοποιηθεί.

Πρέπει όμως να αναφερθεί ότι τα μοντέλα ή τα modules που δημιουργήθηκαν έτρεξαν κυρίως μέσα από προσομοιώσεις και τα αποτελέσματα ήταν θετικά ως προς την κατεύθυνση της βέλτιστης αξιοποίησης του ραδιοφάσματος. Με βάση αυτό σε σημαντικό είναι μελλοντικές έρευνες να αναγνωρίσουν την δυνατότητα εφαρμογής της μηχανικής μάθησης για τη διαχείριση του ραδιοφάσματος γνωσιακών ραδιοδικτύων σε διαφορετικούς τομείς, δίνοντας έμφαση στην πρακτική εφαρμογή τους στην καθημερινή χρήση των δικτύων.

Βιβλιογραφία

- Ashley, S. (2006). Cognitive radio. *Scientific American*, 294(3), 66-73.
- Bengio, Y. (2009). Learning deep architectures for AI. *Foundations and trends® in Machine Learning*, 2(1), 1-127.
- Bkassiny, M., Li, Y., & Jayaweera, S. K. (2013). A survey on machine-learning techniques in cognitive radios. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 15(3), 1136-1159.
- Clancy, C., Hecker, J., Stuntebeck, E., & O'Shea, T. (2007). Applications of machine learning to cognitive radio networks. *IEEE Wireless Communications*, 14(4).
- Da Silva, I. N., Spatti, D. H., Flauzino, R. A., Liboni, L. H. B., & dos Reis Alves, S. F. (2017). Artificial neural networks. *Cham: Springer International Publishing*.
- Dietterich, T. G. (2000, June). Ensemble methods in machine learning. In *International workshop on multiple classifier systems* (pp. 1-15). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Ding, G., Wu, Q., Yao, Y. D., Wang, J., & Chen, Y. (2013). Kernel-based learning for statistical signal processing in cognitive radio networks: Theoretical foundations, example applications, and future directions. *IEEE Signal Processing Magazine*, 30(4), 126-136.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. H., & De Jesús, O. (1996). *Neural network design* (Vol. 20). Boston: Pws Pub..
- Haykin, S. (2005). Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE journal on selected areas in communications*, 23(2), 201-220.

Haykin, S. (2005). Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE journal on selected areas in communications*, 23(2), 201-220.

He, A., Bae, K. K., Newman, T. R., Gaeddert, J., Kim, K., Menon, R., ... & Tranter, W. H. (2010). A survey of artificial intelligence for cognitive radios. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 59(4), 1578-1592.

IEEE 1900.1. (2008). Working Group on "Definitions and Concepts for Dynamic Spectrum Access: Terminology Relating to Emerging Wireless Networks, System Functionality, and Spectrum Management": Διαθέσιμο online:

<http://grouper.ieee.org/groups/dyspan/1/index.htm>

Mitola, Joseph (2000), *Cognitive Radio – An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio* (Ph.D. Dissertation), Kista, Sweden: [KTH Royal Institute of Technology](#), ISSN 1403-5286

Nikolić, D., Häusler, S., Singer, W., & Maass, W. (2009). Distributed fading memory for stimulus properties in the primary visual cortex. *PLoS biology*, 7(12), e1000260.

NVIDIA (2016). *What's the Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning?* Διαθέσιμο στην ηλεκτρονική διεύθυνση:

<https://blogs.nvidia.com/blog/2016/07/29/whats-difference-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-ai/> Τελευταία προσπέλαση: 21/09/2018

Omondi, A. O., & Mbugua, A. W. (2017). An Application of association rule learning in recommender systems for e-Commerce and its effect on marketing.

Rieser, C. J. (2004). *Biologically inspired cognitive radio engine model utilizing distributed genetic algorithms for secure and robust wireless communications and networking* (Doctoral dissertation, Virginia Tech).

Rieser, C. J., Rondeau, T. W., Bostian, C., Cyre, W. R., & Gallagher, T. M. (2007). *U.S. Patent No. 7,289,972*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.

- Rondeau, T. W., Le, B., Rieser, C. J., & Bostian, C. W. (2004, November). Cognitive radios with genetic algorithms: Intelligent control of software defined radios. In *Software defined radio forum technical conference* (pp. C3-C8).
- Rondeau, T. W., Le, B., Rieser, C. J., & Bostian, C. W. (2004, November). Cognitive radios with genetic algorithms: Intelligent control of software defined radios. In *SDR forum technical conference* (Vol. 100, pp. 3-8).
- Stevenson, C.; Chouinard, G.; Zhongding Lei; Wendong Hu; Shellhammer, S.; Caldwell, W. (2009). ["IEEE 802.22: The First Cognitive Radio Wireless Regional Area Network Standard"](#). *IEEE Communications Magazine*. **47**: 130.
- Thilina, K. M., Choi, K. W., Saquib, N., & Hossain, E. (2013). Machine learning techniques for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE Journal on selected areas in communications*, *31*(11), 2209-2221.
- Rieser, C. J., Rondeau, T. W., Bostian, C. W., & Gallagher, T. M. (2004, October). Cognitive radio testbed: further details and testing of a distributed genetic algorithm based cognitive engine for programmable radios. In *Military Communications Conference, 2004. MILCOM 2004. 2004 IEEE* (Vol. 3, pp. 1437-1443). IEEE.
- Thilina, K. M., Choi, K. W., Saquib, N., & Hossain, E. (2013). Machine learning techniques for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE Journal on selected areas in communications*, *31*(11), 2209-2221.
- Tsagkaris, K., Katidiotis, A., & Demestichas, P. (2008). Neural network-based learning schemes for cognitive radio systems. *Computer Communications*, *31*(14), 3394-3404.
- Tumuluru, V. K., Wang, P., & Niyato, D. (2010, May). A neural network based spectrum prediction scheme for cognitive radio. In *Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.

Wyglinski, A. M., Nekovee, M., & Hou, Y. T. (2010). Cognitive radio communications and networks – Chapter 13. *Principles & Practice, Elsevier*.

Yampolskiy, R. V. (2013). Artificial intelligence safety engineering: Why machine ethics is a wrong approach. In *Philosophy and theory of artificial intelligence* (pp. 389-396). Springer, Berlin, Heidelberg.

Zhao, Z., Peng, Z., Zheng, S., & Shang, J. (2009). Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(9).

Αρβανίτης Μ. (2015). Bayesian δίκτυα και εύρεση δομής με ακριβή Αλγόριθμο.

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ. ΕΘΝΙΚΟ ΚΑΙ ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Λυπιδάκη Α. (2015). Μηχανική μάθηση σε ανομοιογενή δεδομένα. ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ. ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ.