



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΠΡΟΗΓΜΕΝΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**«Μελέτη και Επισκόπηση Ευφρών Ψηφιακών Εφαρμογών
Τεχνητής Νοημοσύνης: Τεχνολογίες και Εφαρμογές»**

Φοιτήτρια: Γκόλφη Β. Παναγιώτα
A.M.: mscacs22004

Επιβλέπων Καθηγητής: Δρ. Μυλωνάς Φοίβος

Αθήνα, Μάρτιος 2024

(Κενό φύλλο)



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΠΡΟΗΓΜΕΝΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Μελέτη και Επισκόπηση Ευφών Ψηφιακών Εφαρμογών
Τεχνητής Νοημοσύνης: Τεχνολογίες και Εφαρμογές»

Φοιτήτρια: Γκόλφη Β. Παναγιώτα

A.M.: mscacs22004

Μέλη Εξεταστικής Επιτροπής συμπεριλαμβανομένου και του Επιβλέποντος

Η παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία εγκρίθηκε από την κάτωθι τριμελή επιτροπή αξιολόγησης.

A' μέλος	B' μέλος	Γ' μέλος
Μυλωνάς Φοίβος	Τρούσσας Χρήστος	Ανδρίτσος Περικλής
Αναπληρωτής Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής Επιβλέπων	Επίκουρος Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής	Αναπληρωτής Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής

(Κενό φύλλο)



UNIVERSITY OF WEST ATTICA
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF INFORMATION AND COMPUTER ENGINEERING

POSTGRADUATE PROGRAM MSC-ACS
ADVANCED COMPUTER SYSTEMS TECHNOLOGIES

DIPLOMA THESIS

**«Study and Overview of Intelligent Digital Applications of
Artificial Intelligence: Technologies and Applications»**

Postgraduate Student: Gkolfi B. Panagiota
R.N.: mscacs22004

Advisor: Dr. Mylonas Phivos, Associate Professor

Athens, March 2024

(Κενό φύλλο)

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η κάτωθι υπογεγραμμένη **Γκόλφη Παναγιώτα** του **Βασιλείου**, με αριθμό μητρώου **mscacs22004**, φοιτήτρια του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «**Προηγμένες Τεχνολογίες Υπολογιστικών Συστημάτων**», του **Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών**, της **Σχολής Μηχανικών**, του **Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής**, βεβαιώνω ότι:

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

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

Η Δηλούσα

Γκόλφη Παναγιώτα


(Υπογραφή)

(Κενό φύλλο)

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία ολοκληρώθηκε μετά από επίμονες προσπάθειες, σε ένα ενδιαφέρον γνωστικό αντικείμενο όπως αυτό της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Την προσπάθειά μου αυτή υποστήριξε ο επιβλέπων καθηγητής μου κ. Μυλωνάς Φοίβος, τον οποίο θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα και να αποκτήσω νέες γνώσεις, καθώς και για την πολύτιμη βοήθειά του και την καθοδήγησή του κατά τη διάρκεια εκπόνησής της.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τους αξιότιμους γονείς μου και τις αγαπημένες μου αδερφές, για την κατανόηση και την υπομονή τους κατά τη διάρκεια των μεταπτυχιακών μου σπουδών.

Τέλος, να ευχαριστήσω την ξαδέρφη μου Χαρά και όσους φίλους στάθηκαν δίπλα μου και με τη συμπαράστασή τους βοήθησαν, ο καθένας με το δικό του τρόπο, στην περάτωσή της.

ΑΦΙΕΡΩΣΗ

Αφιερώνω την παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία στα δύο ανίψια μου, Βασίλειο και Δημήτριο, ευχόμενη να αποτελέσω για αυτούς παράδειγμα προς μίμηση, λέγοντας τους πως στη ζωή ποτέ δεν είναι αργά για να πραγματοποιήσουμε τα όνειρα μας και πως ό,τι αποκτιέται με κόπο έχει μεγαλύτερη αξία.

(Κενό φύλλο)

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία ασχολείται με τη διερεύνηση του τοπίου των Ευφών Ψηφιακών Εφαρμογών Τεχνητής Νοημοσύνης. Στόχος είναι η παροχή μίας ολοκληρωμένης επισκόπησης των βασικών τεχνολογιών που τροφοδοτούν τέτοιες εφαρμογές, καθώς και η παρουσίαση ορισμένων εφαρμογών σε διάφορους κλάδους.

Η ΑΙ έχει γνωρίσει ραγδαία ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια, φέρνοντας επανάσταση στον τρόπο που αλληλεπιδρούμε με την τεχνολογία. Η ικανότητα των υπολογιστικών συστημάτων να μαθαίνουν, να προσαρμόζονται και να λαμβάνουν αυτόνομες αποφάσεις ανοίγει νέες δυνατότητες σε πλήθος τομέων.

Η εργασία καταλήγει με μία κριτική αξιολόγηση της τρέχουσας κατάστασης και των μελλοντικών τάσεων στον τομέα των ευφών ψηφιακών εφαρμογών ΑΙ. Επισημαίνονται οι προκλήσεις και οι ευκαιρίες που φέρνει η ΑΙ, ενώ υπογραμμίζεται η σημασία της ηθικής και υπεύθυνης ανάπτυξης και χρήσης αυτών των τεχνολογιών και προτείνονται πιθανές κατευθύνσεις για περαιτέρω έρευνα και ανάπτυξη.

ABSTRACT

The present thesis explores the landscape of Intelligent Digital Applications of Artificial Intelligence. The aim is to provide a comprehensive overview of the key technologies powering such applications, as well as to present some applications in various sectors.

AI has seen rapid growth in recent years, revolutionizing the way we interact with technology. The ability of computing systems to learn, adapt, and make autonomous decisions opens up new possibilities in many fields.

The paper concludes with critically assessing the current state and future trends in Intelligent Digital Applications of Artificial Intelligence. The challenges and opportunities brought by AI are highlighted, as well as the importance of the ethical and responsible development and use of these technologies. Possible directions for further research and development are suggested.

ΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ: Τεχνητή Νοημοσύνη

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: τεχνητή νοημοσύνη, ΑΙ, ευφυείς ψηφιακές εφαρμογές, μηχανική μάθηση, ML, κατηγοριοποίηση, συσταδοποίηση, νευρωνικά δίκτυα, ANN, δέντρα αποφάσεων, δίκτυα Bayes, SVM, γενετικοί αλγόριθμοι, επεξεργασία φυσικής γλώσσας, NLP, chatbots

(Κενό φύλλο)

Περιεχόμενα

Κατάλογος Εικόνων	5
Συνομογραφίες	6
1. Εισαγωγή.....	7
1.1. Περιγραφή Αντικειμένου Διπλωματικής Εργασίας	7
1.2. Ιστορική Αναδρομή Τεχνητής Νοημοσύνης.....	8
2. Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence - AI)	9
2.1. Τι είναι AI.....	9
2.2. Είδη και Τεχνικές AI.....	10
3. Μηχανική Μάθηση (Machine Learning - ML).....	11
3.1. Μάθηση με Επίβλεψη (Supervised Learning)	11
3.1.1. Κατηγοριοποίηση/Ταξινόμηση (Classification)	13
3.1.2. Παλινδρόμηση/Παρεμβολή (Regression)	14
3.2. Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη (Unsupervised Learning).....	15
3.2.1. Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules).....	15
3.2.2. Συσταδοποίηση/Ομαδοποίηση (Clustering)	16
3.3. Μάθηση με Ημι-Επίβλεψη (Semi-Supervised Learning)	19
3.4. Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning - RL).....	22
4. Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees - DT).....	24
4.1. Αλγόριθμος ID3 και C4.5	25
4.2. Αλγόριθμος CART.....	27
4.3. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα Δέντρων Αποφάσεων	27
5. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN)	29
5.1. Τεχνητός Νευρώνας.....	29
5.2. Τύποι ANN	30
5.3. Δομή ANN Τύπου MLP.....	30
5.4. Εκπαίδευση ANN.....	32
5.5. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα ANN.....	34
6. Δίκτυα Bayes (Bayesian Networks - BNs)	35
6.1. Θεώρημα Bayes	35
6.2. Βασικές Ιδιότητες BNs	35
6.3. Δημιουργία μοντέλου BNs.....	36
6.4. Πίνακας Υπό Συνθήκη Πιθανοτήτων (Conditional Probability Table - CPT).....	37
6.5. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα BNs	38
7. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)	39
7.1. Γραμμικό SVM	39
7.1.1. Σκληρού Περιθωρίου SVM	40

7.1.2.	Μαλακού Περιθωρίου SVM	43
7.2.	Μη-Γραμμικό SVM	44
7.3.	Παλινδρόμηση Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Regression - SVR)	45
7.4.	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα SVM.....	46
7.5.	Εφαρμογές SVM.....	46
8.	Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms - GA)	47
8.1.	Μηχανισμός Λειτουργίας GA	47
8.2.	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα GA.....	49
8.3.	Εφαρμογές GA.....	49
9.	Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP).....	50
9.1.	Στάδια NLP	51
9.2.	Συντακτική Ανάλυση	51
9.2.1.	Χρήση Προτύπων	51
9.2.2.	Γραμματική Ανάλυση	51
9.2.3.	Διαγράμματα Μετάβασης (Transition Networks - TNs)	53
9.2.4.	Επαυξημένα Διαγράμματα Μετάβασης (Augmented Transition Networks - ATNs)...	53
9.3.	Σημασιολογική Ανάλυση (Semantic Analysis).....	54
9.4.	Πραγματολογική Ανάλυση	55
9.5.	Εφαρμογές NLP	55
10.	Ευφυείς Ψηφιακές Εφαρμογές AI.....	56
10.1.	Τομείς Εφαρμογής AI.....	56
10.1.1.	Δημόσια Διοίκηση και Υπηρεσίες	56
10.1.2.	Υγεία	57
10.1.3.	Ηλεκτρονικό Εμπόριο	57
10.1.4.	Βιομηχανία.....	58
10.1.5.	Αυτοκίνηση.....	58
10.1.6.	Κινητή Τηλεφωνία	59
10.2.	AI και Chatbots	59
10.3.	AI και Υπηρεσίες Μετάφρασης	63
10.4.	AI και Υπηρεσίες Εκπαίδευσης	64
10.5.	AI και Υπηρεσίες Αναψυχής	66
10.6.	AI και Βιομετρική Ανάλυση	67
10.7.	AI και Κυβερνοασφάλεια	69
11.	Νομικό Πλαίσιο για την AI.....	71
12.	Συμπεράσματα	73
	Βιβλιογραφία - Αναφορές - Διαδικτυακές Πηγές.....	75

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1: Γραφική Αναπαράσταση Συμβολικής και Μη-Συμβολικής ΑΙ. Πηγή [3]	9
Εικόνα 2: ΑΙ και υποσύνολα αυτής. Πηγή [4]	11
Εικόνα 3: Πως λειτουργεί η μηχανική μάθηση. Πηγή [4]	12
Εικόνα 4: Κατηγοριοποίηση και Παλινδρόμηση. Πηγή [15]	13
Εικόνα 5: Συστάδες. Πηγή [8]	17
Εικόνα 6: Διαχωριστική (b) και Ιεραρχική Συσταδοποίηση (c). Πηγή [11].....	18
Εικόνα 7: Μάθηση με Επίβλεψη. Πηγή [22]	20
Εικόνα 8: Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη. Πηγή [22].....	21
Εικόνα 9: Μάθηση με Ημί-Επίβλεψη. Πηγή [22].....	21
Εικόνα 10: Δέντρο Αποφάσεων. Πηγή [17]	24
Εικόνα 11: Εντροπία. Πηγή [19].....	26
Εικόνα 12: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο MLP για πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης. Πηγή [25].....	31
Εικόνα 13: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο MLP για πρόβλημα πολλαπλών κλάσεων. Πηγή [26]	32
Εικόνα 14: BN. Πηγή [16]	36
Εικόνα 15: Αναπαράσταση BN με χρήση DAG. Πηγή [27].....	37
Εικόνα 16: Γραμμικό SVM (υπερ-επίπεδο, περιθώριο, διανύσματα υποστήριξης). Πηγή [33].....	39
Εικόνα 17: Γραμμικό SVM (σκληρό περιθώριο). Πηγή [34]	41
Εικόνα 18: Γραμμικό SVM (υπολογισμός περιθωρίου). Πηγή [35].....	42
Εικόνα 19: Γραμμικό SVM (μαλακό περιθώριο). Πηγή[38]	44
Εικόνα 20: Μη-γραμμικό SVM (μετατροπή από δισδιάστατο σε τρισδιάστατο χώρο). Πηγή [40]....	45
Εικόνα 21: Γενικός Μηχανισμός Λειτουργίας GA. Πηγή [1].....	48
Εικόνα 22: Συντακτικό Δέντρο. Πηγή [30]	52
Εικόνα 23: Αναπαράσταση ATN. Πηγή [31]	54
Εικόνα 24: Καθημερινή και δυνητική χρήση ΑΙ. Πηγή [13].....	56
Εικόνα 25: Δημιουργία Φωτογραφίας με χρήση ΑΙ μέσω του Copilot. Πηγή [41].....	63
Εικόνα 26: Οι Κατηγορίες Συστημάτων του ΑΙ Act. Πηγή [42]	72

Συντομογραφίες

AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Network
ATNs	Augmented Transition Network
BD	Big Data
BNs	Bayesian Networks
CNN	Convolutional Neural Networks
CPT	Conditional Probability Table
DAG	Directed Acyclic Graph
DCGs	Definite Clause Grammars
DL	Deep Learning
DT	Decision Trees
GA	Genetic Algorithms
LLM	Large Language Model
ML	Machine Learning
MLP	Multilayer Perceptrons
NBC	Naive Bayesian Classifiers
NLP	Natural Language Processing
NN	Neural Networks
RL	Reinforcement Learning
RNN	Recurrent Neural Networks
SVM	Support Vector Machines
TNs	Transition Network

1. Εισαγωγή

1.1. Περιγραφή Αντικειμένου Διπλωματικής Εργασίας

Αντικείμενο της παρούσας μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας είναι η παρουσίαση διάφορων τεχνολογιών που χρησιμοποιούνται στην Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence), καθώς και η μελέτη και επισκόπηση ορισμένων σύγχρονων ευφών ψηφιακών εφαρμογών της.

Η τεχνητή νοημοσύνη αναμένεται να παίξει καθοριστικό ρόλο ως τεχνολογία του μέλλοντος για αυτό θεωρείται πύλη για την καινοτομία και την ανάπτυξη. Αναφέρεται στην ικανότητα μιας μηχανής να αναπαράγει τις γνωστικές λειτουργίες ενός ανθρώπου, όπως είναι η μάθηση, ο σχεδιασμός και η δημιουργικότητα [12]. Έχει να κάνει με την διαχείριση δεδομένων και πάνω σε αυτά βρίσκουν εφαρμογή οι αλγόριθμοι της.

Ο όγκος των δεδομένων που δημιουργούνται καθημερινά από την αλληλεπίδραση με τον ψηφιακό κόσμο, αποτελούν ταυτόχρονα και το πρόβλημα αλλά και την αιτία για την ανάπτυξη περιοχών όπως αυτή της Τεχνητής Νοημοσύνης αλλά και της Επιστήμης των Δεδομένων (Data Science). Η ολοένα και μεγαλύτερη ποσότητα δεδομένων που είναι διαθέσιμη για ανάλυση και λήψη αποφάσεων, προέρχεται από διάφορες πηγές και τάσεις όπως:

- από την ψηφιοποίηση των διαδικασιών και των δεδομένων σε διάφορους τομείς π.χ. στην επιχειρηματικότητα, στην υγεία, στην εκπαίδευση και άλλους.
- από συσκευές IoT (Internet of Things) και αισθητήρες που χρησιμοποιούνται σε έξυπνες πόλεις, στα συστήματα παρακολούθησης υγείας, στις βιομηχανικές εφαρμογές κ.λπ.
- από τις δραστηριότητες σε κοινωνικά δίκτυα, από τις διαδικτυακές αλληλεπιδράσεις, τις διαδικτυακές συναλλαγές, κ.ά.
- από διάφορες ψηφιακές πλατφόρμες, όπως αυτές των τραπεζών, των αγορών, των δημοσίων υπηρεσιών.

Μία υποκατηγορία της Επιστήμης των Δεδομένων αποτελεί η Εξόρυξη Δεδομένων (Data Mining). Πρόκειται για αποδοτικές τεχνικές οι οποίες εφαρμόζονται σε τεράστιες ποσότητες δεδομένων (data sets) προκειμένου να αναλυθούν και να εξαχθούν χρήσιμες πληροφορίες από αυτά. Με την διαδικασία αυτή ανακαλύπτονται πρότυπα (patterns) που προηγουμένως δεν ήταν γνωστά, που ισχύουν, που είναι δυνητικά ωφέλιμα και είναι κατανοητά. Μέσα από την ανάλυση των δεδομένων, βρίσκονται μη αναμενόμενες σχέσεις σε αυτά. Η Εξόρυξη Δεδομένων συντελεί στην κατηγοριοποίηση και συσταδοποίηση των δεδομένων, καθώς και στην διατύπωση υποθέσεων [1].

Η Επιστήμη των Δεδομένων, είναι ένας επιστημονικός κλάδος που σχετίζεται με τη συλλογή, την ανάλυση και την ερμηνεία των δεδομένων για την εξαγωγή πληροφοριών και την επίλυση προβλημάτων και αποτελεί συνέχεια επιστημονικών κλάδων όπως η ανάλυση δεδομένων η στατιστική, η εξόρυξη δεδομένων και η ανάλυση των προβλέψεων. Ασχολείται δηλαδή με το σύνολο

των δραστηριοτήτων που απαιτούνται για την ανάλυση δεδομένων. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για παράδειγμα στην βελτίωση της επιχειρηματικής απόδοσης, την πρόβλεψη τάσεων, την ανάπτυξη νέων προϊόντων και υπηρεσιών, κ.ά.

Με την Επιστήμη των Δεδομένων επιτυγχάνουμε την ανακάλυψη γνώσης από βάσεις δεδομένων. Στην πληροφορική, η γνώση προκύπτει από τα ακατέργαστα δεδομένα τα οποία έχουν αποκτήσει σημασιολογία μέσα από μία ανάλυση η οποία έχει προηγηθεί και τα έχει κάνει να βγάλουν μεγαλύτερο νόημα. Τα βασικά στάδια για να ανακαλύψουμε από τα ακατέργαστα δεδομένα τη γνώση είναι τα ακόλουθα: η *συλλογή* των δεδομένων (από αισθητήρες, μετρήσεις, κ.ά.), η *προεπεξεργασία* τους (καθαρισμός δεδομένων και αντιμετώπιση τυχόν ελλείψεων ή σφαλμάτων), ο *μετασχηματισμός* τους σε κατάλληλη μορφή, η *εξόρυξη* δεδομένων (εφαρμογή αλγορίθμων για εντοπισμό κρυφών μοτίβων και συσχετίσεων για να βγει στο τέλος η σημασιολογία τους), η *διερμηνεία* και *αξιολόγηση* τους [1].

1.2. Ιστορική Αναδρομή Τεχνητής Νοημοσύνης

Η ιστορία της τεχνητής νοημοσύνης ξεκινάει πριν τον 20ο αιώνα. Στην πορεία της, ανά τους αιώνες, περιλαμβάνει πολλές εξελίξεις και καινοτομίες.

Τον 19^ο αιώνα δημιουργήθηκε η υπολογιστική μηχανή του Babbage ως μία πρόωπη προσπάθεια να κατασκευαστούν μηχανές οι οποίες θα μπορούσαν κατά κάποιον τρόπο να αντιγράψουν τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης [2].

Στην διάρκεια του 20^ο αιώνα, αναπτύχθηκαν διάφορες μηχανές όπως η μηχανή Turing, ο ENIAC (1940-1956) με την αρχιτεκτονική von Neumann που επέτρεπε την αποθήκευση και την εκτέλεση προγραμμάτων και στη συνέχεια ήρθε η λεγόμενη περίοδος γνώσης (1974-1980) όπου τα συστήματα αποκτούν γνώση για τον κόσμο ενώ ως τότε δινόταν έμφαση στην απλή λογική. Ακολούθησε η περίοδος υπολογιστικής νοημοσύνης (1980-2010) όπου η τεχνητή νοημοσύνη άρχισε να επιλύει θέματα που απαιτούν επεξεργασία γνώσης όπως η φυσική γλώσσα [2].

Η σταδιακή κορύφωση της τεχνητής νοημοσύνης, ξεκινάει στη λεγόμενη σύγχρονη περίοδο μετά το 2010, όπου συνδυάστηκαν τα εξής δύο στοιχεία: η ικανότητα της μηχανής να μαθαίνει (μηχανική μάθηση) και οι μεγάλες ποσότητες ψηφιακών δεδομένων τα οποία παράγονται καθημερινά από τους ανθρώπους. Αυτή η νέα γενιά είναι γνωστή ως τεχνητή νοημοσύνη που βασίζεται στα δεδομένα (Data Driven AI) αφού έχει ανάγκη τα δικά μας δεδομένα [2].

Παρότι επηρεάζει ήδη την καθημερινότητά μας, η τεχνητή νοημοσύνη διαρκώς εξελίσσεται με ταχείς ρυθμούς και εισέρχεται όλο και σε πιο πολλούς τομείς της ζωής μας. Αναμένεται να επιφέρει τεράστιες αλλαγές και να παίξει κεντρικό ρόλο στη ψηφιακή μεταμόρφωση της κοινωνίας μας.

2. Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence - AI)

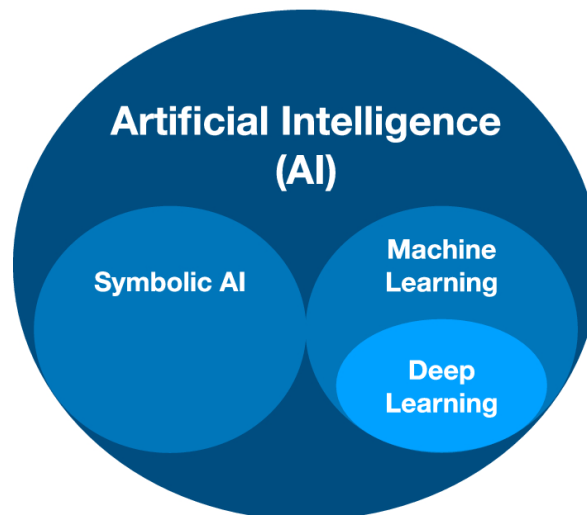
2.1. Τι είναι AI

Ο όρος **τεχνητή νοημοσύνη** αναφέρεται στον κλάδο της πληροφορικής ο οποίος επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ευφών υπολογιστικών συστημάτων, τα οποία εμπνέονται από την ανθρώπινη νοημοσύνη. Τα συστήματα αυτά διαθέτουν τουλάχιστον κάποιο βαθμό νοημοσύνης και μπορούν να εκτελούν λειτουργίες όπως η μάθηση, η προσαρμοστικότητα, η εξαγωγή συμπερασμάτων, η κατανόηση από τα συμφραζόμενα, η επίλυση προβλημάτων κ.λπ. [6]. Πρόκειται δηλαδή για συστήματα τα οποία είναι σε θέση να εκτελούν καθήκοντα που απαιτούν την ανθρώπινη νοημοσύνη.

Οι μηχανές αποκτούν τη δυνατότητα να κατανοούν το περιβάλλον τους, να αντιμετωπίζουν προβλήματα και να επιδιώκουν την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων. Ο υπολογιστής λαμβάνει δεδομένα (ήδη έτοιμα ή συλλεγμένα μέσω αισθητήρων, καμερών, κ.ά.), τα επεξεργάζεται και ανταποκρίνεται βάσει αυτών [12].

Στα πλαίσια ενός συστήματος γνώσης, η μάθηση μπορεί να συνδεθεί με 2 βασικές ικανότητες: την *απόκτηση γνώσης* κατά τη διαδικασία αλληλεπίδρασής του με το περιβάλλον και τη δυνατότητα *βελτίωσης της εκτέλεσης μιας ενέργειας μέσω επαναλαμβανόμενης πρακτικής* [1].

Η **συμβολική AI** και η **μη-συμβολική AI** αντιπροσωπεύουν δύο διαφορετικές προσεγγίσεις στην ανάπτυξη AI [6] (Εικόνα 1).



Εικόνα 1: Γραφική Αναπαράσταση Συμβολικής και Μη-Συμβολικής AI. Πηγή [3]

Η *συμβολική AI*, βασίζεται στη χρήση συμβόλων για την αναπαράσταση της γνώσης και επικεντρώνεται στην κατανόηση και την επεξεργασία της γλώσσας και της σημασιολογίας. Τα

σύμβολα αυτά μπορούν να είναι λέξεις, αριθμοί ή άλλα τυπικά στοιχεία. Επίσης χρησιμοποιεί λογικούς κανόνες υψηλού επιπέδου για να χειριστεί αυτά τα σύμβολα και να κάνει συλλογισμούς.

Η *μη-συμβολική AI*, γνωστή και ως *στατιστική AI*, η οποία προσπαθεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα με τη χρήση αριθμητικών μοντέλων, βασίζεται στη χρήση στατιστικών μεθόδων για την εξαγωγή γνώσης από δεδομένα και δεν χρησιμοποιεί σύμβολα ή λογικούς κανόνες, αλλά μαθαίνει από τα μεγάλα σύνολα δεδομένων μέσω αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανάπτυξη νοημών συμπεριφορών. Διακρίνεται στις εξής τρεις υποκατηγορίες:

- *Συμπεριφορική AI*: εστιάζει στην δημιουργία συστημάτων που είναι ικανά να αποκτούν γνώση από την εμπειρία τους και να προσαρμόζονται σε νέα περιβάλλοντα ή συνθήκες.
- *Υπολογιστική AI*: εστιάζει στην προσομοίωση βιολογικών διαδικασιών, όπως η εξέλιξη των ειδών και η λειτουργία του εγκεφάλου, για την ανάπτυξη έξυπνων συστημάτων.
- *Στατιστική AI*: εστιάζει στην εφαρμογή στατιστικών μεθόδων για την εξαγωγή γνώσης από δεδομένα και την πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων.

Στα συστήματα *συμβολικής AI*, η μάθηση μπορεί να περιγραφεί ως η απόκτηση νέων γνώσεων που οδηγούν σε αλλαγές ή επεκτάσεις της υφιστάμενης γνώσης, ενώ στα συστήματα *μη-συμβολικής AI* (π.χ. τεχνητά νευρωνικά δίκτυα), η μάθηση προσδιορίζεται ως μετασχηματισμός της εσωτερικής τους δομής, παρά καταχωρώντας κατάλληλα αναπαριστάμενη γνώση [1].

Κάθε μία έχει τα θετικά και αρνητικά της στοιχεία, και η επιλογή μεταξύ τους εξαρτάται από τις απαιτήσεις και τις προϋποθέσεις κάθε συγκεκριμένης εργασίας.

2.2. Είδη και Τεχνικές AI

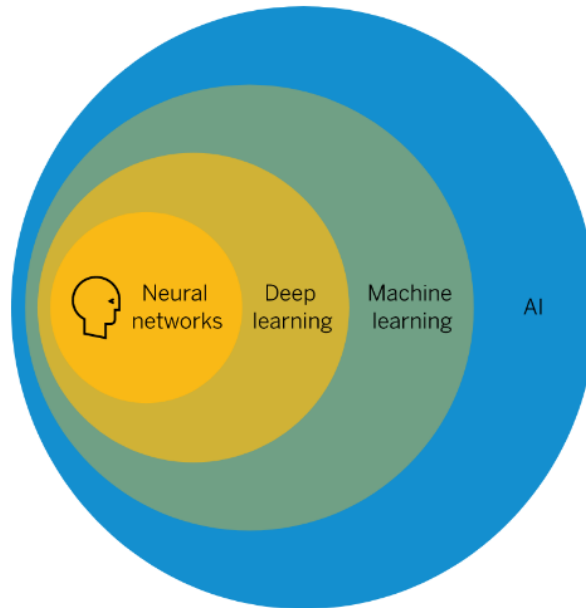
Μπορούν να γίνουν οι εξής δύο διαχωρισμοί ως **είδη AI**. Τα *λογισμικά AI*, όπως π.χ. οι εικονικοί βοηθοί, τα λογισμικά ανάλυσης εικόνας, οι μηχανές αναζήτησης, τα συστήματα αναγνώρισης προσώπου/ομιλίας και η *ενσωματωμένη AI*, που υπάρχει στα ρομπότ, στα αυτόνομα αυτοκίνητα, στα μη επανδρωμένα εναέρια αεροσκάφη (drones), στο διαδίκτυο των πραγμάτων (Internet of Things) κτλ. [12].

Υπάρχουν διάφορες **τεχνικές AI** για την εξόρυξη δεδομένων, οι οποίες θα αναλυθούν σε επόμενο κεφάλαιο. Οι πιο σημαντικές είναι: *Κατηγοριοποίηση (Classification)*, *Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)*, *Ομαδοποίηση (Clustering)*.

Μετά την επιλογή της τεχνικής εξόρυξης, ακολουθεί η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου εξόρυξης και έτσι προκύπτουν τα πρότυπα τα οποία δίνουν προβλέψεις για μελλοντικά δεδομένα.

3. Μηχανική Μάθηση (Machine Learning - ML)

Η **μηχανική μάθηση** αποτελεί μια υποκατηγορία της ΑΙ (Εικόνα 2) και έχει σκοπό την αυτοματοποίηση της ανάλυσης δεδομένων, επιτρέποντας στα υπολογιστικά συστήματα να μαθαίνουν μέσω της εμπειρίας από τα δεδομένα που συλλέγουν, να δημιουργούν μοντέλα ή πρότυπα (patterns) και να παίρνουν δικές τους αποφάσεις [1].



Εικόνα 2: ΑΙ και υποσύνολα αυτής. Πηγή [4]

Τα μοντέλα ML, αποτελούνται από μία ή περισσότερες αλγοριθμικές τεχνικές οι οποίες επιτρέπουν στη μηχανή να μαθαίνει, με το να αναλύουν πολύ μεγάλες ποσότητες ψηφιακών δεδομένων (Big Data - BD) και να εντοπίζουν μοτίβα και στατιστικούς συσχετισμούς σε αυτά. Με βάση αυτή την ανάλυση, οι αλγόριθμοι διδάσκουν τη μηχανή και έτσι η ΑΙ της, αποκτά ικανότητα να βελτιώνει τη γνωστική συμπεριφορά της με την εμπειρία και να κάνει καλύτερες προβλέψεις. Οι αλγόριθμοι ML είναι σχεδιασμένοι για να ταξινομούν τα πράγματα, να εντοπίζουν μοτίβα, να προβλέπουν αποτελέσματα και να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση τα δεδομένα και την πληροφορία που διαθέτουν [4].

Ανάλογα με το πρόβλημα και το επιθυμητό αποτέλεσμα, γίνεται χρήση ενός εκ των παρακάτω τεσσάρων ειδών ML.

3.1. Μάθηση με Επίβλεψη (Supervised Learning)

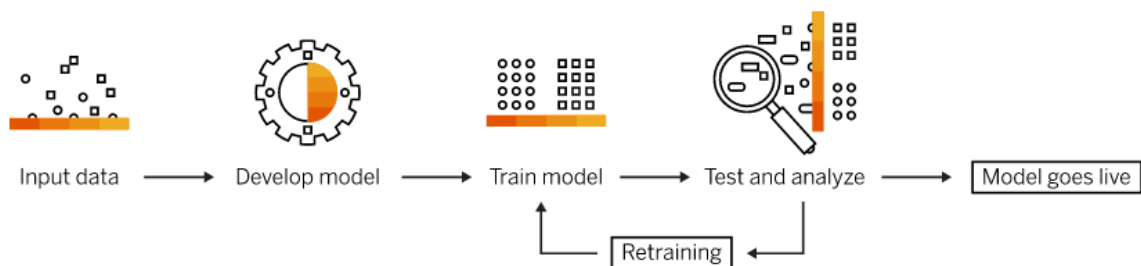
Στην **μάθηση με επίβλεψη** ή αλλιώς **επιβλεπόμενη μάθηση**, το σύστημα δέχεται από τον άνθρωπο, ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων εισόδου, καθώς και τις αντίστοιχες σωστές *ετικέτες (labels)* εξόδου, δηλαδή τα αποτελέσματα.

Το σύστημα, καλείται να μάθει με επαγωγική μέθοδο μία συνάρτηση στόχο (έναν γενικό κανόνα, μια έννοια), η οποία αποτελεί έκφραση του μοντέλου που περιγράφει τα δεδομένα [1]. Για αυτόν το λόγο, είναι επίσης γνωστή ως μάθηση με παραδείγματα. Ο αλγόριθμος αυτών των συστημάτων, είναι μία συνάρτηση (f) που συσχετίζει (αντιστοιχεί) την τιμή εισόδου (x) με την τιμή εξόδου (y) [5].

$$y = f(x)$$

Εν συντομία η διαδικασία έχει τα εξής βήματα [14]:

- Αρχικά γίνεται η συλλογή των δεδομένων (τα παραδείγματα) τα οποία αποτελούνται από δεδομένα εισόδου με τις αντίστοιχες σωστές ετικέτες εξόδου. Τα δεδομένα αυτά χωρίζονται σε *δεδομένα εκπαίδευσης (training set)* για την κατασκευή του μοντέλου και σε *δεδομένα ελέγχου (test set)* για την επικύρωση του μοντέλου.
- Στη συνέχεια, γίνεται η εξαγωγή χαρακτηριστικών (*feature extraction*), καθώς κάθε σημείο δεδομένων στο σύνολο αυτό, προσδιορίζεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών δεδομένων, βάσει των οποίων το μοντέλο θα εξάγει προβλέψεις.
- Ακολουθεί ο ορισμός παραμέτρων και η τροφοδότηση του μοντέλου με τα δεδομένα εκπαίδευσης, από τα οποία, το μοντέλο μαθαίνει με την πάροδο του χρόνου.
- Μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσής του, λαμβάνει χώρα η αξιολόγησή του με τη χρήση ενός συνόλου δεδομένων ελέγχου.
- Το μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει αποτελέσματα για νέα δεδομένα, παρέχοντας τις αντίστοιχες ετικέτες εξόδου βάσει των χαρακτηριστικών εισόδου (Εικόνα 3) [14].



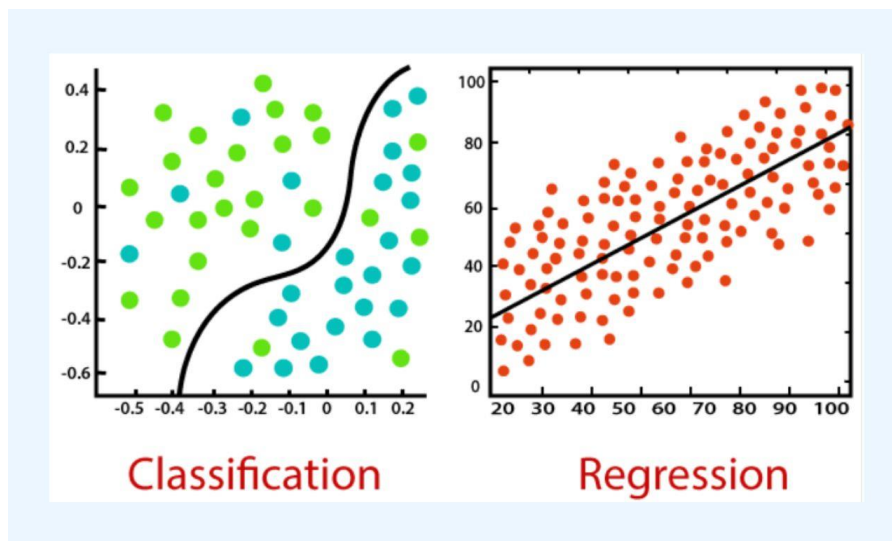
Εικόνα 3: Πως λειτουργεί η μηχανική μάθηση. Πηγή [4]

Η τεχνική αυτή είναι πολύ δημοφιλής και βρίσκει εφαρμογή σε διάφορα συστήματα πρόβλεψης όπως π.χ. στην αναγνώριση προσώπων όπου η μηχανή αναγνωρίζει το πρόσωπο ενός ατόμου έχοντας ως δεδομένο εισόδου μία φωτογραφία του ή στις εξατομικευμένες συστάσεις προϊόντων που παρέχει ένα ηλεκτρονικό κατάστημα σε κάθε χρήστη, βάσει των προϊόντων που αγόρασε ή απλώς είδε στο παρελθόν.

Πλεονεκτήματα της μάθησης με επίβλεψη είναι η ευκολία υλοποίησης της, η ευκολία ερμηνείας της από τον άνθρωπο και η ακρίβεια στις προβλέψεις της με άγνωστα δεδομένα, καθώς έχει μάθει από ένα ολοκληρωμένο σύνολο δεδομένων [7].

Μειονεκτήματα της είναι η απαίτηση μεγάλου όγκου δεδομένων εκπαίδευσης με labels και το ότι η απόδοση της μεθόδου επηρεάζεται από την ποιότητα των labels [7].

Στην επιβλεπόμενη μάθηση, υπάρχουν δύο κύριες κατηγορίες προβλημάτων εξόρυξης γνώσης: τα προβλήματα κατηγοριοποίησης/ταξινόμησης και τα προβλήματα παλινδρόμησης (Εικόνα 4).



Εικόνα 4: Κατηγοριοποίηση και Παλινδρόμηση. Πηγή [15]

Η διαφορά μεταξύ κατηγοριοποίησης και παλινδρόμησης σχετίζεται με τον τύπο της εξαρτημένης μεταβλητής. Στην κατηγοριοποίηση, προσπαθούμε να προβλέψουμε διακριτές κατηγορίες ή ετικέτες (ονομαστικές τιμές), ενώ στην παλινδρόμηση προσπαθούμε να προβλέψουμε μια εξαρτημένη μεταβλητή, η οποία περιέχει συνεχόμενες (αριθμητικές) τιμές [16].

3.1.1. Κατηγοριοποίηση/Ταξινόμηση (Classification)

Η **κατηγοριοποίηση** αφορά τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης *διακριτών τάξεων* (κλάσεων/κατηγοριών) [1]. Πρόκειται για προγνωστική μέθοδο που κατηγοριοποιεί τα δεδομένα τοποθετώντας τα σε μία ή περισσότερες κατηγορίες, οι οποίες είναι προκαθορισμένες.

Στόχος είναι, από τα υπάρχοντα δεδομένα να προκύψει ένα μοντέλο-κατηγοριοποιητής (classifier). Δηλαδή, να μάθει το σύστημα μία συνάρτηση στόχο f (target function) η οποία κατηγοριοποιεί ένα αντικείμενο σε μία προκαθορισμένη κλάση y , βάσει των x χαρακτηριστικών γνωρισμάτων του.

Περιπτώσεις τέτοιων προβλημάτων που λύνονται με την ανάθεση ενός δεδομένου σε μία ή και σε περισσότερες προκαθορισμένες κατηγορίες είναι π.χ. ο εντοπισμός spam e-mails, η πρόβλεψη κυτταρικών δειγμάτων αν είναι καλοήγη ή κακοήγη, κ.ά. Κυρίως βρίσκει εφαρμογή στον χώρο των οικονομικών [1].

Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι ML που μπορούν να εφαρμοστούν για την κατηγοριοποίηση δεδομένων, όπως:

- Δέντρα Αποφάσεων
- Κανόνες
- Αλγόριθμοι Κοντινότερου Γείτονα
- Νευρωνικά Δίκτυα
- Bayes Δίκτυα
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι μέθοδοι αυτές μπορούν να συγκριθούν μεταξύ τους βάσει κάποιων κριτηρίων αξιολόγησης. Στα κριτήρια αυτά ανήκουν η *ακρίβεια (accuracy)* πρόβλεψης της κλάσης, η *ταχύτητα (speed)* κατασκευής των μοντέλων, η *ερμηνευσιμότητα (interpretability)* της μεθόδου από τον άνθρωπο, δηλαδή να παράγει μοντέλα κατανοητά για τον άνθρωπο, η *επεκτασιμότητα (scalability)* που σχετίζεται με την ικανότητα των μεθόδων να ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις επεξεργασίας πολύ μεγάλων συνόλων δεδομένων και τέλος η *ανθεκτικότητα (robustness)* που είναι η ικανότητα των μεθόδων να παράγουν αξιόπιστες προβλέψεις ακόμα και όταν τα δεδομένα είναι επηρεασμένα από διάφορα προβλήματα, όπως η παρουσία θορύβου και απουσία τιμών [16].

3.1.2. Παλινδρόμηση/Παρεμβολή (Regression)

Η τεχνική της **παλινδρόμησης/παρεμβολής** αφορά τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης *αριθμητικών τιμών* και χρησιμοποιείται για οικονομικές αναλύσεις όπως π.χ. την τιμή ενός σπιτιού με βάση την περιοχή, το μέγεθος και τα χαρακτηριστικά του ή τις προβλέψεις εσόδων από πωλήσεις για μια ορισμένη επιχείρηση [1].

Πρόκειται για στατιστικές τεχνικές, των οποίων οι μέθοδοι έχουν στόχο να εξετάσουν τις σχέσεις μεταξύ διαφορετικών μεταβλητών. Η παλινδρόμηση μοντελοποιεί τη σχέση επίδρασης μιας ή περισσότερων μεταβλητών οι οποίες ονομάζονται *ανεξάρτητες (independent)*, σε μια άλλη εξαρτημένη μεταβλητή της οποίας η τιμή υπολογίζεται και καλείται *εξαρτημένη μεταβλητή (dependent variable)* ή *μεταβλητή απόκρισης (respond variable)* [16].

Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι ML που μπορούν να εφαρμοστούν για εργασίες παλινδρόμησης, όπως:

- *Απλή ή Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση:* Η εξαρτημένη μεταβλητή, στην απλή παλινδρόμηση εξαρτάται από μια μόνο ανεξάρτητη μεταβλητή, ενώ στην πολλαπλή εξαρτάται από περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές [16].
- *Πολυωνομική Παλινδρόμηση:* Η σχέση μεταξύ της εξαρτημένης και την ανεξάρτητης μεταβλητής περιγράφεται με την χρήση πολυωνύμου καθώς είναι μη γραμμική [16].
- *Λογιστική Παλινδρόμηση:* Χρησιμοποιείται κυρίως από οικονομολόγους σε προβλήματα κατηγοριοποίησης για την πρόβλεψη ονομαστικών πεδίων και έχει ικανοποιητικές επιδόσεις.
- *Δέντρα Αποφάσεων*
- *Νευρωνικά Δίκτυα*

3.2. Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη (Unsupervised Learning)

Η μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι γνωστή και ως **μη-επιβλεπόμενη μάθηση** ή **μάθηση από παρατήρηση**, καθώς το σύστημα χωρίς να γνωρίζει επιθυμητές εξόδους, πρέπει μόνο του να ανακαλύψει συσχετίσεις ή ομάδες σε ένα σύνολο δεδομένων εισόδου που του παρέχει ο άνθρωπος, βασιζόμενο αποκλειστικά και μόνο στις ιδιότητές τους. Δημιουργεί έτσι πρότυπα (patterns), χωρίς να είναι γνωστό εκ των προτέρων αν υπάρχουν, πόσα και ποια είναι [1]. Κάθε πρότυπο περιγράφει ένα μέρος από τα δεδομένα.

Ένα παράδειγμα εφαρμογής αυτής της μεθόδου είναι όταν θέλουμε να υπολογίσουμε το πιθανό μέγεθος της αγοράς για ένα νέο προϊόν όπου δεν έχουμε στη διάθεσή μας αρκετά δεδομένα.

Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις ML χωρίς επίβλεψη είναι, οι κανόνες συσχέτισης (association rules) που προκύπτουν από την διαδικασία της εξόρυξης κανόνων συσχέτισης (association rule mining) και οι συστάδες/ομάδες που προκύπτουν από τη διαδικασία της συσταδοποίησης/ομαδοποίησης (clustering).

3.2.1. Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)

Η τεχνική των **κανόνων συσχέτισης** ανακαλύπτει συσχετίσεις ή πρότυπα ανάμεσα στα αντικείμενα ή στα συμβάντα ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων, βάσει τη συχνή κοινή εμφάνιση τους. Προσδιορίζει δηλαδή κανόνες, που περιγράφουν π.χ. ποια είδη τείνουν να αγοράζονται μαζί ή ποια γεγονότα τείνουν να συμβαίνουν μαζί.

Αποτέλεσμα ενός τέτοιου αλγορίθμου είναι η ανακάλυψη ότι π.χ. τα είδη γάλα και αυγά αγοράζονται συχνά μαζί στο σούπερ μάρκετ. Αυτός είναι ένας κανόνας που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να προτείνει ότι οι πελάτες που αγοράζουν γάλα μπορεί επίσης να ενδιαφέρονται να αγοράσουν αυγά.

Οι κανόνες συσχέτισης είναι προτάσεις της μορφής $\{X_1, \dots, X_n\} \rightarrow Y$, που σημαίνει ότι π.χ. αν βρεθούν όλα τα X_1, \dots, X_n στο καλάθι τότε είναι πιθανό να βρεθεί και το Y [1].

Η ποιότητα των κανόνων συσχέτισης μετρείται με κάποια ποσοτικά μεγέθη όπως η **υποστήριξη** (support) και η **εμπιστοσύνη** (confidence) [1]. Η υποστήριξη μετρά πόσο συχνά εμφανίζεται ένα σύνολο στοιχείων, στο σύνολο των δεδομένων.

$$\text{υποστήριξη} = \frac{\text{εγγραφές που περιλαμβάνουν το } \{X1, \dots, Xn, Y\}}{\text{σύνολο των εγγραφών}}$$

Η εμπιστοσύνη μετρά πόσο πιθανό είναι να εμφανιστεί ένα στοιχείο εάν επίσης εμφανίζεται και ένα άλλο στοιχείο.

$$\text{εμπιστοσύνη} = \frac{\text{εγγραφές που περιλαμβάνουν το } \{X1, \dots, Xn, Y\}}{\text{σύνολο των εγγραφών που περιλαμβάνουν τα } Xi}$$

Ο πιο παλιός και δημοφιλής αλγόριθμος εύρεσης κανόνων συσχέτισης είναι ο αλγόριθμος A-priori που κάνει χρήση της ιδιότητας a priori, σύμφωνα με την οποία «Αν ένα σύνολο αντικειμένων S είναι συχνό, τότε όλα τα υποσύνολα του S είναι επίσης συχνά». Το «συχνό», είναι ένα όριο που ορίζεται από το χρήστη και όταν ένα σύνολο αντικειμένων εμφανίζεται σε ποσοστό ίσο η μεγαλύτερο από το όριο αυτό, τότε λέμε πως το σύνολο είναι συχνό. Ο A-priori λειτουργεί δημιουργώντας υποψήφια σύνολα αντικειμένων τα οποία ελέγχονται στη συνέχεια ως προς το βαθμό υποστήριξης και εμπιστοσύνης.

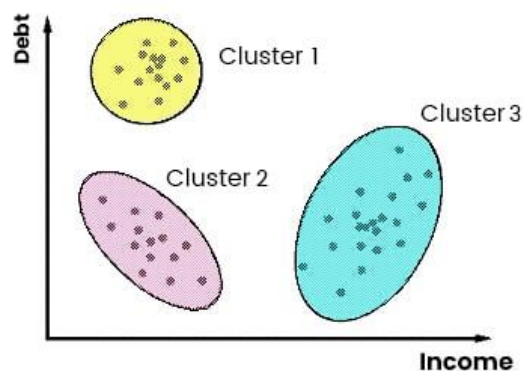
3.2.2. Συσταδοποίηση/Ομαδοποίηση (Clustering)

Η **συσταδοποίηση/ομαδοποίηση** είναι μία περιγραφική μέθοδος κατά την οποία ένα σύνολο από αντικείμενα, διαχωρίζονται σε συστάδες/ομάδες (clusters), βάσει κάποιων κοινών χαρακτηριστικών τους, χωρίς να έχει δοθεί στον αλγόριθμό καμία πληροφορία σχετικά με το ποια δεδομένα ανήκουν σε ποιες ομάδες [1].

Στόχος της μεθόδου είναι η αναζήτηση πεπερασμένου συνόλου ομάδων, οι οποίες αποτελούν τα πρότυπα πληροφόρησης και μας οδηγούν στην εξαγωγή συμπερασμάτων.

Οι διαφορές μεταξύ κατηγοριοποίησης και συσταδοποίησης είναι οι εξής: στην κατηγοριοποίηση, οι κατηγορίες είναι προκαθορισμένες, ενώ στη συσταδοποίηση, τα αντικείμενα ομαδοποιούνται σε συστάδες με βάση την ομοιότητά τους, χωρίς είναι γνωστές εξ αρχής οι συστάδες και ο αριθμός τους. Επιπλέον στη συσταδοποίηση, δεν υπάρχει γνωστό πεδίο στα δεδομένα που να καθορίζει σε ποια συστάδα ανήκει κάθε αντικείμενο, όπως συμβαίνει με τις ετικέτες στην κατηγοριοποίηση.

Το αποτέλεσμα μίας μεθόδου συσταδοποίησης είναι καλό, αν παρήγαγε συστάδες καλής **ποιότητας**. Αυτό σημαίνει, τα αντικείμενα της ίδιας συστάδας να ομοιάζουν όσο το δυνατόν περισσότερο μεταξύ τους και ταυτόχρονα να διαφέρουν όσο το δυνατόν περισσότερο από τα αντικείμενα που ανήκουν σε διαφορετικές συστάδες (Εικόνα 5).



Εικόνα 5: Συστάδες. Πηγή [8]

Όσο πιο όμοια είναι τα αντικείμενα μεταξύ τους, τόσο μεγαλύτερη είναι η αριθμητική μέτρηση της **ομοιότητας** η οποία παίρνει τιμές $[0, 1]$ και τόσο πιο μικρότερη είναι η αριθμητική μέτρηση της **ανομοιότητας** [10].

Η **απόσταση** μεταξύ των δεδομένων, αποτελεί μέτρο του βαθμού ομοιότητας ή ανομοιότητας μεταξύ τους. Υπάρχουν δύο μεγάλες κατηγορίες μέτρων απόστασης. Οι Ευκλείδειες που βασίζονται στις θέσεις των αντικειμένων στο χώρο και οι μη-Ευκλείδειες που βασίζονται σε άλλες ιδιότητες των αντικειμένων πλην της θέσης τους [1]. Η συνάρτηση που θα χρησιμοποιηθεί εξαρτάται από το είδος των γνωρισμάτων των δεδομένων.

Η Ευκλείδεια (Euclidean) απόσταση d μεταξύ δύο αντικειμένων x, y ενός συνόλου δεδομένων, τα οποία περιγράφονται από m το πλήθος χαρακτηριστικά $(x_1, x_2, \dots, x_m), (y_1, y_2, \dots, y_m)$, δίδεται από τον τύπο:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}$$

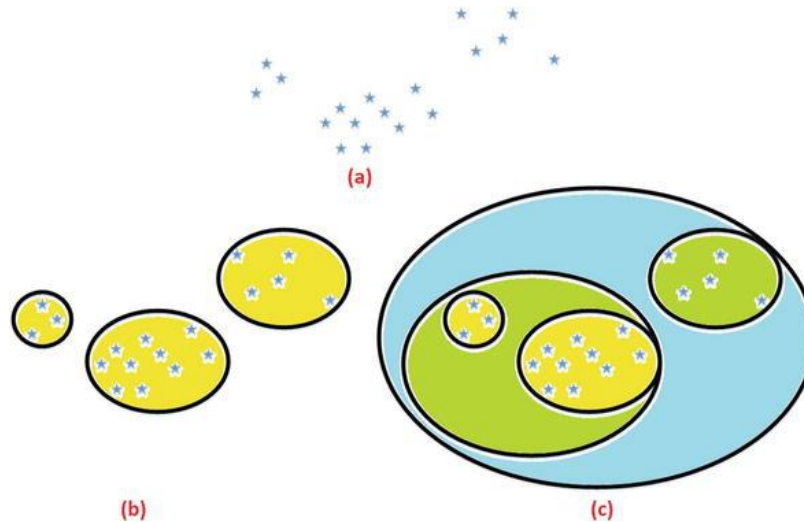
ενώ η (μη-Ευκλείδεια) Manhattan απόσταση, δίδεται από τον τύπο:

$$d(x, y) = \sum_i |x_i - y_i|$$

Άλλα μέτρα απόστασης είναι η Minkowski (p -norm) η οποία είναι μία μέτρηση σε ένα κανονικό διανυσματικό χώρο και μπορεί να θεωρηθεί ως γενίκευση τόσο της Ευκλείδειας απόστασης όσο και της Manhattan, αλλά και η Hamming απόσταση μεταξύ δύο συμβολοσειρών ίσου μήκους η οποία μετρά τον αριθμό των λαθών που μετέτρεψαν τη μία συμβολοσειρά στην άλλη (πλήθος διαφορετικών bits).

Οι δύο πιο δημοφιλείς τακτικές συσταδοποίησης είναι, η **διαχωριστική** (partitional clustering) και η **ιεραρχική** (hierarchical clustering). Στην διαχωριστική συσταδοποίηση, γίνεται

διαχωρισμός των αντικειμένων σε συστάδες που δεν επικαλύπτονται και κάθε αντικείμενο ανήκει σε μόνο μία συστάδα. Στην ιεραρχική συσταδοποίηση υπάρχει ένα σύνολο από εμφωλευμένες (nested) συστάδες και έτσι είναι οργανωμένες σε μορφή ιεραρχικού δέντρου, αφού μία συστάδα μπορεί να έχει υπο-συστάδες (Εικόνα 6) [10].



Εικόνα 6: Διαχωριστική (b) και Ιεραρχική Συσταδοποίηση (c). Πηγή [11]

Άλλες τακτικές συσταδοποίησης είναι η επικαλυπτόμενη, η ασαφής, η μερική-πλήρης και η ετερογενή-ομογενή.

Οι πιο γνωστοί **διαχωριστικοί αλγόριθμοι** συσταδοποίησης είναι:

- *K-μέσων (K-means)*: είναι ένας διαχωριστικός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση δεδομένων σε k ομάδες, γνωστές ως συστάδες. Ο αλγόριθμος βασίζεται στην ιδέα ότι τα σημεία της ίδιας συστάδας πρέπει να είναι όμοια μεταξύ τους και διαφορετικά από τα σημεία των άλλων συστάδων.

Ο αλγόριθμος ξεκινά με την τυχαία επιλογή k σημείων από το σύνολο δεδομένων, τα οποία ονομάζονται κεντρικά σημεία. α) Κάθε σημείο στο σύνολο δεδομένων ανατίθεται στην συστάδα με το κοντινότερο κεντρικό σημείο. Η απόσταση μεταξύ ενός σημείου και ενός κεντρικού σημείου υπολογίζεται συνήθως με την Ευκλείδεια απόσταση $d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}$. β) Αφού όλα τα σημεία έχουν ανατεθεί σε συστάδες, τα κεντρικά σημεία ενημερώνονται ως ο μέσος όρος των σημείων που ανήκουν σε κάθε συστάδα. Τα βήματα α) και β) επαναλαμβάνονται μέχρις ότου τα κεντρικά σημεία σταματήσουν να αλλάζουν σημαντικά [1].

- *Fuzzy c-means*: είναι επέκταση του K-means, με τη διαφορά ότι επιτρέπει στα σημεία να ανήκουν σε περισσότερες από μία συστάδες, με διαφορετικούς βαθμούς. Με τον τρόπο αυτό υπάρχει μία πιο ρεαλιστική απεικόνιση της συμπεριφοράς των αληθινών δεδομένων. Στα μειονεκτήματα του ανήκει το ότι δεν είναι ντετερμινιστικός αλγόριθμος.

Οι **ιεραρχικοί αλγόριθμοι** συσταδοποίησης χωρίζονται, α) στους αλγορίθμους συγχώνευσης (agglomerative) οι οποίοι βασίζονται σε μετρικές αποστάσεις μεταξύ των συστάδων, με σκοπό να συνδυάζουν συστάδες σε μεγαλύτερες συστάδες και β) στους αλγορίθμους διαίρεσης (divisive) με σκοπό να διαιρούν μεγάλες συστάδες σε μικρότερες. Αποτέλεσμα της εφαρμογής τέτοιων αλγορίθμων είναι η δημιουργία μιας ιεραρχίας που περιλαμβάνει διάφορες ομάδες δεδομένων. Στο ένα άκρο της ιεραρχίας, υπάρχει μια ομάδα που περιέχει όλα τα δεδομένα, ενώ στο άλλο άκρο βρίσκονται τόσες ομάδες όσα είναι και τα δεδομένα, με κάθε ομάδα να περιέχει ένα μόνο σημείο. Συγκεκριμένα η συγχωνευτική συσταδοποίηση αρχίζει με όλα τα σημεία ως ξεχωριστές συστάδες, ενώ η διαιρετική συσταδοποίηση αρχίζει με μία συστάδα που περιέχει όλα τα σημεία [1].

Στα **πλεονεκτήματα** των ιεραρχικών αλγορίθμων εντάσσονται, α) το ότι φαίνεται να μπορούν να συλλάβουν ομόκεντρες συστάδες και β) δε χρειάζεται να υποθέσουμε ένα συγκεκριμένο αριθμό από συστάδες. Στα **μειονεκτήματα** τους ανήκουν τα εξής: α) αφότου δυο συστάδες συγχωνευτούν, αυτό δεν μπορεί να αλλάξει και β) έρευνες έδειξαν ότι άλλες τεχνικές συσταδοποίησης ξεπερνούν την απόδοση της ιεραρχικής συσταδοποίησης.

Οι **πιθανοκρατικοί (probabilistic) αλγόριθμοι**, αποτελούν μία τρίτη κατηγορία συσταδοποίησης και βασίζονται σε μοντέλα πιθανοτήτων. Εφαρμόζονται σε συστήματα που η λειτουργία τους μπορεί να μοντελοποιηθεί με μαθηματικές εξισώσεις, όπου η χρήση κλασικών μεθόδων αναζήτησης είναι απαγορευτική λόγω του μεγέθους ενός προβλήματος. Δίνουν λύσεις σε προβλήματα βελτιστοποίησης και αναζήτησης. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν οι γενετικοί αλγόριθμοι [1].

3.3. Μάθηση με Ημι-Επίβλεψη (Semi-Supervised Learning)

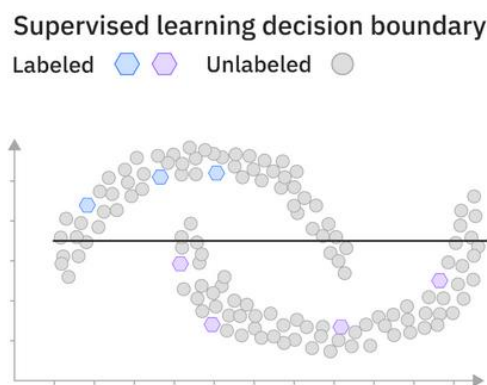
Η **ημι-επιβλεπόμενη μάθηση** είναι ένα υβριδικό μοντέλο ML καθώς συνδυάζει την μάθηση με επίβλεψη και την μάθηση χωρίς επίβλεψη, χρησιμοποιώντας μια μικρή ποσότητα επισημασμένων δεδομένων (labeled data) και μια μεγαλύτερη ποσότητα μη επισημασμένων δεδομένων (unlabeled data) για την εκπαίδευση ενός μοντέλου AI.

Το είδος της μάθησης αυτής είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν υπάρχει μεγάλος αριθμός μη επισημασμένων δεδομένων, αλλά είναι πολύ ακριβό ή δύσκολο να επισημανθούν όλα. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση μοντέλων αναγνώρισης εικόνων, αναγνώρισης ομιλίας, επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, κ.ά.

Ο απώτερος στόχος της είναι η εκμάθηση μιας συνάρτησης που μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια τη μεταβλητή εξόδου με βάση τις όποιες μεταβλητές εισόδου, παρόμοια δηλαδή με τη μάθηση με επίβλεψη. Ωστόσο, σε αντίθεση με την αυστηρά επιβλεπόμενη μάθηση, ο χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε ένα σύνολο δεδομένων που περιέχει τόσο επισημασμένα, όσο και μη επισημασμένα δεδομένα.

Το μοντέλο χρησιμοποιεί τα επισημασμένα δεδομένα ώστε να μάθει τις βασικές αρχές εργασίας, και στη συνέχεια χρησιμοποιεί τα μη επισημασμένα δεδομένα για να βελτιώσει την ακρίβειά του.

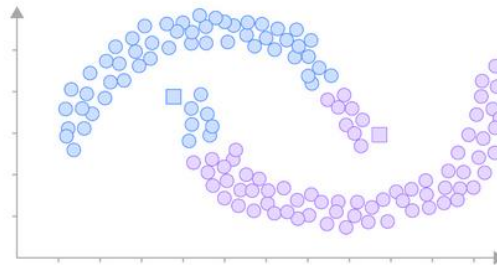
Ας θεωρήσουμε πως έχουμε ένα σύνολο δεδομένων το οποίο αποτελείται από επτά σημεία δεδομένων με ετικέτες και όλα τα υπόλοιπα χωρίς ετικέτες και ότι αφορούν ένα πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης, με μία κατηγορία για κάθε μισοφέγγαρο. Με την μάθηση με επίβλεψη, τα δεδομένα χωρίς ετικέτες δεν μπορούν να επεξεργασθούν και τα λιγοστά δεδομένα με ετικέτες θα βρουν ένα λανθασμένο όριο απόφασης που ναι μεν θα ισχύει για αυτά, αλλά όχι για όλη την υπόλοιπη κατανομή (Εικόνα 7). Η μάθηση χωρίς επίβλεψη, προσπαθεί να χωρίσει σε συστάδες τα δεδομένα βάσει κάποιων κοινών χαρακτηριστικών τους και του πόσο κοντά είναι το κάθε στοιχείο στο κέντρο κάποιας από τις δύο συστάδες, αλλά θα οδηγηθεί σε συστάδες που προσαρμόζουν λανθασμένα την πραγματική κατανομή των στοιχείων (Εικόνα 8) [22]. Έτσι και οι δύο μέθοδοι, αποτυγχάνουν στο να πετύχουν τα επιθυμητά αποτελέσματα.



Εικόνα 7: Μάθηση με Επίβλεψη. Πηγή [22]

Unsupervised clustering

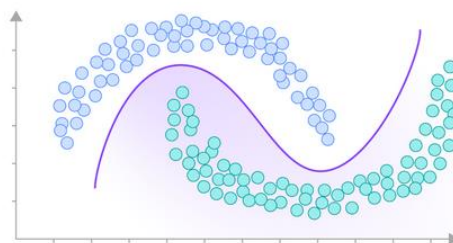
Centroid ■ ■



Εικόνα 8: Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη. Πηγή [22]

Στην ημι-εποπτευόμενη μάθηση, τα δεδομένα με ετικέτες, προσδιορίζουν πόσες κατηγορίες υπάρχουν ενώ τα δεδομένα χωρίς ετικέτες εκθέτουν το μοντέλο σε όσο το δυνατόν περισσότερα δεδομένα με αποτέλεσμα να μπορούμε να εκτιμήσουμε με ακρίβεια το σχήμα όλης της κατανομής (Εικόνα 9).

Ideal decision boundary



Εικόνα 9: Μάθηση με Ημί-Επίβλεψη. Πηγή [22]

Οι τεχνικές **μεταγωγικής** (transductive) μάθησης, χρησιμοποιούν τις διαθέσιμες ετικέτες με στόχο την πρόβλεψη και απόδοση ψευδό-ετικετών σε ένα σύνολο δεδομένων χωρίς ετικέτες, έτσι ώστε στη συνέχεια να μπορούν αυτά να χρησιμοποιηθούν από μια συνάρτηση στόχο της επιβλεπόμενης μάθησης [22].

Οι **επαγωγικές** (inductive) τεχνικές ημι-εποπτευόμενης μάθησης στοχεύουν στην άμεση εκπαίδευση ενός μοντέλου ταξινόμησης (ή παλινδρόμησης), χρησιμοποιώντας τόσο επισημασμένα όσο και μη επισημασμένα δεδομένα [22].

Οι μέθοδοι κατηγοριοποίησης με ημι-επίβλεψη, επιχειρούν τη χρήση δεδομένων χωρίς ετικέτες, για την κατασκευή μοντέλων μάθησης που η απόδοσή τους να υπερβαίνει την απόδοση μοντέλων μάθησης που επιτεύχθηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα με ετικέτες [19].

3.4. Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning - RL)

Η **ενισχυτική μάθηση** είναι το τέταρτο είδος ML όπου το σύστημα μαθαίνει μόνο του τι να κάνει – δηλαδή με ποια ενέργεια να συσχετίσει κάθε κατάσταση – από την αλληλεπίδρασή του με ένα δυναμικό περιβάλλον στο οποίο πρέπει να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος, με σκοπό τη μεγιστοποίηση μιας αριθμητικής ανταμοιβής ή επίδοσης σε μια συγκεκριμένη εργασία [23].

Η μέθοδος αυτή εφαρμόζεται σε διάφορους τομείς όπως στην ρομποτική, στην αυτοματοποίηση, σε εφαρμογές χρηματοοικονομικής και γενικά όπου πρέπει να λαμβάνονται αποφάσεις υπό δυναμικές συνθήκες.

Σε αντίθεση με τις προαναφερθείσες μεθόδους, η RL δεν στηρίζεται σε δεδομένα εισόδου/εξόδου που ορίζονται από τον άνθρωπο. Αντιθέτως, λειτουργεί με αυτονομία, ανακαλύπτοντας τις ενέργειες που θα αποφέρουν την υψηλότερη ανταμοιβή μέσα από δοκιμές. Οι ενέργειες που γίνονται, πέραν της άμεσης ανταμοιβής, μπορεί να επηρεάσουν και την επόμενη κατάσταση και μέσω αυτής όλες τις επόμενες ανταμοιβές. Αυτός ο διαφορετικός τρόπος αναζήτησης λύσης στο πρόβλημα, είναι το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της μεθόδου αυτής [23].

Η RL δεν εστιάζει στις μεθόδους μάθησης, αλλά στον ορισμό του μαθησιακού προβλήματος. Συνεπώς, οποιαδήποτε μέθοδος είναι κατάλληλη για την επίλυση του προβλήματος, θεωρείτε ότι είναι μια μέθοδος RL.

Ο ευφύης *πράκτορας* (*agent*) ενισχυτικής μάθησης, θα έρθει αντιμέτωπος με τις πιο σημαντικές πτυχές του προβλήματος καθώς είναι αυτός που αλληλεπιδρά με την κατάσταση του περιβάλλοντος και ενεργεί καταλλήλως, με σκοπό την επίτευξη ενός στόχου ή στόχων που σχετίζονται με την κατάσταση του περιβάλλοντος. Έχει την ικανότητα να μαθαίνει από τη δική του εμπειρία μέσω της διαδικασίας δοκιμής και λάθους (*try and error*).

Για να εξασφαλίσει ο πράκτορας μεγάλη ανταμοιβή, οφείλει να προτιμά ενέργειες με ιστορικό αποτελεσματικότητας στην παραγωγή ανταμοιβής. Η γνώση όμως αυτών των ενεργειών προϋποθέτει προηγούμενη δοκιμή τους. Εδώ λοιπόν τίθεται η πρόκληση της αντιστάθμισης μεταξύ της *εξερεύνησης* (*exploration*) νέων ενεργειών με στόχο την μελλοντική καλύτερη επιλογή ενεργειών και της *εκμετάλλευσης* (*exploitation*) υπάρχουσών ενεργειών με στόχο τη λήψη ανταμοιβής. Η πρόκληση έγκειται στο ότι η επιλογή είτε της εξερεύνησης είτε της εκμετάλλευσης δεν εγγυάται την επιτυχία του έργου.

Η σύνθεση ενός συστήματος ενισχυτικής μάθησης δεν περιορίζεται στον *πράκτορα* και το *περιβάλλον*, αλλά μπορεί να ενσωματώνει και επιπλέον στοιχεία: *πολιτική* (*policy*), *συνάρτηση*

ανταμοιβής (*reward function*), συνάρτηση αξίας (*value function*) και προαιρετικά το μοντέλο περιβάλλοντος (*model of environment*).

Η *πολιτική* προσδιορίζει την συμπεριφορά του ευφυούς πράκτορα σε μια δεδομένη στιγμή. Είναι μία αντιστοίχιση/συσχέτιση μεταξύ των αντιληπτών καταστάσεων του περιβάλλοντος και των ενεργειών που πρέπει να ληφθούν στις δεδομένες καταστάσεις. Η πολυπλοκότητα της *πολιτικής* ποικίλλει, από απλές συναρτήσεις ή πίνακες αναζήτησης έως πιο περίπλοκες διαδικασίες με εκτεταμένους υπολογισμούς, όπως η διαδικασία αναζήτησης. Η φύση της *πολιτικής* μπορεί να είναι είτε ντετερμινιστική, με προκαθορισμένες ενέργειες, είτε στοχαστική, με τυχαία επιλογή ενεργειών [23].

Η *συνάρτηση ανταμοιβής* ορίζει τον στόχο ενός προβλήματος ενισχυτικής μάθησης. Χαρτογραφεί κάθε ζεύγος (κατάσταση περιβάλλοντος με ενέργεια) με μία μόνο αριθμητική *ανταμοιβή*, υποδεικνύοντας την εγγενή επιθυμία αυτής της κατάστασης. Η μακροπρόθεσμη μεγιστοποίηση της συνολικής ανταμοιβής αποτελεί τον καίριο στόχο κάθε πράκτορα ενισχυτικής μάθησης. Η μορφή και η δομή της *συνάρτησης ανταμοιβής* παραμένουν σταθερές, ανεξάρτητα από τις ενέργειες του πράκτορα, μη μπορώντας να την αλλοιώσει προς όφελος του. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται η αξιοπιστία της αξιολόγησης. Μπορεί, ωστόσο, να χρησιμοποιηθεί ως βάση για την αλλαγή της *πολιτικής* π.χ. η λήψη χαμηλής *ανταμοιβής* από μία ενέργεια βάσει της τρέχουσας *πολιτικής* μπορεί να οδηγήσει σε αναθεώρηση της *πολιτικής* και υιοθέτηση μίας διαφορετικής προσέγγισης στο μέλλον. Γενικά, οι *συναρτήσεις ανταμοιβής* μπορεί να είναι στοχαστικές [23].

Η *συνάρτηση αξίας* προσδιορίζει της αξίας μίας κατάστασης λαμβάνοντας υπόψη όλες τις πιθανές μελλοντικές ενέργειες και τις αντίστοιχες *ανταμοιβές* τους και καταλήγει σε μία συνολική εκτίμηση της ωφέλειας. Ενώ οι *ανταμοιβές* αντιπροσωπεύουν την αμεσότερη ανταπόκριση σε μια κατάσταση, οι *συναρτήσεις αξιών* αποτυπώνουν τη μακροπρόθεσμη προσέγγιση των επιθυμιών με βάση την εκτίμηση των μελλοντικών καταστάσεων και *ανταμοιβών*. Μια κατάσταση ενδέχεται να μην προσφέρει άμεση *ανταμοιβή*, αλλά να έχει υψηλή *αξία* λόγω του ότι συχνά ακολουθείται από άλλες καταστάσεις που παρέχουν μεγαλύτερες *ανταμοιβές*. Ή μπορεί να ισχύει και το αντίστροφο. Οι *ανταμοιβές* είναι κατά μία έννοια πρωταρχικές, ενώ οι *αξίες*, ως προβλέψεις *ανταμοιβών*, είναι δευτερεύουσες. Το επιθυμητό είναι να ανακαλυφθούν ενέργειες οι οποίες θα έχουν υψηλή αξία και όχι *ανταμοιβή*.

Το *μοντέλο* του περιβάλλοντος μιμείται τη συμπεριφορά του περιβάλλοντος. Δεδομένης μιας κατάστασης και μιας ενέργειας, το μοντέλο μπορεί να προβλέψει την επόμενη κατάσταση και την επόμενη *ανταμοιβή* που προκύπτουν. Τα μοντέλα χρησιμοποιούνται για τον σχεδιασμό, του τρόπου λήψης απόφασης για μια πορεία δράσης λαμβάνοντας υπόψη πιθανές μελλοντικές καταστάσεις πριν αυτές υπάρξουν πραγματικά.

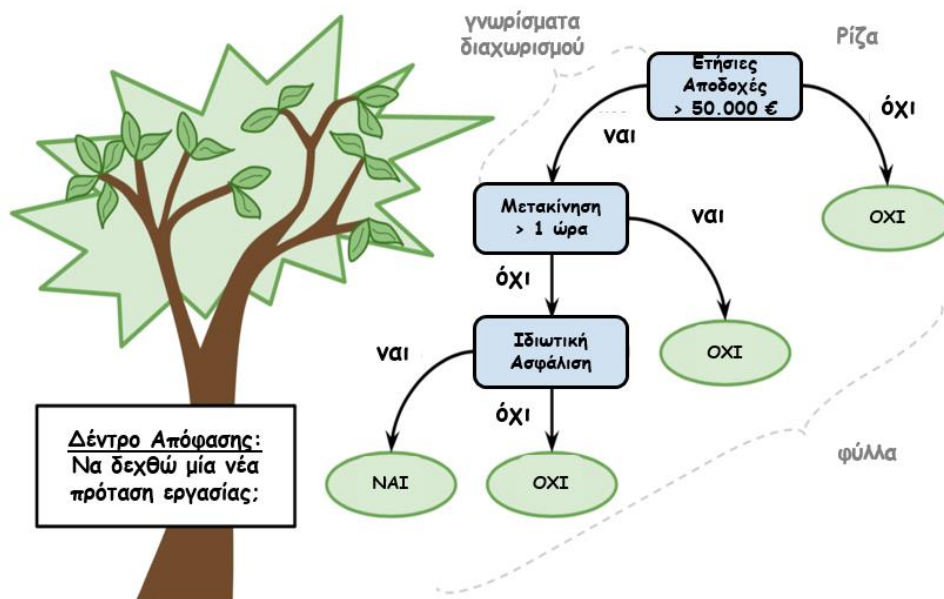
4. Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees - DT)

Τα **δέντρα αποφάσεων** αποτελούν έναν από τους πιο δημοφιλείς αλγορίθμους ML για κατηγοριοποίηση και παλινδρόμηση. Το μοντέλο αυτής της κατηγορίας αλγορίθμων είναι μια ανεστραμμένη δεντρική δομή. Η κατασκευή του δέντρου γίνεται με την διαδοχική διάσπαση του συνόλου των δεδομένων σε υποσύνολα, βάσει των τιμών των μεταβλητών [16].

Τα στοιχεία που αποτελούν ένα δέντρο είναι: η ρίζα, οι ακμές, οι εσωτερικοί κόμβοι και τα φύλλα του. Στην κορυφή βρίσκεται ο αρχικός κόμβος που ονομάζεται και ρίζα του δένδρου. Στα πιο κάτω επίπεδα υπάρχουν οι εσωτερικοί κόμβοι, οι οποίοι συνδέονται μέσω ακμών με άλλα στοιχεία του δέντρου. Στο πιο χαμηλό επίπεδο κάθε κλάδου υπάρχουν τα φύλλα. Η ρίζα έχει μόνο εξερχόμενες ακμές που την συνδέουν με τα άλλα στοιχεία του δέντρου. Οι εσωτερικοί κόμβοι έχουν εισερχόμενες και εξερχόμενες ακμές, που τους συνδέουν με τα ανώτερα και κατώτερα στοιχεία του δέντρου. Τέλος, τα φύλλα έχουν μόνο εισερχόμενες ακμές, οι οποίες τα συνδέουν με τους κόμβους του προηγούμενου επιπέδου [16].

Οι εσωτερικοί κόμβοι αντιστοιχούν σε κάποιο γνώρισμα που χρησιμοποιείται για περαιτέρω διαχωρισμό του δέντρου. Η κάθε ακμή είναι στην ουσία μία συνθήκη/έλεγχος με βάση το διαχωριστικό γνώρισμα, για το διαχωρισμό ενός κόμβου σε παιδιά. Τέλος, κάθε φύλλο αντιπροσωπεύει μια απόφαση κατηγοριοποίησης και αντιστοιχεί σε μία κλάση [1].

Στην παρακάτω Εικόνα 10, παρουσιάζεται ένα δέντρο απόφασης σχετικό με το ερώτημα «Πρέπει να δεχτώ μία νέα πρόταση εργασίας;»



Εικόνα 10: Δέντρο Αποφάσεων. Πηγή [17]

4.1. Αλγόριθμος ID3 και C4.5

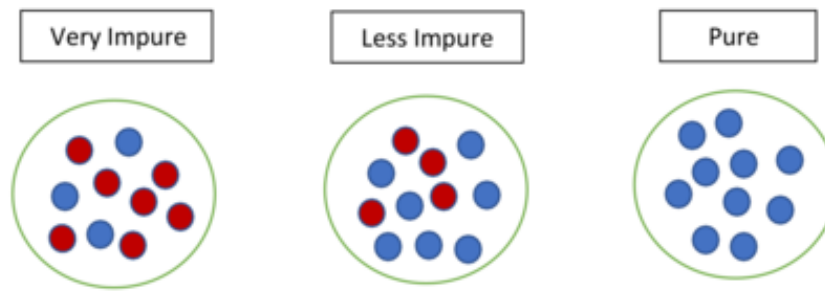
Πρόκειται για έναν από τους πιο δημοφιλείς αλγορίθμους για τη δημιουργία δέντρων αποφάσεων. Υλοποιεί μια καθοδική (top-down) προσέγγιση, διαίρεσης των δεδομένων και απαιτεί την ύπαρξη μόνο ονομαστικών πεδίων. Τα βήματα του ID3 για την κατασκευή του δέντρου είναι τα εξής [16]:

- Το δέντρο ξεκινάει με έναν μόνο κόμβο που περιέχει όλο το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης.
- Εάν όλα τα αντικείμενα του δείγματος ανήκουν στην ίδια κατηγορία, τότε ο κόμβος μετατρέπεται σε φύλλο.
- Αλλιώς, ο αλγόριθμος επιλέγει εκείνο το γνώρισμα το οποίο διαχωρίζει καλύτερα τα αντικείμενα του δείγματος, ανάλογα με την κατηγορία στην οποία ανήκουν.
- Για κάθε μοναδική τιμή του γνωρίσματος, δημιουργείται κι ένας κλάδος ο οποίος διαχωρίζει τα αντικείμενα του δείγματος.
- Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε ένα από τα υποσύνολα των δεδομένων, τα οποία δημιουργήθηκαν στο προηγούμενο βήμα και ολοκληρώνεται όταν πληρείται τουλάχιστον μία από τις παρακάτω συνθήκες εξόδου [18]:
 - Όλα τα αντικείμενα του δοσμένου κόμβου ανήκουν στην ίδια κατηγορία.
 - Τα δείγματα δεν μπορούν να διαχωριστούν περαιτέρω γιατί δεν υπάρχει άλλο γνώρισμα βάσει του οποίου να γίνει η διάσπαση. Σε αυτήν την περίπτωση ο κόμβος μετατρέπεται σε φύλλο.
 - Δεν απέμειναν άλλα δείγματα για το κλαδί του γνωρίσματος ελέγχου τα οποία να μην έχουν κατηγοριοποιηθεί.

Το ποιο γνώρισμα πρέπει να χρησιμοποιηθεί στους εσωτερικούς κόμβους του δέντρου αποφάσεων, με στόχο τον βέλτιστο διαχωρισμό των δεδομένων, ο αλγόριθμος το αποφασίζει βάσει ενός μέτρου, γνωστό ως **κέρδος πληροφορίας** (information gain), το οποίο υπολογίζεται με τη χρήση της εντροπίας. Ο αλγόριθμος αξιολογεί κάθε διαθέσιμο γνώρισμα με βάση το κέρδος πληροφορίας που προσφέρει και επιλέγει αυτό με την υψηλότερη δυνατή ωφέλεια [16].

Η **εντροπία** αποτελεί ένα μέτρο της αταξίας ή της ανομοιομορφίας (impurity) ενός συνόλου δεδομένων S , λαμβάνοντας υπόψη την διασπορά των στοιχείων ως προς την κλάση στην οποία ανήκουν [16]. Στα δέντρα αποφάσεων στόχος είναι η μείωση της εντροπίας του συνόλου δεδομένων, δημιουργώντας έτσι πιο ομοιογενή υποσύνολα.

Στην παρακάτω Εικόνα 11, το πρώτο σύνολο δεδομένων στα αριστερά, έχει μεγάλη ανομοιογένεια και συνεπώς μεγάλη εντροπία, με αποτέλεσμα να παρέχει χαμηλής αξίας πληροφορίες. Προχωρώντας προς τα δεξιά, η εντροπία των συνόλων μειώνεται και η αξία των πληροφοριών αυξάνεται.



Εικόνα 11: Εντροπία. Πηγή [19]

Το κέρδος πληροφορίας $IG(S, A)$ μετράει πόσο πιο ομοιογενή (pure) γίνονται τα υποσύνολα δεδομένων μετά τον διαχωρισμό του συνόλου S με βάση τις τιμές του γνώρισματος A [16].

Ας θεωρήσουμε ένα σύνολο S το οποίο περιέχει s στοιχεία. Η εντροπία του συνόλου S , με c διαφορετικές τιμές στο γνώρισμα κλάσης και s_i στοιχεία με τιμή i , υπολογίζεται με τον ακόλουθο τύπο [16]:

$$E(S) = - \sum_{i=1}^c p_i * \log_2(p_i)$$

όπου:

p_i το ποσοστό των στοιχείων που ανήκουν στην κλάση i ($p_i = s_i/s$).

Ας θεωρήσουμε ότι το γνώρισμα A μπορεί να πάρει u δυνατές διακριτές τιμές (a_1, a_2, \dots, a_u). Αυτό συνεπάγεται ότι το σύνολο S μπορεί να χωριστεί στα υποσύνολα (S_1, S_2, \dots, S_u). Τα υποσύνολα S_j απαρτίζονται από τα στοιχεία εκείνα τα οποία έχουν την εκάστοτε τιμή a_j στο γνώρισμα A . Εάν επιλεγεί ως μεταβλητή διαχωρισμού το γνώρισμα A , τότε η εντροπία του διαχωρισμού του συνόλου S σε υποσύνολα βάσει των τιμών του A ορίζεται με την παρακάτω εξίσωση [16]:

$$E(S, A) = \sum_{j=1}^u \frac{S_j}{S} * E(S_j)$$

όπου:

u το πλήθος των δυνατών τιμών του γνώρισματος A ,

S_j το υποσύνολο των στοιχείων τα οποία έχουν τιμή a_j στο γνώρισμα A ,

s_j το πλήθος των στοιχείων του S_j ,

s το πλήθος των στοιχείων του S και

$E(S_j)$ είναι η εντροπία του S_j , η οποία υπολογίζεται αν στην πρώτη εξίσωση αντικατασταθεί το S με το S_j .

Το κέρδος πληροφορίας, όπως προαναφέρθηκε, είναι η μείωση της εντροπίας και υπολογίζεται με την παρακάτω εξίσωση:

$$IG(S, A) = E(S) - E(S, A)$$

Εξέλιξη του ID3, αποτελεί ο **C4.5** ο οποίος έχει υποστεί βελτίωση στον τρόπο επιλογής του κριτηρίου διαχωρισμού των δεδομένων και το κέρδος πληροφορίας είναι υπέρ εκείνων των γνωρισμάτων που έχουν μεγάλο πλήθος τιμών. Έτσι δημιουργούνται πολλά και μικρά υποσύνολα τα οποία έχουν μεγάλη ομοιογένεια, το οποίο είναι θετικό, αν όμως η πληροφορία δεν είναι χρήσιμη για την κατηγοριοποίηση τότε αυτό είναι πρόβλημα. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται στον C4.5 με χρήση του κριτηρίου **λόγος κέρδους (gain ratio)** το οποίο αποδεδειγμένα οδηγεί σε δέντρα με μεγαλύτερη ακρίβεια και ταυτόχρονα μειωμένη πολυπλοκότητα. Ορίζεται με την παρακάτω εξίσωση [16]:

$$GainRatio(S, A) = \frac{IG(S, A)}{Entropy(S, A)}$$

Ο C4.5 σε αντίθεση με τον ID3, μπορεί να χειρίζεται αριθμητικά πεδία αλλά και δεδομένα με χαμένες τιμές.

4.2. Αλγόριθμος CART

Η ονομασία CART προέρχεται από τις λέξεις Classification And Regression Trees. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος χρησιμοποιείται και στις δύο κατηγορίες μάθησης με επίβλεψη, δηλαδή στην κατηγοριοποίηση και στην παλινδρόμηση, καθώς μπορεί να προβλέψει ονομαστικές τιμές αλλά και αριθμητικές. Τα δέντρα CART είναι δυαδικά και κάθε κόμβος μπορεί να έχει μόνο δύο εξερχόμενες ακμές [16].

Ο αλγόριθμος αυτός χαρακτηρίζεται για τις υψηλές επιδόσεις σε ταχύτητα, για τα απλοϊκά και κατανοητά αποτελέσματα καθώς και την μεγάλη ακρίβεια των αποτελεσμάτων αυτών. Οι ακραίες τιμές δεν έχουν σημαντική επίδραση σε αυτόν και επίσης έχει την ικανότητα να χειρίζεται δεδομένα με χαμένες τιμές. Τα δένδρα CART είναι ικανά να εκτελέσουν κατηγοριοποίηση που λαμβάνει υπόψη το διαφορετικό κόστος σφάλματος (cost sensitive classification) [16].

4.3. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα Δέντρων Αποφάσεων

Τα δέντρα αποφάσεων έχουν τα εξής **πλεονεκτήματα**:

- είναι εύκολα κατανοητά και ερμηνεύσιμα.
- μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μεγάλα σύνολα δεδομένων με καλή απόδοση καθώς ο χρόνος εκπαίδευσης τους είναι γρήγορος.

- μπορούν να χειριστούν δεδομένα με χαμένες τιμές.
- δέχονται ως μεταβλητές εισόδου γνωρίσματα με αριθμητικές αλλά και ονομαστικές τιμές.

Παρά τα πλεονεκτήματά τους, έχουν και ορισμένα **μειονεκτήματα**:

- δεν μπορούν να χειριστούν συνεχή δεδομένα, λειτουργούν μόνο με διακριτές τιμές.
- μπορούν να προσαρμοστούν υπερβολικά στα δεδομένα εκπαίδευσης, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε υπερανάλυση και να αποτυγχάνουν να γενικεύσουν καλά σε νέα, μη ορατά δεδομένα.
- η απόδοση τους επηρεάζεται σημαντικά από μικρές αλλαγές στα δεδομένα εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα αυτές να μπορούν να οδηγήσουν στη δημιουργία σημαντικά διαφορετικών δένδρων [16].
- μπορεί να μην είναι η καλύτερη επιλογή μοντέλου, για ορισμένα προβλήματα που απαιτούν σύνθετες αποφάσεις.
- ορισμένοι αλγόριθμοι δένδρων απόφασης, όπως ο ID3 και ο C4.5, δεν είναι κατάλληλοι για την επεξεργασία πολύ μεγάλων συνόλων δεδομένων, καθώς απαιτούν την αποθήκευση όλου του δείγματος εκπαίδευσης στη μνήμη [16].

5. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN)

Τα **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα** ή αλλιώς εν συντομία **νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks - NN)** είναι μία δημοφιλής υποκατηγορία της ML και αποτελούν βασική μέθοδο της AI για την επεξεργασία δεδομένων και τη μεθοδική λήψη αποφάσεων.

Προσπαθούν να προσομοιώσουν τα βιολογικά νευρωνικά συστήματα. Το βασικό δομικό στοιχείο του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι ο νευρώνας (neuron), ο οποίος συνδέεται με άλλους νευρώνες μέσω νευριτών, σχηματίζοντας ένα περίπλοκο δίκτυο. Οι νευρίτες μεταφέρουν τα νευρικά σήματα από τον νευρώνα [1].

Τα ANN αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων (ενότητες λογισμικού) οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου [1]. Πρόκειται δηλαδή για ένα δίκτυο διασυνδεδεμένων τεχνητών νευρώνων που δεν είναι παρά ένα αφηρημένο αλγοριθμικό τέχνασμα. Η πιο χρησιμοποιούμενη γλώσσα για τη δημιουργία NN είναι η Python.

Τα μοντέλα αυτά καθοδηγούνται αυστηρά από την επεξεργασία των δεδομένων και δεν βγάζουν αυθαίρετες υποθέσεις. Ορισμένα NN μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο για προβλήματα επιβλεπόμενης όσο και για μη-επιβλεπόμενης μάθησης [16].

Τα NN βρίσκουν εφαρμογή σε ένα ευρύ φάσμα πεδίων, μεταξύ των οποίων: αναγνώριση εικόνας και ομιλίας (για εφαρμογές εικονικών βοηθών - virtual assistants), επεξεργασία φυσικής γλώσσας (για εφαρμογές ανάλυσης συναισθήματος - sentiment analysis και Chatbots), ρομποτική (για τον έλεγχο των ρομπότ και των αυτόνομων οχημάτων) κ.λπ.

5.1. Τεχνητός Νευρώνας

Ο **τεχνητός νευρώνας** αποτελεί το δομικό στοιχείο ενός ANN. Είναι ένας βασικός υπολογιστικός κόμβος, ο οποίος μπορεί να δεχθεί πολλές τιμές εισόδου αλλά υπολογίζει μια μόνο τιμή εξόδου [1].

Κάθε νευρώνας συνδέεται με άλλους νευρώνες με **συνδέσεις**. Οι νευρώνες μπορεί να είναι **πλήρως συνδεδεμένοι** (fully connected), δηλαδή κάθε νευρώνας διαβιβάζει την τιμή εξόδου του σε όλους τους νευρώνες του επόμενου μόνο επιπέδου ή **μερικώς συνδεδεμένοι** (partially connected). Στις συνδέσεις των ANN αντιστοιχεί μια αριθμητική τιμή, γνωστή ως **βάρος** (weight) ή **w** [16].

Για να υπολογίσει ένας νευρώνας i την τιμή εξόδου του y , εκτελεί τα εξής δύο βήματα [16]:

- Στο πρώτο στάδιο υπολογίζεται το συνολικό σήμα εισόδου του νευρώνα. Αυτό προκύπτει ως το άθροισμα των τιμών εισόδου στο νευρώνα, οι οποίες προκύπτουν από τον πολλαπλασιασμό των τιμών εξόδου των συνδεδεμένων νευρώνων με τα αντίστοιχα βάρη των συνδέσεων.

$$S = \sum_{i=0}^n w_i * x_i$$

- Στο δεύτερο στάδιο, η **συνάρτηση ενεργοποίησης** (activation function) ή συνάρτηση μετασχηματισμού, τροποποιεί το συνολικό σήμα εισόδου του νευρώνα, επηρεάζοντας την τελική έξοδο του νευρώνα. Συνήθως χρησιμοποιείται η παρακάτω σιγμοειδής συνάρτηση επειδή είναι μη γραμμική.

$$y = f(S) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

5.2. Τύποι ANN

Όταν σε ένα ANN, όλες οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων (κόμβων) είναι μονόδρομες, δηλαδή οι πληροφορίες ρέουν προς μία κατεύθυνση, τότε αυτό ονομάζεται δίκτυο **πρόσθιας (απλής) τροφοδότησης** (feedforward), ενώ όταν υπάρχουν και αμφίδρομες συνδέσεις, λέγεται δίκτυο **ανατροφοδότησης** (recurrent).

Οι τρεις βασικές κατηγορίες νευρωνικών δικτύων είναι οι εξής [24]:

- *Πολυεπίπεδο Πρόσθιας Τροφοδότησης (Multilayer Perceptrons - MLP)*: Είναι ο κλασικός τύπος νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται περισσότερο. Αποτελείται από τουλάχιστον 3 βασικά επίπεδα.
- *Συνελικτικό (Convolutional Neural Networks - CNN)*: Χρησιμοποιείται όταν τα δεδομένα εισόδου είναι εικόνες και τις αντιστοιχίζει σε μια μεταβλητή έξοδου για την αναγνώριση και ταξινόμηση εικόνων.
- *Επαναλαμβανόμενο (Recurrent Neural Networks - RNN)*: Χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη μελλοντικών αποτελεσμάτων π.χ. σε πωλήσεις όπου υπάρχουν διαδοχικά δεδομένα (χρονοσειρών).

5.3. Δομή ANN Τύπου MLP

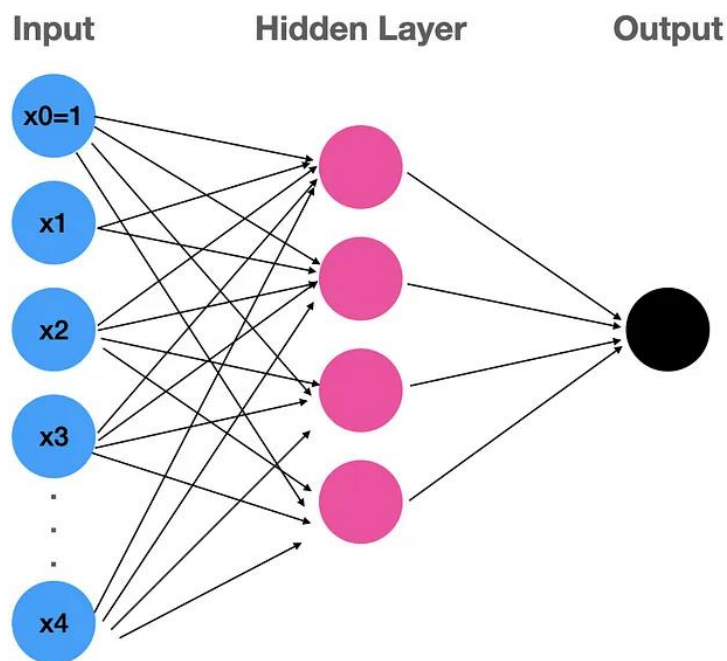
Στα δίκτυα MLP οι διασυνδεδεμένοι τεχνητοί νευρώνες είναι πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) και είναι χωρισμένοι σε επίπεδα.

Επίπεδο εισόδου (input layer): Πρόκειται για το πρώτο επίπεδο. Έχει τόσους νευρώνες όσες και οι μεταβλητές των αρχικών δεδομένων εισόδου. Οι κόμβοι εισόδου δεν μετασχηματίζουν τα δεδομένα αυτά, απλά τα μεταβιβάζουν στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.

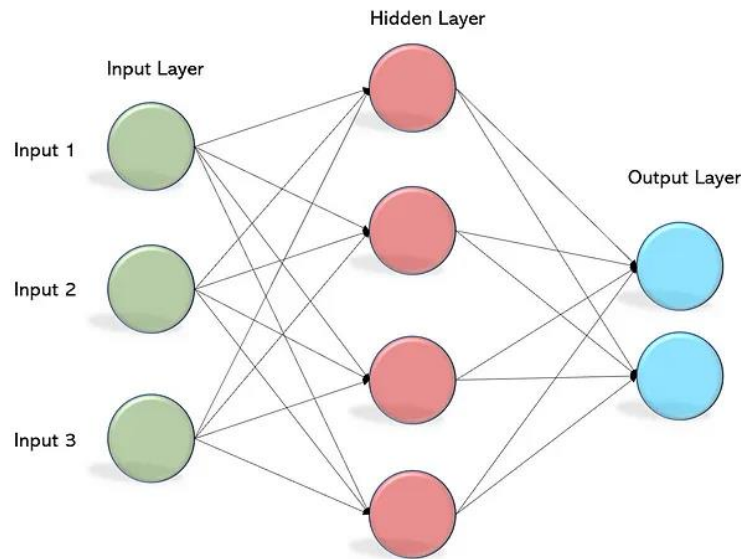
Κρυφό επίπεδο (hidden layer): Πρόκειται για το ενδιάμεσο επίπεδο ανάμεσα στο επίπεδο εισόδου και εξόδου και πραγματοποιεί το μεγαλύτερο μέρος του υπολογισμού. Σε ένα νευρωνικό δίκτυο, ενδέχεται να υπάρχουν περισσότερα του ενός κρυφά επίπεδα, αν και συνήθως χρησιμοποιείται μόνο ένα. Οι νευρώνες αυτού του επιπέδου δέχονται τις τιμές εξόδου των νευρώνων του πρώτου επιπέδου. Στη συνέχεια, οι τιμές αυτές πολλαπλασιάζονται με τα βάρη των συνδέσεων, αθροίζονται και στη συνέχεια το άθροισμα μετασχηματίζεται σύμφωνα με τη συνάρτηση ενεργοποίησης του κρυφού επιπέδου ώστε να υπολογιστεί η τιμή εξόδου των κρυφών νευρώνων.

Επίπεδο εξόδου (output layer): Πρόκειται για το τελικό επίπεδο σε ένα νευρωνικό δίκτυο και οδηγεί στην έξοδο του δικτύου. Στους νευρώνες αυτού το επιπέδου διαβιβάζονται οι τιμές εξόδου των κρυφών νευρώνων. Στη συνέχεια οι τιμές αυτές πολλαπλασιάζονται με τα βάρη των συνδέσεων, αθροίζονται και στη συνέχεια το άθροισμα μετασχηματίζεται σύμφωνα με τη συνάρτηση ενεργοποίησης του τελικού επιπέδου ώστε να υπολογιστεί η τελική πρόβλεψη του δικτύου. Ο αριθμός των νευρώνων του επιπέδου αυτού, εξαρτάται από το πρόβλημα που πρέπει να λυθεί.

Το επίπεδο εξόδου θα έχει μόνο ένα νευρώνα στην περίπτωση που υπάρχει κάποιο πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης (Εικόνα 12), ενώ στην περίπτωση που υπάρχει ένα πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών κλάσεων, τότε χρειάζεται ένας νευρώνας εξόδου για κάθε δυνατή τιμή της κλάσης (Εικόνα 13).



Εικόνα 12: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο MLP για πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης. Πηγή [25]



Εικόνα 13: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο MLP για πρόβλημα πολλαπλών κλάσεων. Πηγή [26]

Στο επίπεδο εισόδου δεν υπάρχει συνάρτηση ενεργοποίησης, ενώ στα υπόλοιπα επίπεδα οι συναρτήσεις ενεργοποίησης μπορούν να είναι διαφορετικές.

5.4. Εκπαίδευση ANN

Η **βαθιά μάθηση** (Deep Learning - DL) είναι μια ειδική τεχνική εκπαίδευσης των ANN. Αυτή η εκπαίδευση, αποτελεί μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία που περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

- **Συλλογή και προ-επεξεργασία δεδομένων**

Για την εκπαίδευση ενός ANN, πρέπει να υπάρχουν διαθέσιμα ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και ένα σύνολο δεδομένων ελέγχου τα οποία θα το τροφοδοτήσουν. Η χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης θα προσδιορίσει τα βάρη των συνδέσεων, ενώ από τα δεδομένα ελέγχου θα προκύψει η εκτίμηση της επίδοσης του μοντέλου.

Τα δεδομένα οφείλουν να είναι σχετικά με την εργασία που θα εκτελέσει το δίκτυο και να περιλαμβάνουν τόσο τις εισόδους (π.χ. εικόνες, κείμενο, αριθμητικά δεδομένα) όσο και τις επιθυμητές εξόδους (π.χ. ταξινομήσεις, προβλέψεις). Η ποιότητα και η ποσότητα των δεδομένων παίζουν σημαντικό ρόλο στην αποτελεσματικότητα της εκπαίδευσης.

Πριν από την εκπαίδευση, τα δεδομένα ίσως χρειάζονται προ-επεξεργασία, η οποία μπορεί να περιλαμβάνει:

- Καθαρισμό: αφαίρεση τυχόν σφαλμάτων, ατελειών ή θορύβου από τα δεδομένα.
- Μετατροπή: σε μια κοινή μορφή που μπορεί να επεξεργαστεί το ANN.
- Ομαλοποίηση: των δεδομένων σε ένα εύρος τιμών που είναι κατάλληλο για το ANN.

- **Σχεδιασμός της αρχιτεκτονικής του ANN**

Η επιλογή της κατάλληλης αρχιτεκτονικής εξαρτάται από την εργασία που θα πρέπει να εκτελέσει το δίκτυο, την πολυπλοκότητα των δεδομένων και τους διαθέσιμους πόρους. Ο χρήστης θα πρέπει να καθορίσει το πλήθος και την διάταξη των τεχνητών νευρώνων, να επιλέξει τον αριθμό των επιπέδων και το είδος των συνδέσεων, να επιλέξει για κάθε επίπεδο τις συναρτήσεις μετασχηματισμού και να ρυθμίσει μια σειρά από πρόσθετες παραμέτρους βάσει της εμπειρίας του (π.χ. τον ρυθμό εκπαίδευσης, το πλήθος των επαναλήψεων όλου του συνόλου εκπαίδευσης κ.τλ.).

Ο ρυθμός εκπαίδευσης. (τιμές 0,0 – 1,0) ορίζει τον επιτρεπτό βαθμό μεταβολής των βαρών σε κάθε επανάληψη, άρα επηρεάζει την ταχύτητα εκπαίδευσης του δικτύου. Ένας χαμηλός ρυθμός εκπαίδευσης σημαίνει ότι τα βάρη του δικτύου αλλάζουν σταθερά και αργά, οδηγώντας σε μικρές αλλαγές και σε μια αργή εκπαίδευση του μοντέλου. Αντίθετα, ένας υψηλός ρυθμός εκπαίδευσης οδηγεί σε γρήγορη εκπαίδευση του δικτύου, αλλά υπάρχει ο κίνδυνος **υπερ-προσαρμογής** (overfitting), όπου το μοντέλο μπορεί να μάθει να προσαρμόζεται υπερβολικά στα δεδομένα εκπαίδευσης και να χάσει την ικανότητα γενίκευσης σε νέα δεδομένα.

Ο σχεδιασμός της αρχιτεκτονικής του ANN, επηρεάζει σημαντικά την απόδοσή του.

- **Εκπαίδευση του ANN με τα δεδομένα εκπαίδευσης**

Υπάρχουν 3 είδη μάθησης για την εκπαίδευση ενός ANN: *μάθηση με επίβλεψη*, *μάθηση χωρίς επίβλεψη* και *ενισχυτική μάθηση*. Συνήθως χρησιμοποιείται η *μάθηση με επίβλεψη* όπου σε αυτό το είδος μάθησης το δίκτυο τροφοδοτείται με ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που περιλαμβάνουν εισόδους και τις αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους. Στόχος της εκπαίδευσης είναι να μάθει το δίκτυο να ερμηνεύει τα δεδομένα εκπαίδευσης. Δηλαδή μοντελοποιεί την άγνωστη σχέση που υπάρχει μεταξύ των γνωστών δεδομένων εισόδων-εξόδων, ώστε να υπολογίζει τη σωστή έξοδο για κάθε άγνωστη είσοδο που θα του δοθεί.

Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι της μάθησης με επίβλεψη, με τον πιο διαδεδομένο να είναι ο *αλγόριθμος ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation)*.

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, οι παράμετροι του δικτύου (π.χ. τα βάρη των συνδέσεων) προσαρμόζονται σταδιακά βάσει κάποιων κανόνων εκπαίδευσης, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα (απόκλιση) μεταξύ των προβλέψεων του δικτύου και των επιθυμητών εξόδων. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται έως ότου το δίκτυο μάθει με ικανοποιητική ακρίβεια.

- **Αξιολόγηση του ANN με τα δεδομένα ελέγχου**

Μετά την εκπαίδευση, το ANN αξιολογείται με τη χρήση ενός συνόλου δεδομένων ελέγχου, το οποίο δεν χρησιμοποιήθηκε στην εκπαίδευση. Η αξιολόγηση μετρά την ακρίβεια και την απόδοση του δικτύου στην εκτέλεση της εργασίας. Εάν η απόδοση δεν είναι ικανοποιητική, η

διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να επαναληφθεί με τροποποιήσεις στην αρχιτεκτονική, τα δεδομένα ή τις παραμέτρους του δικτύου.

5.5. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα ANN

Ορισμένα από τα **πλεονεκτήματα** των ANN είναι τα παρακάτω:

- ικανότητα μάθησης από δεδομένα και η βελτίωση της απόδοσής τους με την πάροδο του χρόνου.
- γενικεύουν τη γνώση που αποκτούν από τα δεδομένα εκπαίδευσης, εφαρμόζοντας την σε νέα δεδομένα, άγνωστα στο δίκτυο.
- εντοπίζουν σε δεδομένα σύνθετα πρότυπα, τα οποία είναι δύσκολα αντιληπτά από τον άνθρωπο.
- μπορούν να λειτουργήσουν ακόμα και με ατελή ή θορυβώδη δεδομένα.
- εκτελούν παράλληλους υπολογισμούς, επιτυγχάνοντας ταχύτατη επεξεργασία δεδομένων.
- έχουν ευελιξία καθώς προσαρμόζονται σε διάφορες εργασίες και προβλήματα.

Παράλληλα παρουσιάζουν και **μειονεκτήματα** όπως:

- η σχεδίαση και η βελτιστοποίηση ενός ANN είναι μια πολύπλοκη διαδικασία.
- χρειάζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων για να εκπαιδευτούν αποτελεσματικά.
- αποτελεί πρόβλημα η δυσκολία εξήγησης της λήψης αποφάσεων ενός ANN.
- η εκπαίδευση και η λειτουργία μεγάλων ANN μπορεί να απαιτούν σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους.

6. Δίκτυα Bayes (Bayesian Networks - BNs)

Τα **δίκτυα Bayes** ή αλλιώς δίκτυα πεποιθήσεων αποτελούν μία μέθοδο εξόρυξης δεδομένων. Είναι γραφικά πιθανοκρατικά μοντέλα που απεικονίζουν με μορφή γράφων ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών και τις σύνθετες σχέσεις μεταξύ τους. Επιτρέπουν πρόβλεψη, διάγνωση και λήψη αποφάσεων [16]. Αποτελούν επέκταση των Αφελών Μπαϊεσιανών Ταξινομητών (Naive Bayesian Classifiers - NBC), οι οποίοι είναι μία απλουστευμένη εκδοχή των BNs.

Τα BNs μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλά διαφορετικά πεδία, όπως η ιατρική, η οικονομία, η μηχανική και η επιστήμη των υπολογιστών.

6.1. Θεώρημα Bayes

Τα BNs, όπως και τα NBC, βασίζονται στο **θεώρημα Bayes** της θεωρίας πιθανοτήτων και χρησιμοποιούνται σε προβλήματα ταξινόμησης και πρόβλεψης για την εξαγωγή συμπερασμάτων σε συνθήκες αβεβαιότητας. Το θεώρημα Bayes υπολογίζει την *υπό συνθήκη πιθανότητα* $P(H|X)$, δηλαδή την πιθανότητα να ισχύει η υπόθεση H με δεδομένο ότι ισχύει το γεγονός X [16]. Το θεώρημα του Bayes μπορεί να εκφραστεί με τον ακόλουθο τύπο:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) * P(H)}{P(X)}$$

όπου:

$P(H)$ είναι η πιθανότητα να ισχύει η υπόθεση H

$P(X)$ είναι η πιθανότητα να ισχύει το γεγονός X

$P(H|X)$ είναι πιθανότητα του H με δεδομένο ότι ισχύει το X

$P(X|H)$ είναι η πιθανότητα του X με δεδομένο ότι ισχύει το H

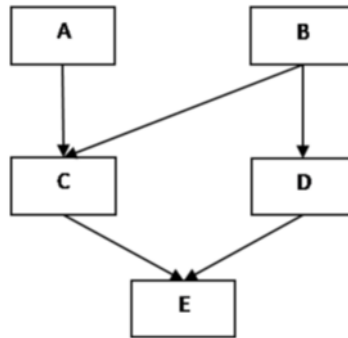
6.2. Βασικές Ιδιότητες BNs

Εντός του πλαισίου της θεωρίας πιθανοτήτων, δύο μεταβλητές, A και B , θεωρούνται **υπό συνθήκη ανεξάρτητες** (conditional independence) αν η πιθανότητα της μεταβλητής A δεν επηρεάζεται από την τιμή της μεταβλητής B , όταν η τιμή μίας τρίτης μεταβλητής C είναι γνωστή. Συμβολικά, η υπό συνθήκη ανεξαρτησία αποτυπώνεται ως εξής [28]:

$$P(A|B, C) = P(A|C)$$

Τα BNs ικανοποιούν μια ιδιότητα που ονομάζεται **τοπική ιδιότητα Markov** (μία εξειδίκευση της ιδιότητας Markov της θεωρίας πιθανοτήτων), η οποία αναφέρει ότι μία μεταβλητή είναι υπό συνθήκη ανεξάρτητη από τους μη απογόνους της όταν είναι δεδομένοι οι γονείς της [16].

Στο παράδειγμα της Εικόνας 14, αυτό σημαίνει ότι $P(C|B, D) = P(C|B)$ αφού η μεταβλητή C είναι υπό συνθήκη ανεξάρτητη από την μεταβλητή D (μη απόγονος της) δεδομένων των τιμών των γονέων A και B της C .



Εικόνα 14: BN. Πηγή [16]

6.3. Δημιουργία μοντέλου BNs

Η δημιουργία ενός μοντέλου BNs αποτελείται από δύο βασικές εργασίες:

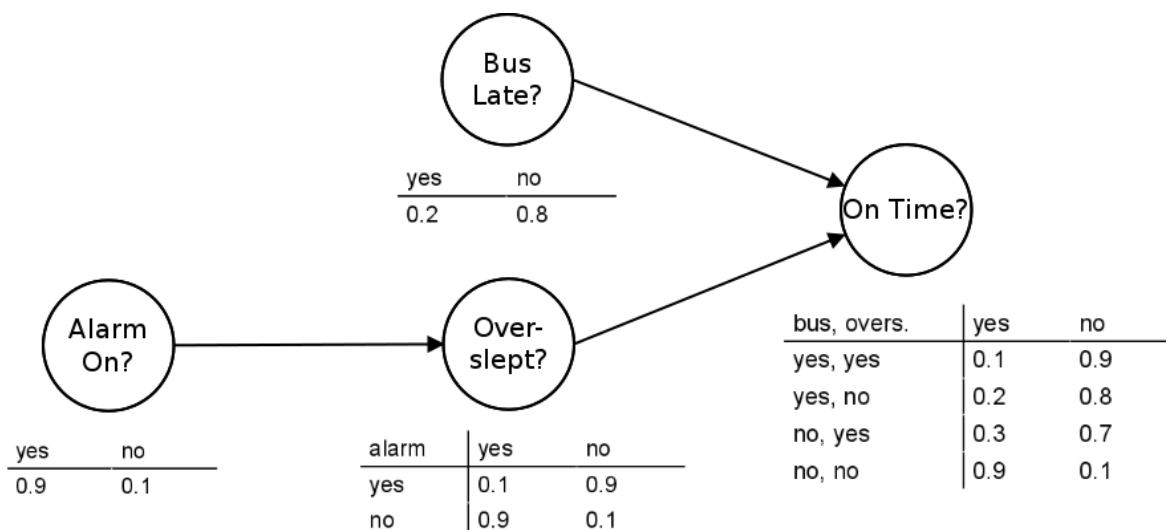
- Κατασκευή του γράφου.

Περιλαμβάνει τον ορισμό των μεταβλητών που εμπλέκονται στο μοντέλο και στην συνέχεια την απεικόνιση των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών.

Τα BNs μοντελοποιούν εξαρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών εισόδου οι οποίες αναπαρίστανται με τη χρήση ενός κατευθυνόμενου ακυκλικού γράφου (Directed Acyclic Graph - DAG).

Κάθε κόμβος του γράφου συμβολίζει μια μεταβλητή και κάθε βέλος συμβολίζει τη σχέση εξάρτησης μεταξύ των δύο μεταβλητών. Το βέλος ξεκινάει πάντα από την μεταβλητή ‘γονέα’ με κατεύθυνση προς την μεταβλητή ‘παιδί’ η οποία εξαρτάται από τον ‘γονέα’.

Στην παρακάτω Εικόνα 15, φαίνεται ένα παράδειγμα αναπαράστασης ενός τέτοιου δικτύου με τις μεταβλητές του [16].



Εικόνα 15: Αναπαράσταση BN με χρήση DAG. Πηγή [27]

- Υπολογισμός του πίνακα υπό συνθήκη πιθανοτήτων.

Περιλαμβάνει τον ορισμό των πιθανοτήτων για κάθε μεταβλητή, δεδομένων των γονέων της και την καταγραφή των πιθανοτήτων στον πίνακα υπό συνθήκη πιθανοτήτων.

6.4. Πίνακας Υπό Συνθήκη Πιθανοτήτων (Conditional Probability Table - CPT)

Ο **πίνακας υπό συνθήκη πιθανοτήτων**, αποτελεί θεμελιώδες δομικό στοιχείο για την κατασκευή BNs. Χρησιμεύει στην απεικόνιση της πιθανότητας μίας τυχαίας μεταβλητής να έχει συγκεκριμένη τιμή, βάσει των τιμών μίας ή περισσότερων άλλων τυχαίων μεταβλητών. Με άλλα λόγια ποσοτικοποιεί τις συνδέσεις του γράφου με πιθανότητες. Επίσης χρησιμεύει στην εκπαίδευση και αξιολόγηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, όπως είναι ο NBC [16].

Ο CPT καταγράφει, για κάθε μεταβλητή X , την κατανομή πιθανοτήτων $P(X|Par(X))$, όπου $Par(X)$ αντιπροσωπεύει τους γονείς της X [16]. Όπως όλοι οι πίνακες αποτελείται από γραμμές και στήλες. Κάθε γραμμή αντιστοιχεί σε μια τιμή της μεταβλητής X , ενώ κάθε στήλη αντιστοιχεί σε έναν συνδυασμό τιμών των γονέων της X . Κάθε κελί του πίνακα CPT περιέχει την πιθανότητα να έχει η X μια συγκεκριμένη τιμή, δεδομένων των τιμών των γονέων της.

Έστω μια μεταβλητή X που αντιπροσωπεύει το φύλο (άνδρας ή γυναίκα) και μια μεταβλητή Y που αντιπροσωπεύει το χρώμα των μαλλιών (καστανό, ξανθό, μαύρο). Ο πίνακας CPT για την Y θα έχει 3 γραμμές (μία για κάθε χρώμα μαλλιών) και 2 στήλες (μία για άνδρες και μία για γυναίκες). Κάθε κελί του πίνακα CPT θα περιέχει την πιθανότητα μιας γυναίκας ή ενός άνδρα να έχει συγκεκριμένο χρώμα μαλλιών.

6.5. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα BNs

Τα BNs έχουν τα εξής **πλεονεκτήματα**:

- μπορούν να μοντελοποιήσουν την πιθανότητα εμφάνισης διαφορετικών σεναρίων, λαμβάνοντας υπόψη αβέβαιες πληροφορίες.
- μπορούν να ενημερώνονται με νέα δεδομένα, τροποποιώντας τις πιθανότητες για κάθε μεταβλητή.
- μπορούν να προβλέψουν την πιθανότητα εμφάνισης μελλοντικών γεγονότων, λαμβάνοντας υπόψη υφιστάμενες πληροφορίες.
- παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια στα αποτελέσματά τους.
- ο γραφικός τρόπος απεικόνισης επιτρέπει την εύκολη κατανόηση των σχέσεων από τον άνθρωπο.

Έχουν και ορισμένα **μειονεκτήματα**:

- η δημιουργία και η ανάλυση ενός BN μπορεί να είναι πολύπλοκη, ειδικά για μεγάλα δίκτυα.
- η επιλογή των μεταβλητών και των σχέσεων μεταξύ τους μπορεί να είναι υποκειμενική, επηρεάζοντας τα αποτελέσματα.
- μπορεί να είναι ευαίσθητα σε μικρές αλλαγές στα δεδομένα ή στις πιθανότητες, οδηγώντας σε ασταθή αποτελέσματα.
- ο υπολογιστικός φόρτος για την ανάλυση ενός BN μπορεί να είναι υψηλή, ειδικά για μεγάλα δίκτυα.

7. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Οι **μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης** είναι μοντέλα επιβλεπόμενων μεθόδων ML, που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα ταξινόμησης, παλινδρόμησης. Υπάρχουν δύο τύποι αλγορίθμων, το **γραμμικό SVM** και το **μη-γραμμικό SVM**.

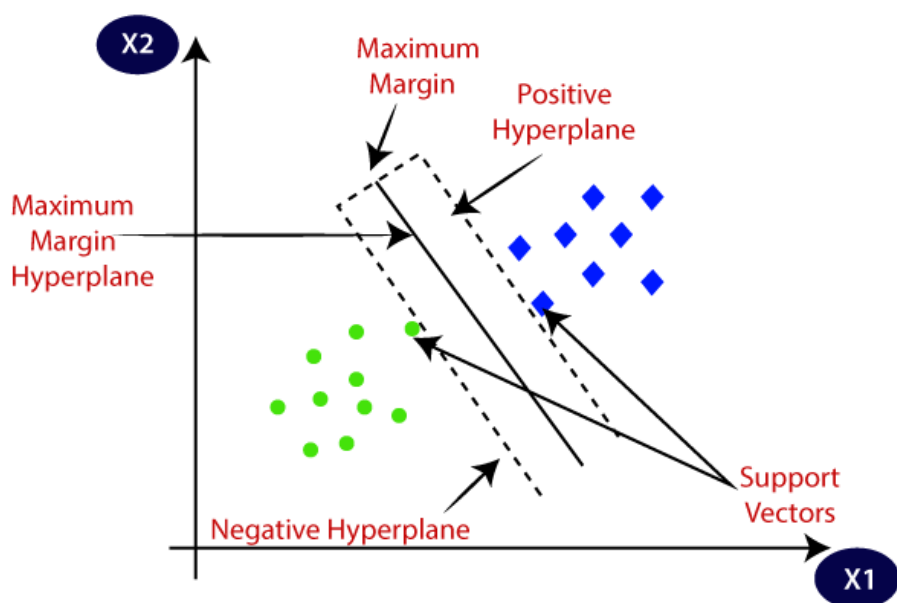
7.1. Γραμμικό SVM

Το **γραμμικό SVM** είναι μέθοδος που χρησιμοποιείται σε προβλημάτων ταξινόμησης και παλινδρόμησης όταν τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, δηλαδή μπορούν να χωριστούν από ένα **όριο απόφασης**. Εφόσον σχεδιάζουμε τα σημεία δεδομένων σε ένα δισδιάστατο γράφημα, ονομάζουμε αυτό το όριο απόφασης **ευθεία γραμμή**, αλλά αν έχουμε περισσότερες διαστάσεις, ονομάζουμε αυτό το όριο απόφασης **υπερ-επίπεδο** [9].

Μία σημαντική ορολογία των SVM είναι τα **σημεία υποστήριξης** (support vectors), τα οποία είναι τα σημεία δεδομένων που βρίσκονται πιο κοντά στη διαχωριστική γραμμή (Εικόνα 16).

Άλλη σημαντική ορολογία είναι το **περιθώριο** (margin). Υπάρχει το **σκληρό περιθώριο** (hard margin) ή αλλιώς **περιθώριο μέγιστης απόστασης** (Εικόνα 16) και το **μαλακό περιθώριο** (soft margin) ή αλλιώς **περιθώριο μετριασμένης απόστασης**.

Το ιδανικό περιθώριο εξαρτάται από το σύνολο δεδομένων και το πρόβλημα που θέλουμε να λύσουμε και η επιλογή του είναι σημαντική παράμετρος για την βέλτιστη απόδοση των SVM.



Εικόνα 16: Γραμμικό SVM (υπερ-επίπεδο, περιθώριο, διανύσματα υποστήριξης). Πηγή [33]

7.1.1. Σκληρού Περιθωρίου SVM

Στην περίπτωση του **σκληρού περιθωρίου**, το υπερ-επίπεδο διαχωρίζει πλήρως τις κατηγορίες δεδομένων, χωρίς καμία λανθασμένη ταξινόμηση.

Το *περιθώριο* ορίζεται ως η απόσταση μεταξύ των δύο παράλληλων υπερ-επιπέδων που αγγίζουν τα σημεία υποστήριξης.

Οι SVM με σκληρό περιθώριο, στοχεύουν στην εύρεση του βέλτιστου υπερ-επιπέδου (maximum margin hyperplane), δηλαδή της διαχωριστικής γραμμής που μεγιστοποιεί το περιθώριο, για να επιτευχθεί ο μέγιστος δυνατός διαχωρισμός μεταξύ των κατηγοριών.

Παρακάτω θα αναλυθεί ένα πρόβλημα SVM σκληρού περιθωρίου. Στην Εικόνα 17, απεικονίζονται τα σημεία δυαδικής κλάσης τα οποία είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Τα σημεία της μίας κλάσης συμβολίζονται με πράσινους σταυρούς και τα σημεία της άλλης κλάσης με κόκκινες παύλες.

Αν το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης αποτελείται από n σημεία και κάθε σημείο x_i σχετίζεται με μία δυαδική ετικέτα y_i με $y_i \in \{-1, 1\}$, τότε η εξίσωση που ορίζει το υπερ-επίπεδο διαχωρισμού και χωρίζει τις δύο κλάσεις είναι:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$$

όπου:

\vec{w} ένα διάνυσμα βαρών, κάθετο στο υπερ-επίπεδο και ορίζει τον προσανατολισμό του.

b είναι το κατώφλι.

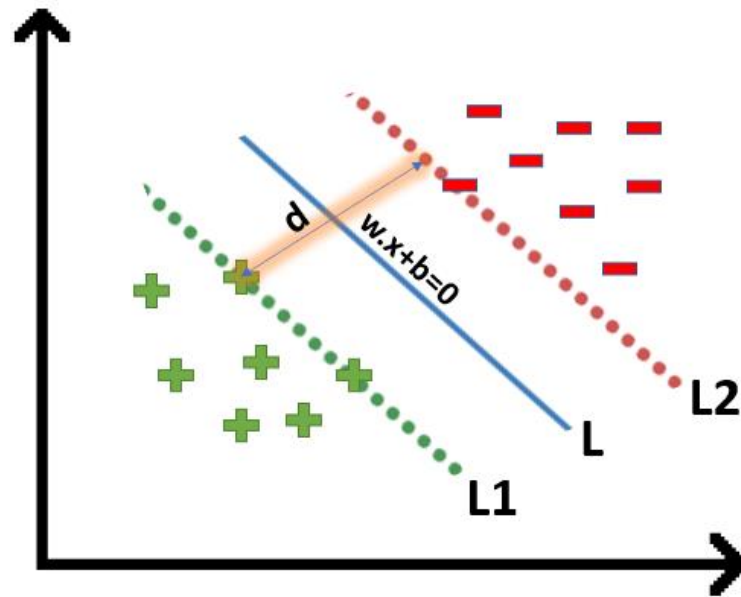
Κάθε νέο σημείο x_i κατηγοριοποιείται ανάλογα από τη πλευρά στην οποία βρίσκεται:

$$\text{ως θετικό αν } y_i = 1 \quad \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b > 0$$

$$\text{ή ως αρνητικό αν } y_i = -1 \quad \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b < 0$$

Αναζητείται το (w, b) ούτως ώστε το περιθώριο να έχει τη μέγιστη απόσταση, που είναι και ο στόχος των SVM. Για τον υπολογισμό της μέγιστης απόστασης d γίνονται οι εξής δύο παραδοχές:

- η εξίσωση της L1 είναι: $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b = +1$
- η εξίσωση της L2 είναι: $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b = -1$



Εικόνα 17: Γραμμικό SVM (σκληρό περιθώριο). Πηγή [34]

Για την εύρεση της βέλτιστης συνάρτησης, θέτονται οι περιορισμοί πως η απόσταση d θα υπολογιστεί με τέτοιο τρόπο ώστε κανένα σημείο είτε θετικό (πράσινο) είτε αρνητικό (κόκκινο) να μην διασχίσει τη διαχωριστική γραμμή του περιθωρίου και βρεθεί στην άλλη πλευρά του ορίου απόφασης.

Οι περιορισμοί αυτοί εκφράζονται με τις δύο παρακάτω εξισώσεις και συνεπώς:

- για όλα τα θετικά σημεία ισχύει: $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1$
- για όλα τα αρνητικά σημεία ισχύει: $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1$

Αυτοί οι δυο περιορισμοί συγχωνεύονται στον παρακάτω έναν εάν υποθεθεί πως οι αρνητικές κλάσεις έχουν $y = -1$ και οι θετικές κλάσεις έχουν $y = 1$ και αν πολλαπλασιαστούν εξ ολοκλήρου (και στις δύο πλευρές) με το y οι αντίστοιχες εξισώσεις, τότε προκύπτει η μία κοινή εξίσωση:

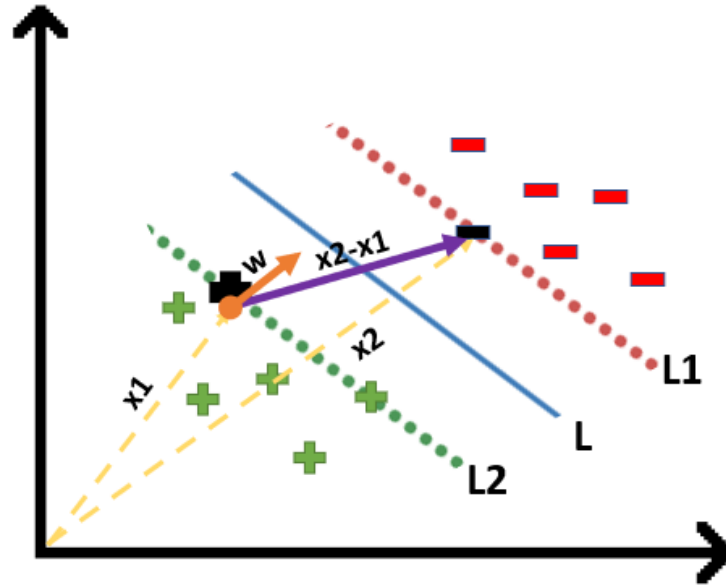
$$y_i * (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1$$

Η παραπάνω εξίσωση πρέπει να αληθεύει για κάθε σημείο των δεδομένων εκπαίδευσης ώστε αυτό να είναι ορισμένο στη σωστή κλάση [32].

Επιλέγονται δύο **σημεία υποστήριξης**, το x_1 από την θετική κλάση και το x_2 από την αρνητική κλάση τα οποία βρίσκονται σε απόσταση ίση με 1 από το υπερ-επίπεδο. Το x_1 να έχει τιμή κλάσης +1 και το x_2 να έχει τιμή κλάσης -1. Η απόσταση μεταξύ των διανυσμάτων x_1 και x_2 είναι το διάνυσμα $(x_2 - x_1)$. Για να βρεθεί η πιο σύντομη απόσταση μεταξύ των δύο αυτών σημείων, εφαρμόζεται ο πολλαπλασιασμός με τελεία (dot product) μεταξύ διανυσμάτων. Για να γίνει αυτό σχηματίζεται το διάνυσμα w κάθετο στο υπερ-επίπεδο και υπολογίζεται η προβολή του

διανύσματος $(x_2 - x_1)$ πάνω στο w . Για να μπορέσει να γίνει ο πολλαπλασιασμός με τελεία, πρέπει το \vec{w} να μετατραπεί σε μοναδιαίο διάνυσμα (unit vector), δηλαδή σε διάνυσμα με μήκος (ή νόρμα) την μονάδα 1. Για να γίνει αυτό διαιρούμε το διάνυσμα \vec{w} με τη νόρμα του $\|w\|$ [32].

Έτσι χρησιμοποιώντας τα σημεία x_1 και x_2 υπολογίζεται το περιθώριο ως η απόσταση d μεταξύ αυτών, μετρημένη κάθετα στο υπερ-επίπεδο, όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 18 [16].



Εικόνα 18: Γραμμικό SVM (υπολογισμός περιθωρίου). Πηγή [35]

Η προβολή του διανύσματος $(x_2 - x_1)$ πάνω στο διάνυσμα \vec{w} υπολογίζεται με την πράξη:

$$|(x_2 - x_1)| * \frac{\vec{w}}{\|w\|} = \frac{x_2 * \vec{w} - x_1 * \vec{w}}{\|w\|}$$

Δεδομένου ότι τα x_1 και x_2 είναι σημεία υποστήριξης θα ισχύει για καθένα από αυτά αντίστοιχα:

$$1 * (\vec{w} \cdot \vec{x}_1 + b) = 1$$

$$-1 * (\vec{w} \cdot \vec{x}_2 + b) = 1$$

Αντικαθιστώντας στον προηγούμενο τύπο της προβολής διανύσματος, τις δύο τελευταίες εξισώσεις, προκύπτει η εξίσωση υπολογισμού του περιθωρίου d ως η εξίσωση:

$$d = \frac{2}{\|w\|}$$

Θέλοντας να βρεθεί η καλύτερη δυνατή λύση η οποία αντιστοιχεί στο υψηλότερο δυνατό αποτέλεσμα, η παραπάνω τιμή d μεγιστοποιείται για κάθε σημείο, λαμβάνοντας πάντα υπόψη τον

περιορισμό $y_i * (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1$, ότι δηλαδή η απόσταση του πλησιέστερου σημείου θα είναι ίση με 1, και έτσι το πρόβλημα αναδιατυπώνεται ως [16]:

$$d = \text{Maximize} \left(\frac{2}{\|w\|} \right) = \frac{2}{\|w\|^2}$$

Το οποίο εκφράζεται ισοδύναμα με το να ελαχιστοποιήσουμε το αντίστροφο:

$$d = \text{Minimize} \left(\frac{\|w\|^2}{2} \right)$$

7.1.2. Μαλακού Περιθωρίου SVM

Στις πραγματικές εφαρμογές, σπανίως συναντιούνται σύνολα δεδομένων που είναι απόλυτα γραμμικά διαχωρίσιμα. Συνήθως τα σύνολα δεδομένων είναι είτε περίπου γραμμικά διαχωρίσιμα είτε εντελώς μη γραμμικά διαχωρίσιμα. Η τεχνική που παρουσιάστηκε παραπάνω για γραμμικά διαχωρίσιμα σύνολα δεδομένων δεν είναι εφαρμόσιμη στις περιπτώσεις αυτές.

Στην περίπτωση του **μαλακού περιθωρίου**, επιτρέπονται λανθασμένες ταξινομήσεις, έως ένα ορισμένο όριο, οπότε θα χρειαστεί να ληφθεί υπόψη ένας επιπλέον περιορισμός [32].

Το *περιθώριο* ορίζεται ως η μέση απόσταση μεταξύ του υπερ-επιπέδου και των σημείων υποστήριξης [36].

Στόχος των SVM με μαλακό περιθώριο είναι να βρεθεί το βέλτιστο υπερ-επίπεδο που μεγιστοποιεί το περιθώριο, ενώ παράλληλα ελαχιστοποιεί τον αριθμό των λανθασμένων ταξινομήσεων [37].

Για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος ταξινόμησης, ορίζεται κάποια *συνάρτηση απώλειας* (*loss function*) με δημοφιλέστερη την **hinge**. Η συνάρτηση εστιάζει στα σημεία εκείνα τα οποία βρίσκονται κοντά στο *όριο απόφασης*, επιβάλλοντας ποινή μόνο για τα σημεία που είναι λάθος κατηγοριοποιημένα, δηλαδή για τα σημεία που η προβλεπόμενη κλάση $f(x_i)$ είναι αντίθετη από την πραγματική κλάση y_i . Διαφορετικά, η απώλεια είναι μηδενική [37].

Η εξίσωση της απώλειας hinge είναι:

$$\max(0, 1 - y_i * f(x_i))$$

όπου:

y_i η πραγματική ετικέτα του στοιχείου x_i

$f(x_i)$ η εκτίμηση της SVM υπολογιζόμενη από την εξίσωση $f(x_i) = \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b$

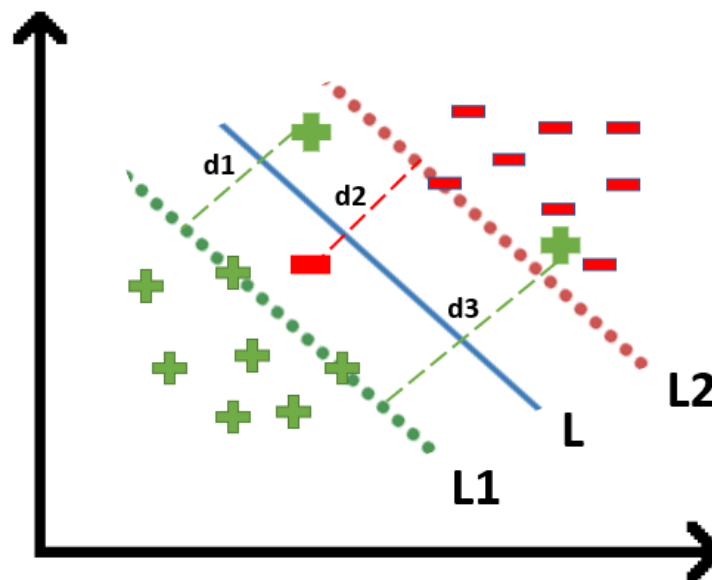
$\max(a, b)$ επιλέγει το μεγαλύτερο από τα δύο αριθμητικά μέρη που διαχωρίζονται με ‘,’

Η απώλεια ενός λάθος ταξινομημένου στοιχείου, ονομάζεται **μεταβλητή χαλαρότητας** (**slack variable**) και προστίθεται στην εξίσωση των *σκληρών περιθωρίων SVM* η οποία διαμορφώνεται ως εξής [37]:

$$d = \text{Minimize} \left(\frac{\|w\|^2}{2} \right) + C \sum_{i=1}^n \zeta_i$$

Το ζ για όλα τα ορθά ταξινομημένα σημεία είναι μηδέν '0', ενώ για ένα λανθασμένο σημείο είναι η απόσταση του από το ορθό του υπερ-επίπεδο. Έτσι στην παρακάτω Εικόνα 19, το ζ για τα δύο πράσινα σημεία που έχουν ταξινομηθεί λάθος είναι η $d1$ και $d3$ αντίστοιχα, δηλαδή η απόσταση τους από το ορθό τους υπερ-επίπεδο $L1$. Για το λάθος ταξινομημένο κόκκινο σημείο, το ζ είναι η απόσταση του $d2$ από το ορθό του υπερ-επίπεδο $L2$.

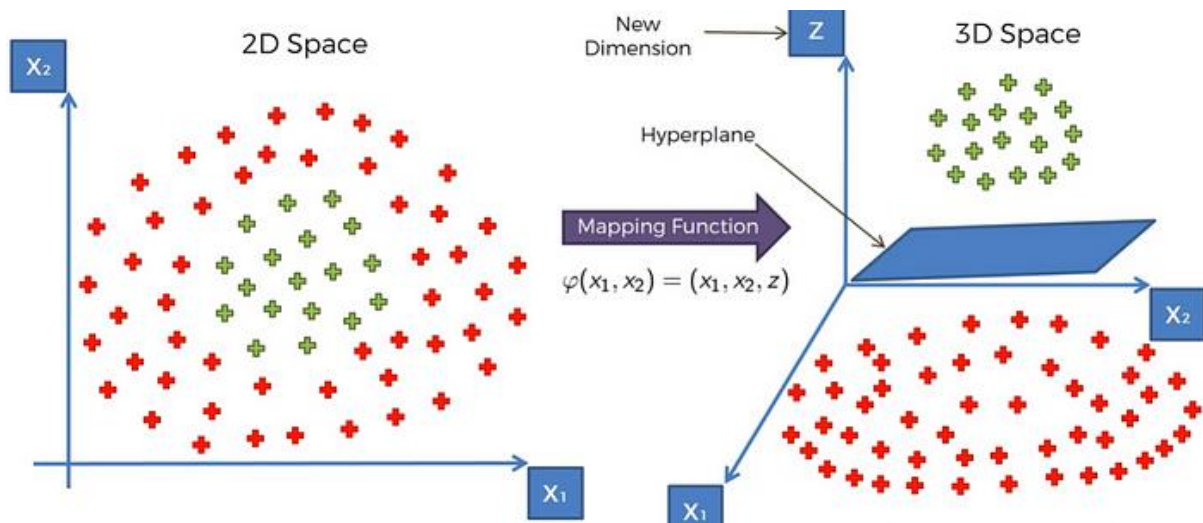
Η παράμετρος C προσδιορίζει πόση λανθασμένη ταξινόμηση θέλουμε να αποφύγουμε [39] και είναι σημαντική για την επίτευξη του στόχου των SVM, καθώς πρέπει να υπάρξει ένας συμβιβασμός μεταξύ της μεγιστοποίησης του περιθωρίου και της ελαχιστοποίησης της ζημίας [37].



Εικόνα 19: Γραμμικό SVM (μαλακό περιθώριο). Πηγή[38]

7.2. Μη-Γραμμικό SVM

Η μέθοδος του **μη-γραμμικού SVM**, εφαρμόζεται σε μη γραμμικά προβλήματα ταξινόμησης, όπου τα δεδομένα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα και δεν μπορούν να προβληθούν σε δισδιάστατο χώρο. Με τη χρήση όμως μη-γραμμικών διανυσματικών συναρτήσεων, μπορούν τα δεδομένα αυτά να προβληθούν σε έναν χώρο πολλών διαστάσεων [9]. Οι συναρτήσεις αυτές μετατρέπουν τα δεδομένα σε υψηλότερες διαστάσεις, όπου η γραμμική ταξινόμηση γίνεται εφικτή και έτσι μπορεί να βρεθεί το όριο απόφασης [39] (Εικόνα 20).



Εικόνα 20: Μη-γραμμικό SVM (μετατροπή από δισδιάστατο σε τρισδιάστατο χώρο). Πηγή [40]

Οι συναρτήσεις αυτές ονομάζονται **πυρήνες** (kernels) και υπάρχουν διάφοροι τύποι που μπορούν να εφαρμοστούν ανάλογα με τη φύση των δεδομένων και τις απαιτήσεις του προβλήματος.

Ο πιο κοινός τύπος πυρήνα είναι ο **πυρήνας Gaussian RBF** (Radial Basis Function kernel) και ορίζεται με την εξής συνάρτηση:

$$K(x, y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}}$$

Ο **πολυωνυμικός πυρήνας** (polynomial kernel) ορίζεται ως $K(x, y) = (x^T \cdot y + 1)^d$ όπου d είναι ο βαθμός πολωνύμου τον οποίο ορίζει ο χρήστης. Για $d = 1$, ο πολυωνυμικός πυρήνας ισοδυναμεί με τον γραμμικό πυρήνα. Για $d > 1$, ο πολυωνυμικός πυρήνας χαρτογραφεί τα δεδομένα σε ένα υψηλότερο διαστατικό χώρο.

Ο **πυρήνας Sigmoid** (sigmoid kernel) ορίζεται ως $K(x, y) = \tanh(ax^T \cdot y + c)$ όπου οι παράμετροι a και c καθορίζουν τον σιγμοειδή πυρήνα.

Υπάρχουν και άλλοι τύποι πυρήνων. Ο κατάλληλος τύπος πυρήνα επιλέγεται συνήθως μέσω προσεκτικής δοκιμής και αξιολόγησης του αλγορίθμου σε ένα σύνολο ελέγχου.

7.3. Παλινδρόμηση Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Regression - SVR)

Η ισχυρή και ευέλικτη μέθοδος SVR αποτελεί μια τροποποίηση των SVM και τις καθιστά ικανές να αντιμετωπίζουν προβλήματα παλινδρόμησης, αντί για προβλήματα ταξινόμησης.

Σε αντίθεση με τις SVM, όπου ο στόχος είναι η εύρεση υπερ-επιπέδου που διαχωρίζει τα δεδομένα σε διαφορετικές κατηγορίες, η SVR επιδιώκει να βρει μια συνάρτηση που προσεγγίζει τα δεδομένα με τον βέλτιστο τρόπο.

Η βασική ιδέα της είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης, με ταυτόχρονη περιορισμό της υπερ-προσαρμογής.

Η SVR μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορα είδη προβλημάτων παλινδρόμησης, όπως πρόβλεψη της τιμής μίας μετοχής στο χρηματιστήριο, εκτίμηση του βάρους ενός ατόμου βάσει του ύψους του, ανάλυση της εξέλιξης της θερμοκρασίας σε μια περιοχή.

7.4. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα SVM

Ορισμένα από τα **πλεονεκτήματα** των SVM είναι τα παρακάτω:

- μπορούν να χρησιμοποιηθούν για διάφορες εργασίες, όπως ταξινόμηση, παλινδρόμηση και ανίχνευση ανωμαλιών.
- μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε προβλήματα με μη-γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα
- λόγω της μοναδικής ικανότητάς τους να ρυθμίζουν εγγενώς τη μάθησή τους, οι SVM είναι σε θέση να μαθαίνουν εξαιρετικά εκφραστικά μοντέλα χωρίς να υποφέρουν από υπερβολική προσαρμογή (overfitting) [9].
- προσφέρουν ισχυρές δυνατότητες τακτοποίησης, δηλαδή είναι σε θέση να ελέγχουν την πολυπλοκότητα του μοντέλου προκειμένου να εξασφαλίσει καλή απόδοση γενίκευσης [9].

Παράλληλα παρουσιάζουν και **μειονεκτήματα** όπως:

- η επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης πυρήνα, αποτελεί μια σύνθετη διαδικασία με πολλές παραμέτρους προς αξιολόγηση.
- δεν έχουν καλά αποτελέσματα σε πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων.

7.5. Εφαρμογές SVM

Οι SVM βρίσκουν εφαρμογή σε διάφορους τομείς όπως στην επεξεργασία εικόνας για την ταξινόμηση εικόνων σε διαφορετικές κατηγορίες, όπως ζώα, αντικείμενα, τοπία, κ.λπ., αλλά και για τον εντοπισμό και την αναγνώριση αντικειμένων σε εικόνες.

Επίσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας για την ταξινόμηση κειμένου σε κατηγορίες π.χ. email, άρθρα ειδήσεων, κριτικές, κ.ά. αλλά και για τον εντοπισμό του συναισθήματος ενός κειμένου π.χ. θετικό, αρνητικό, ουδέτερο.

Στον τομέα της υγείας οι SVM μπορούν να φανούν χρήσιμοι για τον εντοπισμό γονιδίων και άλλων σημαντικών περιοχών DNA, για την πρόβλεψη της πιθανότητας εμφάνισης μιας ασθένειας σε ένα άτομο, για τον σχεδιασμό νέων φαρμάκων, κ.ά.

Στον οικονομικό τομέα μπορούν να εφαρμοστούν για να προβλεφθούν τα μελλοντικά χρηματιστηριακά δεδομένα, για τον εντοπισμό απάτης σε χρηματοοικονομικές συναλλαγές κ.α.

8. Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms - GA)

Οι **γενετικοί αλγόριθμοι** είναι μία τεχνική προγραμματισμού που εφαρμόζεται για την εύρεση λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα και ανήκουν στην ομάδα των εξελικτικών αλγορίθμων. Είναι εμπνευσμένοι από τη θεωρία της Εξέλιξης του Δαρβίνου καθώς μιμούνται διαδικασίες της φυσικής εξέλιξης, εμπνευσμένες από την βιολογία, όπως είναι η μετάλλαξη, η διασταύρωση και η φυσική επιλογή [1].

Χρησιμοποιούνται σε προβλήματα όπου η λύση εξαρτάται από πολλαπλές μεταβλητές ή διαστάσεις, και δεν υπάρχει κάποια αναλυτική μέθοδος που να οδηγεί στον βέλτιστο συνδυασμό τιμών για αυτές τις μεταβλητές, ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με τον τρόπο που θεωρείται ο καλύτερος ή πιο επιθυμητός [20].

Οι GA, αντί να εξετάζουν μόνο ένα σημείο του πεδίου αναζήτησης, εξερευνούν τον χώρο των πιθανών λύσεων, στο πλαίσιο ενός συγκεκριμένου κριτηρίου. Αντί να επιλύουν το πρόβλημα με καθαρά μαθηματικούς τρόπους, ακολουθούν προσεγγίσεις εμπνευσμένες από τη βιολογία, που τους παρέχουν μεγαλύτερη ευελιξία για να επιλέξουν μια αποδοτική λύση που να ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις του προβλήματος [20].

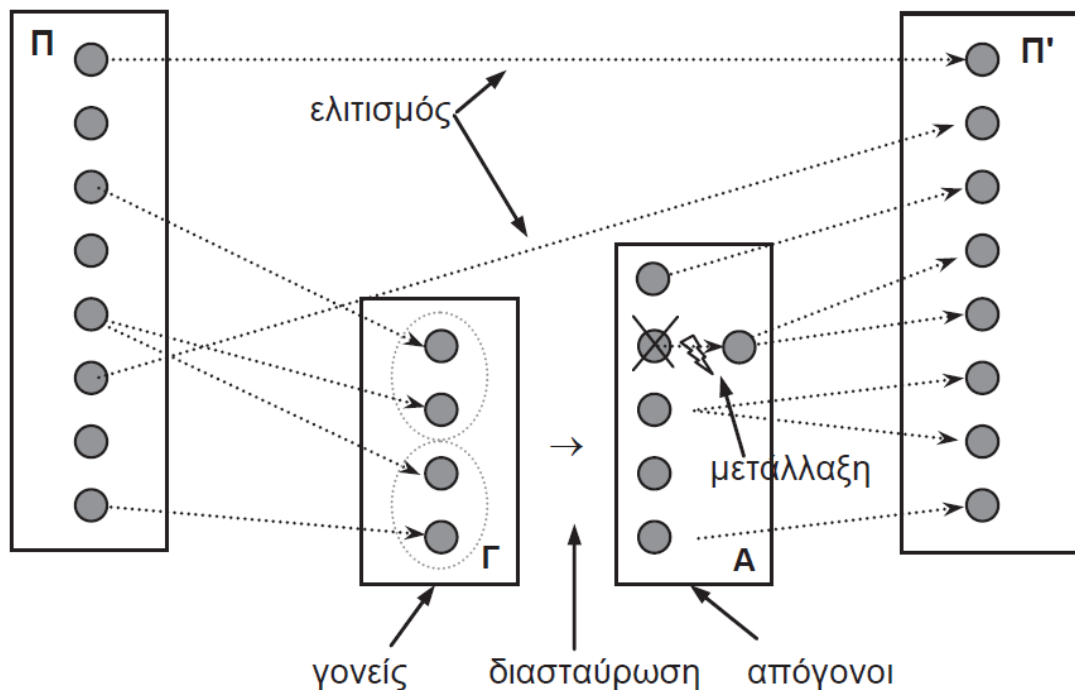
8.1. Μηχανισμός Λειτουργίας GA

Ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο κωδικοποιημένων τυχαίων υποψήφιων λύσεων (χρωμοσώματα) οι οποίες συνιστούν τον αρχικό πληθυσμό Π. Όπως στη βιολογία τα χρωμοσώματα αποτελούνται από γονίδια τα οποία συνδέονται αλυσιδωτά, σχηματίζοντας μακριές σειρές, έτσι κι εδώ οι λύσεις (χρωμοσώματα) αποτελούνται από τμήματα κωδικοποιημένων συνθηκών/κριτηρίων του ενός bit (γονίδια), τα οποία συνδέονται μεταξύ τους σε μία ακολουθία από bits. Οι τυπικές αναπαραστάσεις των λύσεων πραγματικών προβλημάτων περιλαμβάνουν μεγάλο αριθμό δυαδικών ψηφίων (bits) και είναι της μορφής π.χ. 111011101010011100011111010110 [16].

Η κάθε λύση, φέροντας συγκεκριμένες πιθανές τιμές για όλες τις παραμέτρους του συστήματος, βαθμολογείται κατά πόσο κοντά είναι στο επιθυμητό αποτέλεσμα, με τη βοήθεια μιας συνάρτησης που μετρά το πόσο καλά ταιριάζει σε αυτό, γνωστή ως **συνάρτηση καταλληλότητας** (fitness function).

Ο υπολογιστής καλείται να δημιουργήσει διαδοχικές τροποποιήσεις των λύσεων με τυχαίο τρόπο, συμπεριλαμβανομένων αναδιατάξεων και μεταλλάξεων των αρχικών λύσεων (χρωμοσωμάτων). Αυτό επιτυγχάνεται με το σχηματισμό ζευγαριών (γονέων), τα οποία διασταυρώνονται και δίνουν την επόμενη γενιά λύσεων, τους απογόνους (offsprings), κάποιοι από τους οποίους υφίστανται μία τυχαία μετάλλαξη (mutation). Οι γονείς (λύσεις) λαμβάνονται με τυχαίο τρόπο από τον πληθυσμό Π, δίνοντας μεγαλύτερη προτεραιότητα σε εκείνους τους γονείς (λύσεις) του πληθυσμού που στο

προηγούμενο βήμα η συνάρτηση καταλληλότητας τους βαθμολόγησε υψηλά και θεωρούνται οι πλέον κατάλληλοι. Οι γονείς μπορεί να συμμετέχουν περισσότερες από μία φορές ή καθόλου [1].



Εικόνα 21: Γενικός Μηχανισμός Λειτουργίας GA. Πηγή [1]

Μέσα από αυτή τη διαδικασία θα προκύψει ένας νέος πληθυσμός Π' ίδιου μεγέθους με τον αρχικό πληθυσμό Π (Εικόνα 21). Στον πληθυσμό Π' επιλέγονται με κάποιο συστηματικό τρόπο "καλά" χρωμοσώματα, πρωτίστως από το σύνολο των απογόνων και δευτερευόντως, αλλά όχι υποχρεωτικά, από τον αρχικό πληθυσμό (ελιτισμός) [1].

Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για το νέο πληθυσμό Π' και για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και την αναπαραγωγή των χρωμοσωμάτων (λύσεων) θα παράγουν τη λύση (χρωμόσωμα) που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την συνάρτηση καταλληλότητας [20].

Αυτή η επαναλαμβανόμενη διαδικασία τερματίζεται όταν πληρείται κάποια συνθήκη ή συνθήκες τερματισμού που έχουν οριστεί. Συνήθως η συνθήκη τερματισμού της αναζήτησης ορίζεται από το πρόβλημα ωστόσο κάποιες είναι γενικές και ανεξάρτητες από αυτό, όπως οι ακόλουθες:

- η εύρεση λύσης ικανοποιητικής ποιότητας
- μη περαιτέρω βελτίωση της ποιότητας της καλύτερης λύσης για προκαθορισμένο πλήθος γενεών
- μέγιστος χρόνος εκτέλεσης του GA
- μέγιστο πλήθος επαναλήψεων

8.2. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα GA

Ορισμένα από τα **πλεονεκτήματα** των GA είναι τα παρακάτω [1]:

- η ικανότητα να επιστρέψουν μια αρκετά καλή λύση σε εύλογο χρονικό διάστημα, η οποία με τη πάροδο του χρόνου μπορεί να βελτιωθεί.
- μπορούν να αξιοποιούν προηγούμενες ή εναλλακτικές λύσεις καθώς και να μοντελοποιούν φαινόμενα με πολλές παραμέτρους.
- μπορούν να δοκιμάσουν συνδυασμούς και ιδέες που ο ανθρώπινος νους δε θα δοκίμαζε ποτέ, δίνοντας ενίοτε πρωτότυπα αποτελέσματα.

Στα **μειονεκτήματα** τους ανήκουν τα εξής [16]:

- δεν παρέχουν εξηγήσεις για τις λύσεις που παράγουν, ούτε εγγύηση ότι είναι η βέλτιστη.
- τα αποτελέσματα τους έχουν μεγάλο βαθμό τυχαιότητας (randomness) και επαναλαμβανόμενες εκτελέσεις ενός αλγορίθμου δεν εγγυώνται παρόμοια αποτελέσματα.

8.3. Εφαρμογές GA

Πολλές είναι οι εφαρμογές στις οποίες βρίσκουν χρήση οι γενετικοί αλγόριθμοι και σε πάρα πολλούς τομείς. Παρακάτω θα αναφερθούν ενδεικτικά ορισμένες [21].

GA στον αυτόματο έλεγχο (automatic control) όπως: για την επιλογή των βέλτιστων σημείων μέτρησης κατά την διαδικασία της βαθμονόμησης κινηματικών παραμέτρων σε ρομπότ, για την ενίσχυση της απόκρισης συστημάτων ελέγχου με χρήση γενετικών ελεγκτών PID, κ.ά.

GA σε προβλήματα προγραμματισμού (scheduling problems) όπως: στα πληροφοριακά συστήματα διαχείρισης σιδηροδρόμων, στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, κ.ά.

GA στην ηλεκτρολογία και ηλεκτρονική μηχανική (electrical and electronics engineering) όπως: στο σχεδιασμό κυκλωμάτων, στα κέντρα ελέγχου συστημάτων ηλεκτρισμού για τον υπολογισμό της ροής του ηλεκτρισμού και την διαδικασία αποκατάστασης του συστήματος, κ.ά.

GA στην αναγνώριση προτύπων (pattern recognition) όπως: στην αναγνώριση χαρακτήρων πολλαπλών γλωσσών, στην πρόωμη διάγνωση της νόσου Alzheimer μέσω εφαρμογής μοντέλου ταξινόμησης, κ.ά.

GA στα συστήματα συναλλαγών (trading systems) όπως: στη διαχείριση χαρτοφυλακίου (portofolio) χρησιμοποιώντας τεχνητά συστήματα συναλλαγών βασισμένα σε τεχνική ανάλυση, στη διαχείριση σταθερά κερδοφόρων μεθόδων, κ.ά.

9. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP)

Η **επεξεργασία φυσικής γλώσσας** είναι ένας κλάδος που συνδυάζει την επιστήμη της πληροφορικής, την τεχνητή νοημοσύνη και την γλωσσολογία, χτίζοντας γέφυρες ανάμεσα στην ανθρώπινη γλώσσα και τον ψηφιακό κόσμο, με την ανάπτυξη νέων τρόπων επικοινωνίας με τους υπολογιστές. Σαν ένας ψηφιακός διερμηνέας, η NLP επιτρέπει στους ανθρώπους να μιλούν με τη γλώσσα τους στην τεχνολογία.

Στόχος της NLP είναι η δημιουργία συστημάτων που μπορούν να κατανοούν και να παράγουν ανθρώπινη γλώσσα, ανοίγοντας τον δρόμο για μια νέα γενιά εφαρμογών και δυνατοτήτων. Η NLP φέρνει επανάσταση στον τρόπο που ο άνθρωπος αλληλεπιδρά με την τεχνολογία αφού, μπορεί να λαμβάνει αυτόματες περιλήψεις κειμένων ή να μεταφράζει άμεσα σε οποιαδήποτε γλώσσα επιθυμεί.

Η NLP έρχεται αντιμέτωπη με πλήθος δυσκολιών, με την διφορούμενη ερμηνεία να ξεχωρίζει ως η μεγαλύτερη πρόκληση. Η γλώσσα, από τη φύση της, είναι πολυσήμαντη, φέρνοντας ασάφεια (ambiguity of language) σε διάφορα επίπεδα [29]:

- **Συντακτικό επίπεδο:** Κάποιες προτάσεις, ενώ είναι γραμματικά σωστές, ερμηνεύονται με διαφορετικούς τρόπους, ανάλογα με τον τρόπο σύνταξης.
π.χ. Τραυμάτισε τον ληστή με το πιστόλι.
Εννοείται ότι το πιστόλι ήταν το όπλο με το οποίο τραυμάτισε τον ληστή ή τραυμάτισε τον ληστή που κρατούσε το πιστόλι;
- **Λεξιλογικό επίπεδο:** Πολλές λέξεις φέρουν πολλαπλά νοήματα, δημιουργώντας ασάφεια.
π.χ. Ο Παντελής έχει ένα μαύρο σκυλί.
Εννοείται ότι το σκυλί έχει μαύρο χρώμα ή ότι το σκυλί είναι κακό;
- **Αναφορικό επίπεδο:** Σε κάποιες περιπτώσεις, δεν είναι σαφές σε ποιον ή τι αναφέρεται μια πρόταση.
π.χ. «Ο άντρας της Μαρίας την αγαπάει πολύ.»
Σε ποιον αναφέρεται η αντωνυμία 'την'; Στη Μαρία ή σε κάποια άλλη;
- **Σημασιολογικό επίπεδο:** Η ίδια πρόταση μπορεί να έχει διαφορετικές ερμηνείες, διατηρώντας την ίδια συντακτική ανάλυση.
π.χ. «Η ταινία ήταν για γέλια.»
Η πρόταση κυριολεκτεί ότι η ταινία προκαλούσε γέλια στον θεατή ή παρουσιάζει μεταφορικά ότι η ταινία δεν ήταν ποιοτική;
- **Πραγματολογικό επίπεδο:** Η ερμηνεία μιας πρότασης επηρεάζεται από τους πραγματικούς παράγοντες όπως είναι ο χρόνος, ο τόπος, οι προθέσεις του ομιλητή και οι κοινωνικές συμβάσεις, χτίζοντας μια ολοκληρωμένη εικόνα της πρόθεσης.
π.χ. «Θα έρθω αύριο.»
Πότε ακριβώς θα έρθει ο ομιλητής; Το πρωί, το μεσημέρι ή το απόγευμα;

9.1. Στάδια NLP

Η NLP βασίζεται σε τρία στάδια, την **συντακτική ανάλυση**, την **σημασιολογική ανάλυση** και την **πραγματολογική ανάλυση**, για να διασπάσει την ανθρώπινη γλώσσα στα βασικά της στοιχεία και να την ανασυνθέσει με τρόπο κατανοητό από τους υπολογιστές.

Σαν αποτέλεσμα, οι προτάσεις μπορεί να κριθούν καλοσχηματισμένες (well formed), εάν η δομή τους, το νόημα και η πραγματική τους ερμηνεία είναι σαφή, ή κακοσχηματισμένες (ill formed) εάν παρουσιάζουν ασάφειες σε οποιοδήποτε από τα τρία επίπεδα.

9.2. Συντακτική Ανάλυση

Η **συντακτική ανάλυση** προσπαθεί, να διαπιστώσει αν η δομή των προτάσεων είναι σωστή ή όχι. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι συντακτικής ανάλυσης.

9.2.1. Χρήση Προτύπων

Η συντακτική ανάλυση με χρήση της μεθόδου ταιριάσματος αποθηκευμένων **προτύπων** που περιέχουν μεταβλητές, περιορίζεται σε απλά και δομημένα περιβάλλοντα, όπου η γλώσσα χρησιμοποιείται με συγκεκριμένους περιορισμούς [29].

9.2.2. Γραμματική Ανάλυση

Η μέθοδος **γραμματική ανάλυση** είναι αποδοτικότερη από την προηγούμενη καθώς μετατρέπει την πρόταση σε μια ιεραρχική δομή των συστατικών μερών της. Τα μέρη ενός τέτοιου συστήματος γραμματικής ανάλυσης είναι η **γραμματική** (grammar) και ο **συντακτικός αναλυτής** (parser) [29].

Η γραμματική εστιάζει στα συστατικά μίας πρότασης, ενώ η συντακτική ανάλυση εστιάζει στην οργάνωση αυτών των συστατικών. Η γραμματική και η συντακτική ανάλυση είναι δύο αλληλένδετα στάδια στην NLP, με στόχο την αποκρυπτογράφηση της δομής και του νοήματος μίας πρότασης.

Η **γραμματική** αποτελεί θεμέλιο για την μετέπειτα συντακτική ανάλυση καθώς κατηγοριοποιεί λέξεις σε μέρη του λόγου (π.χ. ουσιαστικό, ρήμα, επίθετο) και αναλύει τα μορφολογικά τους χαρακτηριστικά (π.χ. αριθμός, γένος, πτώση). Αποτελείται από τα εξής συστατικά μέρη: τα **τερματικά σύμβολα** (*terminals*), τα **μη-τερματικά σύμβολα** (*non-terminals*) και τους **κανόνες παραγωγής** (*production rules*).

Τα **τερματικά σύμβολα** είναι όλες οι λέξεις της γλώσσας δηλαδή το λεξικό της. Στο λεξικό η κάθε λέξη έχει καταχωρηθεί μαζί με ένα προσδιορισμό του τύπου της, δηλαδή ρήμα, άρθρο, ουσιαστικό κτλ.

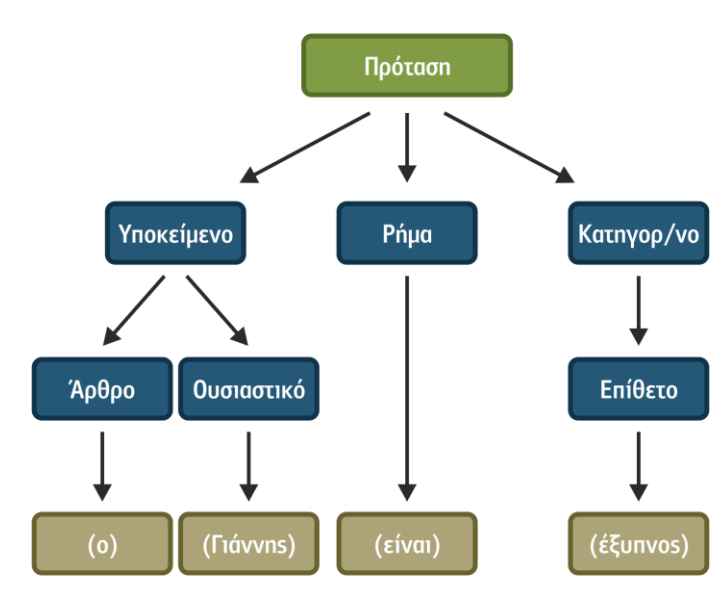
Τα **μη-τερματικά σύμβολα** είναι ειδικά σύμβολα ενός εκ των τριών κατηγοριών [29]:

- *Λεκτικά σύμβολα*: είναι οι γραμματικές κατηγορίες των λέξεων π.χ. ρήμα, ουσιαστικό.
- *Συντακτικά σύμβολα*: είναι αποδεκτοί συνδυασμοί λεκτικών κατηγοριών π.χ. κατηγορηματική πρόταση, υποκείμενο, αντικειμενική πρόταση.
- *Αρχικό σύμβολο*: είναι ένα ειδικό σύμβολο που υποδηλώνει την αρχική πρόταση η οποία περιγράφεται γραμματικά.

Οι κανόνες παραγωγής είναι ένα σύνολο κανόνων, που δηλώνουν τις αποδεκτές δομές μιας γλώσσας. Οι κανόνες είναι της μορφής $A \rightarrow B$. Μέρη ενός κανόνα μπορούν να αντικατασταθούν από άλλους κανόνες και να διαμορφωθούν. Π.χ. αν ο πρώτος κανόνας είναι ο «υποκείμενο \rightarrow άρθρο ουσιαστικό» και ο δεύτερος κανόνας είναι ο «πρόταση \rightarrow υποκείμενο ρήμα αντικείμενο», τότε ο δεύτερος κανόνας σε συνδυασμό με τον πρώτο διαμορφώνεται εξής «πρόταση \rightarrow άρθρο ουσιαστικό ρήμα αντικείμενο.»

Ο **συντακτικός αναλυτής** αξιοποιεί τους κανόνες της γραμματικής για να κατανοήσει τη δομή μίας πρότασης και δημιουργεί ένα *συντακτικό δέντρο* (*parse tree*) που απεικονίζει τις σχέσεις ιεραρχίας και εξάρτησης μεταξύ των λέξεων. Με τον τρόπο αυτό αποκαλύπτει το πώς οι λέξεις συνδυάζονται προκειμένου να δημιουργήσουν φράσεις και νοήματα.

Το συντακτικό δένδρο της γραμματικής ανάλυσης της πρότασης ο «Γιάννης είναι έξυπνος» παρουσιάζεται στην παρακάτω Εικόνα 22.



Εικόνα 22: Συντακτικό Δέντρο. Πηγή [30]

Υπάρχουν δύο βασικές προσεγγίσεις στον τρόπο λειτουργίας των συντακτικών αναλυτών: ο *ανοδικός* (*bottom-up*) αναλυτής και ο *καθοδικός* (*top-down*) αναλυτής.

Ο ανοδικός αναλυτής ξεκινάει από τα σύμβολα εισόδου (π.χ. λέξεις) και προσπαθεί να ταιριάξει κανόνες γραμματικής σε αυτά, συνεχίζοντας μέχρι να δημιουργηθεί το δένδρο συντακτικής ανάλυσης.

Ο καθοδικός αναλυτής ξεκινάει από το αρχικό σύμβολο των κανόνων γραμματικής (π.χ. πρόταση), που θα αποτελέσει τη ρίζα του δέντρου και προσπαθεί να βρει τα σύμβολα εισόδου που ταιριάζουν σε αυτούς τους κανόνες, συνεχίζοντας μέχρι να επεξεργαστεί όλα τα σύμβολα εισόδου.

Οι ενδιάμεσοι κόμβοι του δέντρου είναι τα μη-τερματικά σύμβολα και τα φύλλα του δέντρου είναι τα τερματικά σύμβολα [29].

Η ερμηνεία του συντακτικού δέντρου γίνεται με επιπλέον κανόνες μέσω της *σημασιολογικής* και της *πραγματολογικής* ανάλυσης καθώς η *συντακτική* ανάλυση έχει σαν πρόβλημα την μη ικανότητα να αναγνωρίζει σημασιολογικά λάθη, όπως αυτά της πρότασης «η Κώστας πίνει αγελάδα» [29].

9.2.3. Διαγράμματα Μετάβασης (Transition Networks - TNs)

Η τρίτη μέθοδος συντακτικής ανάλυσης είναι τα **διαγράμματα μετάβασης** και αποτελούν ένα εργαλείο για την απεικόνιση και ανάλυση της δομής μίας πρότασης.

Χρησιμοποιούνται για: α) την αναπαράσταση των διαφορετικών τρόπων με τους οποίους μπορεί να κατασκευαστεί μια πρόταση, β) την αναγνώριση των συστατικών μερών μίας πρότασης και των σχέσεων μεταξύ τους, γ) την ανάλυση της σύνταξης μίας πρότασης, δ) την ανάπτυξη αλγορίθμων για την αυτόματη ανάλυση και κατανόηση φυσικής γλώσσας.

Ένα TN αποτελείται από:

- Κόμβους: συμβολίζουν τα διαφορετικά συστατικά της πρότασης, όπως NP (ουσιαστική φράση), VP (ρήμα φράση), Det (άρθρο), N (ουσιαστικό), V (ρήμα), κ.ά.
- Ακμές: δείχνουν τις σχέσεις μεταξύ των κόμβων.
- Κατηγορίες: καθορίζουν τον τύπο μίας ακμής, όπως υποκείμενο, ρήμα, αντικείμενο, κ.ά.
- Ετικέτες: προσθέτουν επιπλέον πληροφορίες στους κόμβους, όπως αριθμός, γένος, κ.ά.

Ξεκινώντας από ένα αρχικό κόμβο, ένα TN ακολουθεί μια σειρά από κανόνες για να δημιουργήσει μια πρόταση. Κάθε κανόνας αντιστοιχεί σε μια μετάβαση από έναν κόμβο σε έναν άλλο.

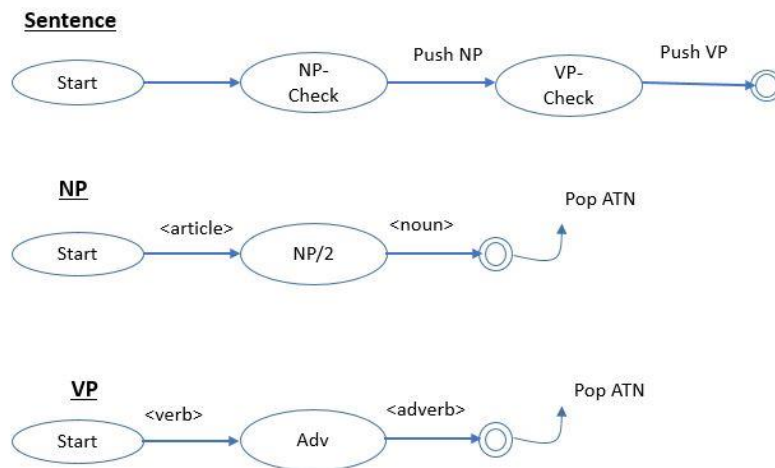
Για παράδειγμα, ο κανόνας "Ουσιαστικό + Ρήμα + Αντικείμενο" δημιουργεί μια πρόταση όπως "Ο άντρας έτρωγε ένα μήλο".

9.2.4. Επαυξημένα Διαγράμματα Μετάβασης (Augmented Transition Networks - ATNs)

Τα **επαυξημένα διαγράμματα μετάβασης** είναι μια εξέλιξη των TNs που χρησιμοποιούνται στην NLP για την ανάλυση (parsing) σύνθετων προτάσεων, την αναγνώριση γραμματικών σφαλμάτων και την ανάπτυξη συστημάτων AI που κατανοούν φυσική γλώσσα.

Όπως και στα TNs έτσι και εδώ υπάρχουν κόμβοι. Κάθε λέξη αντιστοιχεί σε μια μετάβαση από έναν κόμβο σε έναν άλλο. Κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια κατάσταση κατά την ανάλυση της πρότασης (Εικόνα 23). Τα ATNs έχουν όμως και επιπλέον πληροφορίες, όπως:

- Συνθήκες: προϋποθέσεις που πρέπει να ισχύουν ώστε να πραγματοποιηθεί μια μετάβαση.
- Ενέργειες: εργασίες που εκτελούνται κατά τη διάρκεια μίας μετάβασης.
- Χαρακτηριστικά: πληροφορίες που σχετίζονται με τους κόμβους ή τις μεταβάσεις.



Εικόνα 23: Αναπαράσταση ATN. Πηγή [31]

9.3. Σημασιολογική Ανάλυση (Semantic Analysis)

Η **σημασιολογική ανάλυση** αποτελεί μια θεμελιώδη διαδικασία στην NLP, με στόχο τη μετατροπή προτάσεων σε δομές αναπαράστασης γνώσης. Η διαδικασία αυτή στηρίζεται στη νοηματική ερμηνεία των λέξεων, αξιοποιώντας εξελεγμένες γραμματικές για την ορθή αποσαφήνιση.

Κεντρικό ρόλο διαδραματίζουν οι λεγόμενες *γραμματικές οριστικών προτάσεων* (Definite Clause Grammars - DCGs). Οι DCGs λειτουργούν ως κανόνες που καθορίζουν τον τρόπο με τον οποίο οι λέξεις συνδυάζονται για να σχηματίσουν νοηματικά ολοκληρωμένες προτάσεις. Επιπλέον, λαμβάνουν υπόψη το πλήθος των πληροφοριών που εμπεριέχονται στις γραμματικές μορφές (π.χ. γένος, αριθμός, πτώση, πρόσωπα), συμβάλλοντας στην αποσαφήνιση ασάφειών που ενδέχεται να προκύπτουν.

Η αντιμετώπιση της λεκτικής ασάφειας αποτελεί ένα από τα βασικά ζητήματα της σημασιολογικής ανάλυσης. Η διφορούμενη ερμηνεία, δηλαδή η ύπαρξη πολλαπλών σημασιών για την ίδια λέξη, μπορεί να δυσκολέψει την ορθή ερμηνεία. Για την αντιμετώπιση της, λαμβάνονται υπόψη α) τα **γραμματικά χαρακτηριστικά** όπως είναι η κλίση των λέξεων (π.χ. γένος, αριθμός, πτώση, πρόσωπα) που ίσως να παρέχει χρήσιμες πληροφορίες για το νόημά τους, β) το **συντακτικό πλαίσιο**

δηλαδή η θέση της λέξης στην πρόταση, καθώς και οι λέξεις που την περιβάλλουν, γ) το **σημασιολογικό πλαίσιο** που σχετίζεται με τη γνώση του νοηματικού περιβάλλοντος της πρότασης (π.χ. θέμα, οντότητες).

Σύγχρονες μέθοδοι DL προσφέρουν εξελιγμένες προσεγγίσεις για την σημασιολογική ανάλυση.

9.4. Πραγματολογική Ανάλυση

Η **πραγματολογική ανάλυση** αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο για την εις βάθος κατανόηση κειμένων και την αποτελεσματική διαχείριση διαλόγων. Σκοπός της είναι η αποσαφήνιση του νοήματος όχι μόνο μεμονωμένων προτάσεων αλλά και ολόκληρων κειμένων, λαμβάνοντας υπόψη το πλαίσιο στο οποίο παράγονται.

Η ερμηνεία κάθε πρότασης εξαρτάται άμεσα από το νοηματικό πλαίσιο (context) στο οποίο εντάσσεται. Αυτό περιλαμβάνει τόσο το άμεσο γλωσσικό περιβάλλον (π.χ. προηγούμενες και επόμενες προτάσεις) όσο και το ευρύτερο κοινωνικό και πολιτισμικό πλαίσιο. Η ερμηνεία αντωνυμιών (π.χ. αυτός, αυτή, εκείνος) βασίζεται στην αναφορά τους σε ονόματα ή ονομαστικές φράσεις σε προηγούμενες ή επόμενες προτάσεις. Η κατανόηση επηρεάζεται από τις συνθήκες υπό τις οποίες παράγεται η πρόταση. Ποιος μιλάει; Σε ποιον; Πού; Πότε; Γιατί;

9.5. Εφαρμογές NLP

Η NLP έχει πλήθος εφαρμογών σε διάφορους τομείς, όπως:

- Βοηθά στην εύρεση και άντληση πληροφοριών από τεράστιους όγκους κειμένου, όπως ιστοσελίδες, βιβλία και επιστημονικά άρθρα.
- Αυτοματοποιεί τη μετάφραση κειμένων από τη μία γλώσσα στην άλλη (μηχανική μετάφραση).
- Δημιουργεί νέες δυνατότητες με την ανάπτυξη συστημάτων που μπορούν να συνομιλήσουν με ανθρώπους, όπως Chatbots, συστήματα αναγνώρισης ομιλίας και σύνθεσης κειμένου.
- Βελτιώνει την εκπαιδευτική εμπειρία με εξατομικευμένα μαθησιακά περιβάλλοντα και εργαλεία αξιολόγησης.
- Στον τομέα της υγείας, βοηθά στην ανάλυση ιατρικών δεδομένων, στη διάγνωση ασθενειών και στην παροχή εξατομικευμένης φροντίδας.

10. Ευφρείς Ψηφιακές Εφαρμογές ΑΙ

Οι εφαρμογές ΑΙ συναντιούνται γύρω μας, σε ποικίλους τομείς της καθημερινής μας ζωής όπως, στην υγειονομική περίθαλψη, στην οδήγηση αυτοκινήτων, στην αναγνώριση προσώπων, στη δημιουργία έργων τέχνης, στην εκπαίδευση, στα μέσα ψυχαγωγίας μας, κ.ά. (Εικόνα 24). Καθένας από τους τομείς ωφελείται με διαφορετικό τρόπο.



Εικόνα 24: Καθημερινή και δυναμική χρήση ΑΙ. Πηγή [13]

10.1. Τομείς Εφαρμογής ΑΙ

Εν συντομία ακολουθούν ορισμένοι τομείς στους οποίους βρίσκει εφαρμογή η χρήση ΑΙ.

10.1.1. Δημόσια Διοίκηση και Υπηρεσίες

Η εφαρμογή της ΑΙ στη Δημόσια Διοίκηση και τις Υπηρεσίες μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην έγκαιρη αναγνώριση και πρόβλεψη φυσικών καταστροφών. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω της

ανάλυσης των BD από διάφορες πηγές όπως αισθητήρες, κάμερες, δορυφόρους αλλά και κοινωνικά δίκτυα.

Η ΑΙ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αναγνωρίσει πρότυπα και τάσεις στα δεδομένα που προηγούνται μιας φυσικής καταστροφής, όπως περιβαλλοντικές αλλαγές, κίνηση του εδάφους, μεταβολές στο κλίμα κ.λπ. Έτσι δίνεται η δυνατότητα στις Αρχές να εκδίδουν έγκαιρες προειδοποιήσεις και συνεπώς να λαμβάνουν μέτρα προστασίας και αντιμετώπισης των επιπτώσεων.

Πέραν της πρόβλεψης, η ΑΙ μπορεί να ενισχύσει τις δυνατότητες διαχείρισης κρίσεων και αντιμετώπισης έκτακτων αναγκών κατά τη διάρκεια μιας φυσικής καταστροφής, μειώνοντας έτσι τις ανθρώπινες και υλικές απώλειες, μέσω της ανάλυσης πληροφοριών για την αναγνώριση και την εκτίμηση ζωτικών πόρων, τη δρομολόγηση προσπαθειών ανακούφισης και ανασυγκρότησης, καθώς και την αντιμετώπιση των επιπτώσεων σε πραγματικό χρόνο.

10.1.2. Υγεία

Η χρήση της ΑΙ επιφέρει επανάσταση σε πολλούς τομείς της υγειονομικής φροντίδας. Αυτή η νέα τεχνολογία επιτρέπει την προηγμένη ανάλυση ιατρικών εικόνων, την πρόβλεψη της πορείας μιας νόσου και τη δημιουργία προσαρμοσμένων θεραπευτικών προγραμμάτων για κάθε ασθενή. Επίσης, συμβάλλει στην ανάπτυξη νέων φαρμάκων και στη βελτίωση της διαδικασίας διάγνωσης. Στην περίπτωση της πανδημίας του COVID-19, η ΑΙ χρησιμοποιήθηκε σε θερμικές κάμερες που εγκαταστάθηκαν σε αεροδρόμια, νοσοκομεία και άλλες τοποθεσίες, και βοήθησε στην παρακολούθηση της εξάπλωσης του ιού με τη συλλογή δεδομένων. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης αναδεικνύονται ένα ισχυρό εργαλείο για τη βελτίωση της ποιότητας της υγειονομικής περίθαλψης.

10.1.3. Ηλεκτρονικό Εμπόριο

Η ενσωμάτωση ΑΙ στις πλατφόρμες ηλεκτρονικού εμπορίου δύναται να φέρει σημαντικά οφέλη για τους καταναλωτές αλλά και για τις επιχειρήσεις. Η ΑΙ μπορεί να αξιοποιηθεί για την πρόταση προϊόντων που ταιριάζουν στις ανάγκες και τα ενδιαφέροντα του πελάτη ώστε να έχει μία εξατομικευμένη εμπειρία αγορών, με βάση το ιστορικό αγορών του, τα προϊόντα που έχει δει στο παρελθόν, ή ακόμα και τα προϊόντα που έχουν αγοράσει άλλοι πελάτες με παρόμοιο προφίλ. Επίσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την δημιουργία εξατομικευμένων προσφορών και εκπτώσεων, λαμβάνοντας υπόψη τις αγοραστικές συνήθειες του πελάτη. Τέλος, προσφέρει βελτιωμένες δυνατότητες αναζήτησης, προσφέροντας στους πελάτες τα πιο σχετικά αποτελέσματα με βάση τα κριτήρια που θέτουν. Όλα αυτά συμβάλλουν στην αύξηση της ικανοποίησης, στην αύξηση της εμπλοκής αφού οι πελάτες που νιώθουν σύνδεση με μια εταιρεία αγοράζουν πιο συχνά και τελικά αύξηση των πωλήσεων.

10.1.4. Βιομηχανία

Η ΑΙ έχει καταστεί κομβικός παράγοντας για την εξέλιξη και τον εκσυγχρονισμό της σύγχρονης βιομηχανίας. Η υιοθέτηση και ενσωμάτωση της σε διάφορες πτυχές της παραγωγικής διαδικασίας, προσδίδει στις επιχειρήσεις ένα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα και έχει ως αποτέλεσμα τη βελτιστοποίηση των διαδικασιών παραγωγής φέρνοντας μαζί της πλήθος ωφελημάτων.

Η ανθρώπινη εργασία αντικαθίσταται από ρομπότ και αυτοματοποιημένα συστήματα, τα οποία ελέγχονται με χρήση ΑΙ και τα οποία εκτελούν επαναλαμβανόμενες εργασίες με ακρίβεια και ταχύτητα. Η βελτιστοποίηση των παραγωγικών γραμμών και η αυτοματοποίηση χρονοβόρων εργασιών οδηγούν σε αύξηση της παραγωγικότητας και μείωση του χρόνου κύκλου παραγωγής.

Η ΑΙ δύναται να αξιοποιηθεί για τον έλεγχο και την επιθεώρηση των προϊόντων σε κάθε στάδιο της παραγωγής τους, διασφαλίζοντας την εγγύηση ποιότητας με την ομοιομορφία και τις υψηλές προδιαγραφές. Η ανάλυση δεδομένων παραγωγής σε πραγματικό χρόνο επιτρέπει τον εντοπισμό και την πρόληψη τυχόν αστοχιών ή προβλημάτων ποιότητας. Η βελτιστοποίηση της παραγωγής και η μείωση σπατάλης πρώτων υλών οδηγούν σε μείωση του κόστους παραγωγής.

10.1.5. Αυτοκίνηση

Η ΑΙ διαδραματίζει ολοένα και σημαντικότερο ρόλο στον τομέα της αυτοκίνησης, φέρνοντας επανάσταση στον τρόπο οδήγησης και αλληλεπίδρασης με τα οχήματά μας. Τα αυτοκίνητα χρησιμοποιούν εξελιγμένα συστήματα που βασίζονται στην ΑΙ όπως:

Αυτόματοι αισθητήρες: Ανιχνεύουν πεζούς, ποδηλάτες, άλλα οχήματα και εμπόδια, προειδοποιώντας τον οδηγό για πιθανούς κινδύνους ή ενεργοποιώντας αυτόματα τα φρένα για την αποφυγή σύγκρουσης.

Συστήματα πλοήγησης: Παρέχουν σε πραγματικό χρόνο πληροφορίες για την κυκλοφορία, εναλλακτικές διαδρομές και σημεία ενδιαφέροντος, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η ώρα, η τοποθεσία και οι συνθήκες του δρόμου.

Προσαρμοστικός έλεγχος ταχύτητας: Διατηρεί αυτόματα μια σταθερή ταχύτητα, προσαρμόζοντας την ανάλογα με την ταχύτητα των μπροστινών οχημάτων.

Συστήματα αυτόματης στάθμευσης: Βοηθούν τον οδηγό να παρκάρει το όχημα με ασφάλεια και ακρίβεια, χωρίς να χρειάζεται να χειριστεί το τιμόνι ή τα πεντάλ.

Η χρήση της ΑΙ εγείρει ηθικά ζητήματα, όπως η ευθύνη σε περίπτωση ατυχήματος και η προστασία της ιδιωτικής ζωής.

10.1.6. Κινητή Τηλεφωνία

Οι ψηφιακοί βοηθοί ή αλλιώς προσωπικοί εικονικοί βοηθοί που υπάρχουν εγκατεστημένοι στα έξυπνα κινητά τηλέφωνα (smartphones) αποτελούν λογισμικό ΑΙ που τους επιτρέπει να κατανοούν τις φωνητικές εντολές του χρήστη χρησιμοποιώντας αλγορίθμους αναγνώρισης φωνής και NLP για να ερμηνεύσουν τι λέει ο χρήστης.

Εκτελούν διάφορες εργασίες ανάλογα με τις δυνατότητες του βοηθού, όπως, να απαντήσουν σε ερωτήσεις του χρήστη (π.χ. ποιος είναι ο καιρός σήμερα;), να υπενθυμίσουν συναντήσεις ή ραντεβού, να θέσουν χρονοδιαγράμματα, να πραγματοποιήσουν κλήσεις ή να στείλουν μηνύματα, να ελέγξουν έξυπνες συσκευές οι οποίες βρίσκονται στο σπίτι (π.χ. τα φώτα, τον θερμοστάτη, τον συναγερμό).

Παραδείγματα τέτοιων εικονικών βοηθών στα έξυπνα κινητά τηλέφωνα είναι το Siri της Apple, διαθέσιμο σε iPhones και το Google Assistant της Google, διαθέσιμο σε συσκευές Android.

Η συλλογή και η χρήση φωνητικών δεδομένων προκαλεί ανησυχίες για την προστασία της ιδιωτικής ζωής.

10.2. ΑΙ και Chatbots

Με τον όρο **Chatbot** εννοούμε έναν εικονικό βοηθό που προσομοιάζει τον τρόπο μιας ανθρώπινης συνομιλίας μέσω του διαδικτύου. Στην ουσία, είναι ένα πρόγραμμα λογισμικού που μπορεί να αλληλεπιδρά με τους ανθρώπους, μέσω κειμένου ή ήχου, με σκοπό να παρέχει πληροφορίες, να απαντήσει σε ερωτήσεις, να εκτελέσει εργασίες ή να παρέχει ψυχαγωγία.

Οι εικονικοί βοηθοί, μπορούν να λειτουργήσουν με δύο βασικούς τρόπους. Είτε **βάσει κανόνων**, που σημαίνει ότι το Chatbot ακολουθεί ένα προκαθορισμένο σύνολο κανόνων για να καθορίσει πώς θα ανταποκριθεί σε ένα δεδομένο ερώτημα, είτε με τη χρήση **ΑΙ** για να αντιληφθούν και να απαντήσουν σε πιο πολύπλοκες ερωτήσεις και αιτήματα.

Η προσέγγιση *βάσει κανόνων* είναι απλή και αποτελεσματική για απλές εργασίες, αλλά μπορεί να γίνει άκαμπτη και δύσκολη στη διαχείριση για πιο περίπλοκες αλληλεπιδράσεις. Οι κανόνες μπορούν να ορίζονται με διάφορους τρόπους όπως, με **χρήση σεναρίων** τα οποία περιγράφουν λεπτομερώς πώς θα ανταποκριθεί το Chatbot σε συγκεκριμένες καταστάσεις ή με **δέντρα αποφάσεων** τα οποία χρησιμοποιούνται για να καθοδηγήσουν το Chatbot μέσω μιας σειράς ερωτήσεων και απαντήσεων, οδηγώντας το τελικά σε μια συγκεκριμένη ενέργεια ή απάντηση. Άλλος τρόπος είναι με **λίστες λέξεων-κλειδιών**, που χρησιμοποιούνται για να αντιστοιχίσουν ερωτήματα χρηστών με συγκεκριμένες απαντήσεις.

Η προσέγγιση με *χρήση AI*, επιτρέπει στα chatbots να προσαρμόζονται στις ατομικές ανάγκες των χρηστών και να προσφέρουν μια πιο προσωποποιημένη εμπειρία. Μερικές από τις πιο σημαντικές τεχνολογίες AI που γίνονται χρήση είναι:

- **NLP:** Είναι η βάση για την κατανόηση (εξαγωγή νοήματος) του κειμένου που εισάγει ο άνθρωπος. Χρησιμοποιείται για *ανάλυση συναισθήματος*, δηλαδή καθορισμό της διάθεσης που εκφράζεται στο κείμενο, για *κατανόηση οντοτήτων*, δηλαδή την αναγνώριση ονομάτων, τόπων, χρόνων, ποσοτήτων και άλλων σημαντικών στοιχείων, για *κατανόηση προθέσεων* του χρήστη, δηλαδή την αναγνώριση του τι θέλει να πετύχει με την εισαγωγή του κειμένου, για τη *δημιουργία κειμένου* σε φυσική γλώσσα που είναι φιλική προς τον χρήστη ως απάντηση στις ερωτήσεις ή τα αιτήματα του.
- **ML:** Χρησιμοποιείται για την *εκπαίδευση* των Chatbots καθώς τα βοηθά να μαθαίνουν από τα δεδομένα και από τις προηγούμενες αλληλεπιδράσεις και με την *πάροδο* του χρόνου να αναβαθμίζουν τις επιδόσεις τους, αλλά και να *προσαρμόζονται* στις ατομικές ανάγκες και προτιμήσεις του χρήστη. Επίσης τα βοηθά να *προβλέπουν* τι θέλει να πει ο χρήστης και να παρέχουν προτάσεις ή απαντήσεις.

Τα AI Chatbots μπορούν να ομαδοποιηθούν με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τα κριτήρια διαχωρισμού. Μία γενική ομαδοποίηση θα μπορούσε να είναι η παρακάτω, βάσει του κριτηρίου των εργασιών που εκτελούν και κάθε Chatbot μπορεί να ανήκει σε περισσότερες από μία ομάδες.

Chatbots Εξυπηρέτησης Πελατών: Απαντούν σε συχνές ερωτήσεις, προσφέρουν οδηγίες και υποστήριξη, βοηθούν στην αντιμετώπιση προβλημάτων με προϊόντα ή υπηρεσίες, διαχειρίζονται παραγγελίες και παρακολουθούν την πορεία αποστολής τους, συλλέγουν σχόλια πελατών για την βελτίωση των υπηρεσιών της επιχείρησης.

Chatbots Marketing: Παρουσιάζουν νέα προϊόντα, προσφορές και εκπτώσεις, αλληλεπιδρούν με τους πελάτες και τους διατηρούν ενεργούς.

Chatbots Πληροφόρησης: Βοηθούν στην εύρεση πληροφοριών σε διάφορα θέματα, παρουσιάζουν ειδήσεις και ενημερώσεις από διάφορες πηγές, προσφέρουν μαθήματα και εκπαιδευτικό υλικό.

Chatbots Ψυχαγωγίας: Παίζουν παιχνίδια με τους χρήστες, διηγούνται ιστορίες και παραμύθια, παρέχουν συντροφιά και αλληλεπίδραση

Chatbots Εξειδικευμένων Εργασιών: Για ιατρικές, νομικές ή χρηματοοικονομικές συμβουλές

Το πρώτο Chatbot που έγινε ευρέως γνωστό ήταν η Eliza, η οποία δημιουργήθηκε τη δεκαετία του 1960 από τον Joseph Weizenbaum, καθηγητή επιστήμης υπολογιστών στο MIT. Η Eliza ήταν ένα απλό πρόγραμμα που βασιζόταν σε κανόνες αντιστοίχισης προτύπων και αντικατάστασης λέξεων. Δεν είχε καμία πραγματική κατανόηση της γλώσσας, αλλά μπορούσε να δημιουργήσει την ψευδαίσθηση μίας συνομιλίας με έναν άνθρωπο.

Στη πορεία των χρόνων ακολούθησαν διάφορα άλλα Chatbots που έγιναν πολύ γνωστά όπως:

- **Siri:** Αναπτύχθηκε το 2011 από την Apple και ενσωματώθηκε στα iPhone. Ενώ αρχικά ξεκίνησε ως εφαρμογή προσωπικού βοηθού, η Siri εξελίχθηκε σε ένα προηγμένο σύστημα φωνητικής αναγνώρισης και διαλόγου.
- **Alexa:** Δημιουργήθηκε το 2014 από την Amazon. Αρχικά εισήχθη στην αγορά μέσω της συσκευής Amazon Echo. Επιτρέπει στους χρήστες να αλληλεπιδρούν μαζί του μέσω φωνητικών εντολών.
- **Google Assistant:** Δημιουργήθηκε το 2016 από την Google. Τροφοδοτείται από τα Google Home και Pixel. Προσφέρει φωνητική αναγνώριση και διάλογο με τον χρήστη, καθώς και πολλές άλλες λειτουργίες, όπως αναζήτηση πληροφοριών και εκτέλεση εργασιών.
- **LaMDA:** Δημιουργήθηκε το 2022 από την Google AI. Ένα γλωσσικό μοντέλο πραγματικών γεγονότων (factual language model) από την Google AI, εκπαιδευμένο σε ένα τεράστιο σύνολο δεδομένων κειμένου και κώδικα. Στόχος του είναι να παράγει κείμενο που να είναι ακριβές και αληθινό, βασισμένο σε ό,τι έχει μάθει από τα δεδομένα.
- **ChatGPT:** Δημιουργήθηκε το 2022 από την OpenAI. Βασισμένο στο μοντέλο GPT-3.5, ένα νευρωνικό δίκτυο που έχει εκπαιδευτεί σε έναν μεγάλο όγκο κειμένων από το διαδίκτυο, και έχει τη δυνατότητα να παράγει αυτόματα κείμενο που είναι παρόμοιο με αυτό που εκπαιδεύτηκε. Ικανό για διάφορες εργασίες όπως δημιουργία κειμένου, μετάφραση γλωσσών και γραφή διαφορετικών ειδών δημιουργικού περιεχομένου.
- **Gemini:** Δημιουργήθηκε το 2023 από την Google AI με την ονομασία Bard. Ένα Large Language Model (LLM) Chatbot, εκπαιδευμένο σε ένα τεράστιο σύνολο δεδομένων κειμένου και κώδικα. Επικοινωνεί και δημιουργεί κείμενο ως απάντηση σε ένα ευρύ φάσμα ερωτήσεων, όπως ένας άνθρωπος. μεταφράζει γλώσσες, κ.ά.

Κάθε Chatbot μπορεί να παράγει πολλά είδη αποτελεσμάτων, ανάλογα με τον τρόπο που έχει προγραμματιστεί. Παρακάτω φαίνεται μία ομαδοποίηση των Chatbots βάσει των πιο κοινών ειδών παραγόμενων αποτελεσμάτων τους:

- **Δημιουργία Κειμένου:** Το πιο συνηθισμένο είδος αποτελέσματος είναι το κείμενο για να απαντήσει σε ερωτήσεις, να δώσει πληροφορίες, να διηγηθεί μια ιστορία ή να γράψει ένα ποίημα. Παραδείγματα τέτοιων εφαρμογών είναι το **Gemini**, το **ChatGPT**, το **LaMDA**, το **Jarvis**, κ.ά.
- **Δημιουργία Κώδικα:** Το **OpenAI Codex** μπορεί να δημιουργήσει κώδικα από φυσική γλώσσα, με υψηλό βαθμό ακρίβειας. Λειτουργεί με διάφορες γλώσσες προγραμματισμού, όπως Python, JavaScript, C++, PHP και Ruby.

Το **DeepCode** εστιάζει στον εντοπισμό σφαλμάτων και στην πρόταση βελτιώσεων κώδικα. Λειτουργεί με διάφορες γλώσσες προγραμματισμού, όπως Python, JavaScript, Java, C++ και Go. Παρέχει λεπτομερείς εξηγήσεις για τα σφάλματα και τις προτεινόμενες βελτιώσεις.

Το **GitHub Copilot** είναι ένα εργαλείο συμπλήρωσης κώδικα που βασίζεται σε AI, το οποίο αναπτύχθηκε από το GitHub και το OpenAI. Σκοπός του είναι να βοηθήσει τους προγραμματιστές να γράφουν κώδικα πιο γρήγορα και αποτελεσματικά. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορα περιβάλλοντα ανάπτυξης, όπως: Visual Studio Code, Visual Studio, Neovim, JetBrains.

Το **Stack Overflow Chat** είναι μια πλατφόρμα chat σε πραγματικό χρόνο που επιτρέπει στους προγραμματιστές να: κάνουν ερωτήσεις και να λαμβάνουν απαντήσεις από άλλους προγραμματιστές, να συνεργάζονται σε projects, να συζητούν για τεχνολογικά θέματα, να λαμβάνουν βοήθεια για την αντιμετώπιση προβλημάτων. Είναι οργανωμένο σε δωμάτια, τα οποία ονομάζονται κανάλια (channels) και κάθε κανάλι εστιάζει σε ένα συγκεκριμένο θέμα, όπως μια γλώσσα προγραμματισμού, μια τεχνολογία ή ένα πλαίσιο.

- **Δημιουργία Ήχων:** Παράγουν ήχο, όπως μουσική, ομιλία ή ήχους ειδοποιήσεων

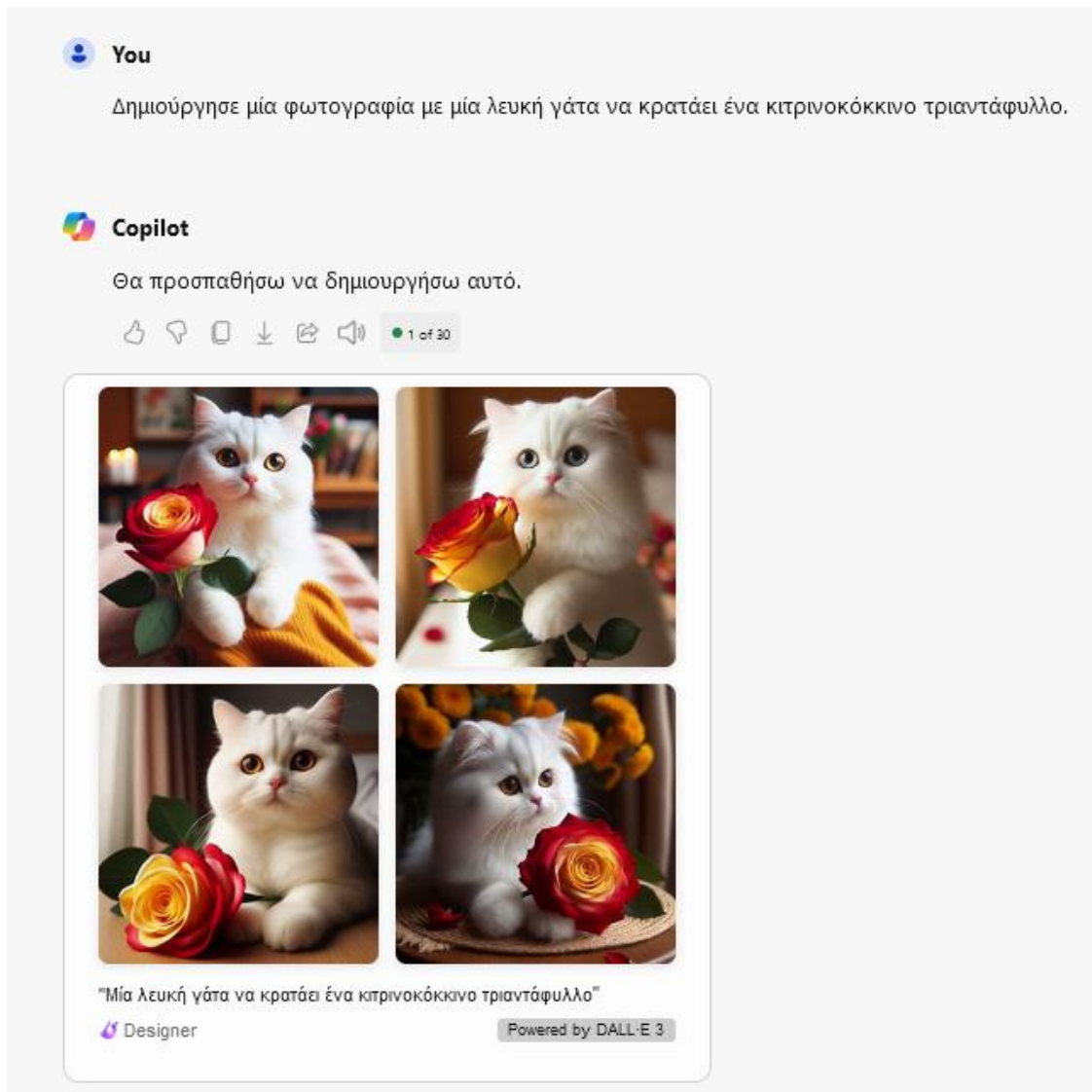
Το **MuseNet** της OpenAI μπορεί να δημιουργήσει μουσική σε διάφορα στυλ και έχει χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία πρωτότυπων τραγουδιών, αλλά και για τη διασκευή υπάρχοντων κομματιών.

Το **Jukebox** της Google AI, έχει τη δυνατότητα να συνθέτει μουσική με βάση λεκτικές περιγραφές ή μουσικά δείγματα.

Υπάρχουν και άλλα όπως το **Boomy** που είναι ιδανικό για αρχάριους, το **Amper Music**, το **Melodrive**, το **AIVA** που δημιουργεί μουσική για ταινίες, βίντεο και διαφημίσεις.

- **Δημιουργία Εικόνων:** Μερικά chatbots παράγουν γραφήματα, διαγράμματα ή ρεαλιστικές εικόνες και έργα τέχνης από μια περιγραφή που δίδεται σε μορφή κειμένου σε φυσική γλώσσα (text-to-image). Τροφοδοτούνται από το DALL-E, ένα μοντέλο AI που αναπτύχθηκαν από το OpenAI. Παραδείγματα τέτοιων εφαρμογών είναι το **Copilot** - πρώην Bing Image Creator - της Microsoft, το **DALL-E 3**, το **Dream** της WOMBO, το **NightCafe Creator**, το **Artbreeder**, **Craiyon**, κ.ά.

Στην παρακάτω Εικόνα 25 φαίνεται το αποτέλεσμα που προέκυψε από τη χρήση του Copilot δίνοντας του σαν αίτημα το «Δημιούργησε μία φωτογραφία με μία λευκή γάτα να κρατάει ένα κιτρινοκόκκινο τριαντάφυλλο.»



Εικόνα 25: Δημιουργία Φωτογραφίας με χρήση AI μέσω του Copilot. Πηγή [41]

10.3. AI και Υπηρεσίες Μετάφρασης

Οι υπηρεσίες μετάφρασης, μπορούν και μεταφράζουν κείμενο και ομιλία σε πάνω από 100 γλώσσες. Πετυχαίνουν ακριβείς και αποτελεσματικές μεταφράσεις κειμένων, γεφυρώνοντας έτσι το χάσμα μεταξύ γλωσσών και πολιτισμών, φέρνοντας τους ανθρώπους πιο κοντά.

Υπάρχουν πολλές δημοφιλείς ψηφιακές εφαρμογές μετάφρασης όπως είναι οι **Google Translate**, **DeepL**, **Microsoft Translator**, **Gemini**, **Yandex Translate**, κ.ά.

Ορισμένες από τις πιο σημαντικές τεχνολογίες AI που αξιοποιούν είναι:

- **ANN:** Με τη χρήση νευρωνικών δικτύων επιτυγχάνεται η νευρωνική μηχανική μετάφραση, για την ανακάλυψη μοτίβων και σχέσεων μεταξύ των γλωσσών, πετυχαίνοντας πιο ακριβείς και φυσικές μεταφράσεις.

- **ML:** Αξιοποιούνται αλγόριθμοι προσαρμογής της ML, για να βελτιωθεί η ακρίβεια των μεταφράσεων με την πάροδο του χρόνου, λαμβάνοντας υπόψη σχόλια χρηστών και άλλα δεδομένα. Λαμβάνονται υπόψη παράγοντες όπως η συχνότητα χρήσης, η συνάφεια και η ποιότητα των μεταφράσεων. Με τη βοήθεια της ML οι εφαρμογές αυτές προσαρμόζονται σε συγκεκριμένους τομείς ή λεξιλόγια, βελτιώνοντας έτσι την ομοιομορφία των μεταφράσεων σε εξειδικευμένα κείμενα.

NLP: Η NLP έρχεται να συμπληρώσει την MT, δίνοντας στις υπηρεσίες μετάφρασης βαθύτερη κατανόηση του κειμένου. Χρησιμοποιείται για την ανάλυση της δομής και του νοήματος των προτάσεων, όπως η αναγνώριση μερών του λόγου, η σύνταξη και η σημασιολογία. Επίσης εντοπίζει ονόματα, τόπους, οργανισμούς και άλλων οντοτήτων μέσα στο κείμενο.

- **Φωνητική Αναγνώριση:** Μετατρέπει τον προφορικό λόγο σε κείμενο, επιτρέποντας στους χρήστες να λαμβάνουν μεταφράσεις σε πραγματικό χρόνο. Βασίζεται σε αλγορίθμους AI που μπορούν να διακρίνουν λέξεις και φράσεις σε διάφορες γλώσσες και προφορές.
- **Επεξεργασία Εικόνων:** Είναι εφικτή η ανάγνωση και μετάφραση κειμένου σε εικόνες όπως πινακίδες ή μενού.

Η ακρίβεια και η φυσικότητα των μεταφράσεων μπορούν να επηρεαστούν από διάφορους παράγοντες, όπως η πολυπλοκότητα του κειμένου, η σπανιότητα της γλώσσας και η ύπαρξη ιδιωτισμών. Παρότι η πρόοδος στον τομέα αυτό είναι αξιοσημείωτη, υπάρχουν ακόμα περιθώρια βελτίωσης.

Οι εφαρμογές αυτές αποτελεί ισχυρά εργαλεία που διευκολύνουν την επικοινωνία και την πρόσβαση στην πληροφορία σε παγκόσμιο επίπεδο. Η συνεχής εξέλιξη της AI και η υιοθέτηση νέων τεχνολογιών, αναμένεται να βελτιώσουν ακόμα περισσότερο τις δυνατότητες και την χρηστικότητα αυτών των εφαρμογών στο μέλλον.

10.4. AI και Υπηρεσίες Εκπαίδευσης

Η AI διαδραματίζει ολοένα και πιο σημαντικό ρόλο στον τομέα της εκπαίδευσης, φέρνοντας μαζί της πολλές νέες και καινοτόμες λύσεις για την βελτίωση της μαθησιακής εμπειρίας αλλά και διάφορες προκλήσεις.

Οι έξυπνες εφαρμογές εκπαίδευσης, παρέχουν **εξατομίκευση της μάθησης** αφού μπορούν να αξιολογήσουν το μαθησιακό στυλ κάθε μαθητή, τις ανάγκες και τις επιδόσεις του, προσαρμόζοντας το περιεχόμενο και τις ασκήσεις στις ατομικές ανάγκες και τα ενδιαφέροντα του καθενός. Αυτό επιτυγχάνεται με τη βοήθεια *εικονικών βοηθών* οι οποίοι βοηθούν στην εξάσκηση, την επανάληψη και την επίλυση ασκήσεων.

Συνεισφέρουν στη **βελτίωση της διδασκαλίας** καθώς βοηθούν τους εκπαιδευτικούς να αξιολογούν την πρόοδο των μαθητών, να εντοπίζουν τυχόν δυσκολίες και να προσαρμόζουν την διδασκαλία τους. Επίσης **απελευθερώνουν χρόνο από τους εκπαιδευτικούς** για να έχουν πιο ουσιαστική αλληλεπίδραση με τους μαθητές, μέσω μίας σειράς εργαλείων αξιολόγησης, τα οποία αυτοματοποιούν την βαθμολόγηση εργασιών. Παρέχουν εκπαιδευτικά παιχνίδια που καθιστούν την μάθηση πιο διασκεδαστική και προσελκύουν μαθητές με διαφορετικά μαθησιακά στυλ.

Ένα άλλο πλεονέκτημα των εφαρμογών αυτών είναι η **ενίσχυση της προσβασιμότητας**, καθιστώντας την εκπαίδευση πιο προσβάσιμη προς μαθητές με αναπηρίες ή μαθητές που κατοικούν σε απομακρυσμένες περιοχές. Προς την κατεύθυνση αυτή συντελούν και οι εφαρμογές γλωσσικής μάθησης που καθιστούν την εκπαίδευση προσιτή σε μαθητές διαφορετικής μητρικής γλώσσας.

Ορισμένες από τις έξυπνες εφαρμογές εκπαίδευσης, **διευκολύνουν τις διοικητικές εργασίες** με την αυτοματοποίηση τους. Προσφέρουν διαχείριση μαθητικών μητρώων η οποία αυτοματοποιεί την καταγραφή παρουσιών, απουσιών, βαθμών και άλλων διοικητικών στοιχείων. Δημιουργούν και διαχειρίζονται τα ωρολόγια προγράμματα μαθημάτων. Αυτοματοποιούν την επικοινωνία με γονείς και κηδεμόνες μέσω της αυτόματης αποστολής ειδοποιήσεων, αναφορών και άλλων μηνυμάτων.

Η ανάπτυξη τέτοιων εφαρμογών οφείλει να λαμβάνει υπόψη **ηθικά ζητήματα** και να αποφεύγει προκαταλήψεις. Η χρήση τους προϋποθέτει την **κατάλληλη εκπαίδευση των εκπαιδευτικών** για την αποτελεσματική αξιοποίηση της ΑΙ. Τέλος, η άνιση πρόσβαση στην τεχνολογία μπορεί να διογκώσει τις εκπαιδευτικές ανισότητες.

Μερικά παραδείγματα από τις πολλές εφαρμογές εκπαίδευσης που χρησιμοποιούν την ΑΙ για να βελτιώσουν την εκπαιδευτική εμπειρία είναι:

- **Duolingo**: Πρόκειται για μία εφαρμογή εκμάθησης ξένων γλωσσών η οποία χρησιμοποιεί ΑΙ για να προσαρμόσει τη διαδικασία μάθησης στις ανάγκες του κάθε χρήστη και για την αξιολόγηση της προόδου των μαθητών. Ο χρήστης μπορεί να μάθει να συζητά με αυτοπεποίθηση μέσα από διαδραστικές ασκήσεις και να χτίσει ένα πλούσιο λεξιλόγιο μέσα από πρακτικές λέξεις και φράσεις.
- **Coursera**: Είναι μια δημοφιλής πλατφόρμα διαδικτυακής μάθησης που προσφέρει μια πληθώρα μαθημάτων από κορυφαία πανεπιστήμια και οργανισμούς παγκοσμίου φήμης. Συνεργάζεται με πάνω από 337 συνεργάτες σε 54 χώρες (Stanford, Yale, Illinois, Duke, Berklee, Cisco, Oracle, IBM, Google, κ.ά). Απευθύνεται σε χρήστες που έχουν στόχο είτε να παρακολουθήσουν κάποια δωρεάν μαθήματα λαμβάνοντας πρόσβαση στο εκπαιδευτικό υλικό, είτε να αποκτήσουν ένα πτυχίο ή ένα πιστοποιητικό με την πληρωμή κάποιας συνδρομής.

Βασικό χαρακτηριστικό της πλατφόρμας Coursera, είναι η πληθώρα μαθημάτων που προσφέρει καθώς πρόκειται για πάνω από 7.000 μαθήματα σε διάφορα πεδία όπως, Επιστήμη των

Δεδομένων, Επιστήμη των Υπολογιστών, Διοίκηση Επιχειρήσεων, Πληροφορική, Υγεία, κ.ά. Επίσης διαθέτει μαθήματα σε διάφορες μορφές, όπως βίντεο, διαλέξεις, ασκήσεις, projects και διαδραστικά εργαστήρια. Παρέχει ευελιξία αφού ο ενδιαφερόμενος μπορεί να παρακολουθήσει τα μαθήματα με τον δικό του ρυθμό, από οπουδήποτε στον κόσμο.

- **Grammarly:** Μια πολύ δημοφιλής εφαρμογή που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο και τη βελτίωση της γραμματικής, του συντακτικού και του στυλ στη γραφή. Χρησιμοποιεί ΑΙ για να αναγνωρίσει και να διορθώσει συντακτικά λάθη, ορθογραφικά λάθη, προτάσεις που χρειάζονται βελτίωση, καθώς και για να προτείνει εναλλακτικές φράσεις και λέξεις για να βελτιωθεί η συνολική επικοινωνία. Είναι πολύ χρήσιμο εργαλείο για συγγραφείς, φοιτητές, επαγγελματίες και όλους όσους επιθυμούν να βελτιώσουν την ποιότητα της γραφής τους.

10.5. ΑΙ και Υπηρεσίες Αναψυχής

Η ΑΙ διαδραματίζει ολοένα και σημαντικότερο ρόλο στον κλάδο της αναψυχής, φέρνοντας επανάσταση στον τρόπο λειτουργίας των επιχειρήσεων και προσφέροντας στους πελάτες μια πιο εξατομικευμένη και συναρπαστική εμπειρία. Αξίζει να σημειωθεί πως η χρήση της στην αναψυχή εγείρει ηθικά ζητήματα, όπως η ιδιωτικότητα, η προκατάληψη και η εξάρτηση.

Ορισμένοι τομείς των υπηρεσιών αναψυχής που έχουν ενσωματώσει ΑΙ είναι οι παρακάτω:

- **Παιχνίδια:** Στη βιομηχανία των βιντεοπαιχνιδιών, η ΑΙ χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της εμπειρίας του παίκτη, τη δημιουργία πιο έξυπνων εχθρών και συμπαικτών, την πρόβλεψη των ενεργειών του παίκτη και την προσωποποίηση της εμπειρίας βάσει των προτιμήσεων του παίκτη.
- **Ταξίδια:** Υπάρχουν εφαρμογές και πλατφόρμες που χρησιμοποιούν την ΑΙ για να προτείνουν πακέτα διακοπών και ταξιδιών που ταιριάζουν στον προϋπολογισμό, τα ενδιαφέροντα και τον διαθέσιμο χρόνο κάθε πελάτη. Οι συμβουλές και πληροφορίες που παρέχουν προσαρμόζονται βάσει των αναδρομικών δεδομένων από τις προηγούμενες εμπειρίες του πελάτη. Μπορούν να δημιουργήσουν εικονικές περιηγήσεις σε ξενοδοχεία, αξιοθέατα και άλλα μέρη, προσφέροντας στους πελάτες μια ρεαλιστική εμπειρία πριν την κράτηση. Ορισμένες γνωστές εφαρμογές για ταξίδια είναι οι εξής:

Hopper: Έχει βοηθήσει εκατομμύρια ταξιδιώτες να βρουν και να εξασφαλίσουν τις καλύτερες τιμές σε πτήσεις, ξενοδοχεία, ενοικιάσεις αυτοκινήτων και σπίτια. Χρησιμοποιεί αλγορίθμους ΑΙ για να προβλέψει τις τάσεις των τιμών των αεροπορικών εισιτηρίων και να ειδοποιήσει τον χρήστη πότε είναι η κατάλληλη στιγμή για να πραγματοποιήσει την κράτηση του. Δίνει στον χρήστη τη δυνατότητα να 'παγώσει' την τιμή ενός εισιτηρίου για έως και 7 ημέρες, προσφέροντας του χρόνο για να μπορέσει να αποφασίσει.

TripIt: Συλλέγει αυτόματα πληροφορίες για τα ταξίδια του χρήστη, από τα email επιβεβαίωσης κρατήσεων και δημιουργεί ένα ολοκληρωμένο ημερολόγιο ταξιδιού, προσθέτοντας πληροφορίες όπως πτήσεις, κρατήσεις ξενοδοχείων και ενοικιάσεις αυτοκινήτου.

Google Trips: Παρέχει προτάσεις για δραστηριότητες, εστιατόρια, ξενοδοχεία, αξιοθέατα και άλλα βάσει των προτιμήσεών του χρήστη και του προγράμματος ταξιδιού του.

Airbnb: Χρησιμοποιεί αλγορίθμους για να συστήνει καταλύματα βάσει των προτιμήσεών του χρήστη και του ιστορικού των κρατήσεών του.

- **Ψυχαγωγία:** Σε αυτόν τον τομέα, η AI χρησιμοποιείται για τη δημιουργία εξατομικευμένων προτάσεων για ταινίες, μουσική, βιβλία και άλλα περιεχόμενα ψυχαγωγίας.

Εφαρμογές ροής μουσικής: **Spotify, Deezer, YouTube Music.**

Ταινίες και τηλεοπτικές εκπομπές: **Netflix, Amazon Prime Video, HBO.**

Βιβλία: **Goodreads, Amazon Kindle.**

- **Δημιουργία Περιεχομένου:** Η Γενετική AI (Generative AI), εστιάζει στην δημιουργία νέων δεδομένων, αντί για την απλή ανάλυση και κατανόηση υπαρχόντων. Χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές, μπορεί να παράγει ρεαλιστικό περιεχόμενο σε διάφορες μορφές, όπως, κείμενο, εικόνα, ήχο, βίντεο. Παραδείγματα εργαλείων AI για δημιουργία περιεχομένου είναι τα εξής:

Jasper: Δημιουργία κειμένων υψηλής ποιότητας, όπως άρθρα, ιστορίες, email, κ.α.

DALL-E 3: Δημιουργία ρεαλιστικών εικόνων από κείμενο.

Artbreeder: Δημιουργία εικόνων με μίξη και τροποποίηση υπαρχόντων εικόνων.

MuseNet: Δημιουργία μουσικών κομματιών με βάση περιγραφές ή στίχους.

Soundtrap: Δημιουργία μουσικής και ηχητικών εφέ online.

10.6. AI και Βιομετρική Ανάλυση

Η **βιομετρική ανάλυση** είναι η διαδικασία μέτρησης και ανάλυσης των φυσικών χαρακτηριστικών ενός ατόμου και αποτελεί μια κατηγορία τεχνολογίας AI, που εστιάζει στην αναγνώριση και την επαλήθευση της ταυτότητας του ατόμου με βάση τα μοναδικά βιομετρικά χαρακτηριστικά του.

Βασίζεται στην ιδέα ότι κάθε άτομο έχει μοναδικά χαρακτηριστικά που μπορούν να μετρηθούν και να αναλυθούν. Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορεί να περιλαμβάνουν: α) **φυσικά χαρακτηριστικά** όπως αναγνώριση προσώπου, αναγνώριση δακτυλικών αποτυπωμάτων, αναγνώριση ίριδας, αναγνώριση φωνής, σάρωση αμφιβληστροειδούς, γεωμετρία χεριού, θερμογραφία και β) **συμπεριφορές χαρακτηριστικά** όπως υπογραφή, ρυθμός πληκτρολόγησης, συνήθειες βάρδισης.

Χρησιμοποιεί ειδικούς αισθητήρες για να συλλέξει βιομετρικά δεδομένα σχετικά με αυτά τα χαρακτηριστικά π.χ. σάρωση ίριδας, δακτυλικών αποτυπωμάτων, προσώπου κ.ά.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται NN για να εξαχθούν μοναδικά από τα δεδομένα. Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία ενός βιομετρικού προτύπου που αντιπροσωπεύει την ταυτότητα του ατόμου. Όταν λαμβάνονται νέα βιομετρικά δεδομένα, συγκρίνονται (συγκριτική ανάλυση) με το αποθηκευμένο μοντέλο. NN εκπαιδεύονται για να λαμβάνουν υπόψη διάφορες συνθήκες, όπως αλλαγές στο φωτισμό, εκφράσεις προσώπου, γήρανση και αξεσουάρ (π.χ. γυαλιά), εξασφαλίζοντας έτσι αξιόπιστη αναγνώριση χάρη στην DL. Εάν υπάρχει ικανοποιητική αντιστοιχία, η ταυτότητα του ατόμου επαληθεύεται.

Η AI και η βιομετρική ανάλυση έχουν μια αλληλένδετη σχέση. Η AI τροφοδοτεί την ανάπτυξη και την εξέλιξη της βιομετρικής ανάλυσης, ενώ η βιομετρική ανάλυση παρέχει δεδομένα που τροφοδοτούν την εξέλιξη της AI.

Η AI βελτιώνει την βιομετρική ανάλυση με τους εξής τρόπους: α) αυξάνει την *ακρίβεια* της βιομετρικής αναγνώρισης με το να μειώνει τα ψευδή θετικά και τα ψευδή αρνητικά αποτελέσματα β) *επιταχύνει τη διαδικασία αναγνώρισης* καθιστώντας την πιο ομαλή και αποτελεσματική γ) επιτρέπει την *ανάπτυξη νέων βιομετρικών μεθόδων*, όπως η αναγνώριση βάδισης ή φωνής.

Παράλληλα η βιομετρική ανάλυση τροφοδοτεί την AI: α) με την παροχή του μεγάλου όγκου δεδομένων που παράγει, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση αλγορίθμων AI β) επεκτείνοντας τις δυνατότητες της AI σε τομείς όπως η ιατρική, η ασφάλεια και η εκπαίδευση.

Ορισμένες δημοφιλείς εφαρμογές βιομετρικής ανάλυσης είναι οι εξής:

- Αναγνώριση προσώπου: **Apple Face ID, Microsoft Windows Hello, Amazon Rekognition**
- Αναγνώριση ίριδας: **Iris Authentication by NEC, IriTech Iridium, LumenVox EyeVerify.**
- Αναγνώριση δακτυλικών αποτυπωμάτων: **Apple Touch ID, Samsung Galaxy S24 Fingerprint Sensor, OnePlus 10 Pro Fingerprint Sensor**

Οι τεχνικές βιομετρικής ανάλυσης προσφέρουν μία εύχρηστη και ασφαλή μέθοδο για τον **έλεγχο της πρόσβασης** και την **αυθεντικοποίηση** των χρηστών. Χρησιμοποιούνται για ξεκλείδωμα συσκευών (π.χ. smartphones, tablets, laptops), για είσοδο ατόμων σε ασφαλείς χώρους (π.χ. κτίρια, δωμάτια, τράπεζες, νοσοκομεία), για σύνδεση σε online λογαριασμούς, για online πληρωμές, για check-in σε αεροδρόμια κ.ά.

Επίσης αποτελούν μία μέθοδο **επιτήρησης** και **παρακολούθησης** με σκοπό την αναγνώριση προσώπων σε πλήθη και τον εντοπισμό καταζητούμενων ατόμων.

Η υιοθέτηση αυτών των τεχνολογιών φέρνει σημαντικά οφέλη όπως, δυσκολότερη πλαστογράφηση, αδύνατη κλοπή ταυτότητας, γρηγορότερη και πιο εύκολη επαλήθευση ταυτότητας, μείωση του

κόστους καρτών. Παράλληλα όμως έχουν και μειονεκτήματα, αφού οι τεχνολογίες αυτές δεν είναι πάντα ακριβής και συνεπώς υπάρχει η πιθανότητα του λάθους. Τέλος, πρέπει να ληφθούν σοβαρά υπόψη οι ηθικές ανησυχίες και να διασφαλιστεί η υπεύθυνη και δίκαιη χρήση τους καθώς η συλλογή και η αποθήκευση βιομετρικών δεδομένων προκαλεί σοβαρές ανησυχίες σχετικά με την ιδιωτικότητα και την προστασία δεδομένων.

10.7. ΑΙ και Κυβερνοασφάλεια

Η χρήση συστημάτων ΑΙ στον τομέα της κυβερνοασφάλειας έχει τεράστιο δυναμικό για την αναγνώριση και την αντιμετώπιση επιθέσεων και απειλών στον κυβερνοχώρο. Τα συστήματα ΑΙ μπορούν να αναλύουν μεγάλους όγκους δεδομένων από διάφορες πηγές, όπως δίκτυα, συστήματα και λογαριασμούς χρηστών, προκειμένου να ανιχνεύσουν ασυνήθιστες δραστηριότητες ή πρότυπα που υποδηλώνουν επιθέσεις και να προτείνουν ή να εφαρμόσουν αυτόματα μέτρα ασφαλείας για να περιορίσουν τη ζημιά ή να ανακόψουν την επιθετική δραστηριότητα.

Μερικές από τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται συχνά περιλαμβάνουν:

- **ML για την Ανίχνευση Ανωμαλιών (ML-Anomaly Detection):** Τα συστήματα ML μπορούν να εκπαιδευτούν να αναγνωρίζουν τυχόν ανωμαλίες στην κυκλοφορία δεδομένων, όπως παράνομες προσπάθειες πρόσβασης ή κακόβουλες δραστηριότητες.
- **Ανάλυση Κειμένου και Φωνής:** Τα συστήματα ΑΙ μπορούν να αναλύουν κείμενο και φωνητικά μηνύματα προκειμένου να εντοπίσουν πιθανές απειλές ή προκλήσεις.
- **Επεξεργασία Εικόνας και Βίντεο:** Η ανάλυση εικόνων και βίντεο με τη χρήση ΑΙ μπορεί να ανιχνεύσει ανωμαλίες ή ανησυχητικά πρότυπα σε οπτικό υλικό που διακινείται στον κυβερνοχώρο.

Μερικά παραδείγματα γνωστών συστημάτων που χρησιμοποιούνται για θέματα κυβερνοασφάλειας είναι τα εξής:

- **Συστήματα ανίχνευσης εισβολής (IDS) κυβερνοεπιθέσεων:**
 - Palo Alto Networks Cortex XDR
 - CrowdStrike Falcon Insight
 - Splunk Enterprise Security
- **Συστήματα πρόληψης εισβολής (IPS) κυβερνοεπιθέσεων:**
 - Fortinet FortiGate
 - Cisco Firepower Management Center
 - Check Point Quantum Security Gateway

Συνολικά, η ενσωμάτωση των συστημάτων ΑΙ στην κυβερνοασφάλεια μπορεί να βοηθήσει τις κυβερνήσεις και τις επιχειρήσεις να αντιμετωπίζουν αποτελεσματικά τις απειλές και να

προστατεύουν τα δίκτυά τους και τα δεδομένα τους από επιθέσεις και παραβιάσεις. Ωστόσο, είναι επίσης σημαντικό να λαμβάνονται υπόψη η ιδιωτικότητα και οι ηθικές σκέψεις κατά την ανάπτυξη και χρήση αυτών των τεχνολογιών.

11. Νομικό Πλαίσιο για την AI

Τα νομικά πλαίσια που αφορούν τη χρήση της AI, ποικίλλουν ανάλογα με τη χώρα και την περιοχή, και η νομοθεσία εξελίσσεται συνεχώς καθώς η τεχνολογία AI εξελίσσεται και εμφανίζονται νέες προκλήσεις.

Αυτά τα πλαίσια μπορεί να περιλαμβάνουν νομοθεσία που αφορά την προστασία των δεδομένων, την αναγνώριση των δικαιωμάτων και της ευθύνης, τις διαδικασίες πιστοποίησης και διαφάνειας, καθώς και άλλες σχετικές πτυχές.

Αντιμετωπίζουν ζητήματα όπως η δικαιοσύνη και η ασφάλεια σε σχέση με τη χρήση της AI. Αυτό συμπεριλαμβάνει την ανάπτυξη νόμων και κανονισμών που να διέπουν τη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων, την αποτίμηση και περιορισμό των αλγορίθμων μάθησης μηχανής, και την εποπτεία των συστημάτων AI για να διασφαλίζεται η συμμόρφωση με τους νόμους και τους κανονισμούς.

Είναι σημαντικό για τους επαγγελματίες και τις επιχειρήσεις που χρησιμοποιούν AI να είναι ενήμεροι για τα νομικά πλαίσια που ισχύουν στην περιοχή όπου λειτουργούν.

Στην Ευρωπαϊκή Ένωση:

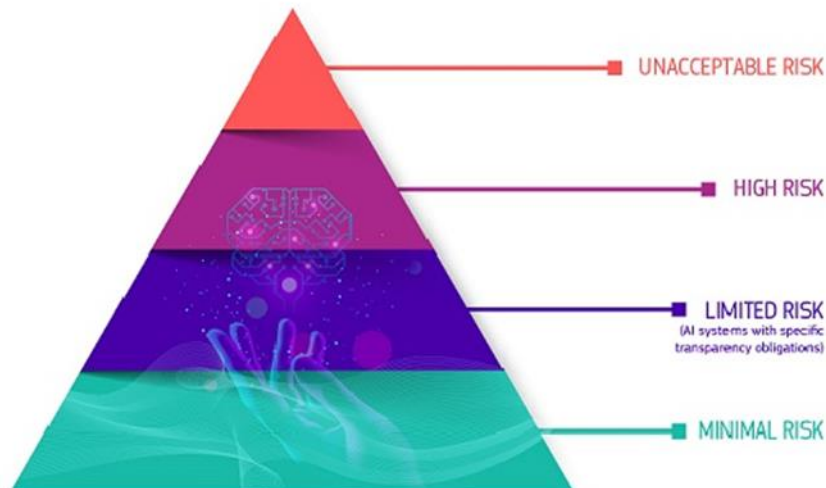
Η Ευρωπαϊκή Επιτροπή πρωτοπορεί, θέτοντας την Ευρώπη στην πρώτη γραμμή της παγκόσμιας καινοτομίας, με ένα ολοκληρωμένο νομικό πλαίσιο για την AI.

Το *AI Act*, ή αλλιώς η *Ευρωπαϊκή Πράξη για την Τεχνητή Νοημοσύνη*, βρίσκεται σε φάση διαπραγμάτευσης μεταξύ του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου, του Συμβουλίου της Ευρωπαϊκής Ένωσης και της Ευρωπαϊκής Επιτροπής.

Στόχος της είναι η δημιουργία ενός εναρμονισμένου νομικού πλαισίου που θα ενθαρρύνει την καινοτομία, ενώ παράλληλα θα διασφαλίζει την ασφάλεια και την ηθική χρήση της AI.

Η Πράξη ορίζει τέσσερις κατηγορίες συστημάτων AI (Εικόνα 26) [42]:

<i>Μη Αποδεκτού Κινδύνου:</i>	Συστήματα που παραβιάζουν θεμελιώδη ανθρώπινα δικαιώματα ή αξίες και θεωρούνται απειλή για τους ανθρώπους, θα απαγορευθούν.
<i>Υψηλού Κινδύνου:</i>	Συστήματα που ενέχουν σημαντικό κίνδυνο για την ασφάλεια, τα θεμελιώδη δικαιώματα ή τα μέσα βιοπορισμού.
<i>Περιορισμένου Κινδύνου:</i>	Συστήματα που ενέχουν ορισμένους κινδύνους, οι οποίοι όμως μπορούν να αντιμετωπιστούν με κατάλληλα μέτρα.
<i>Ελάχιστου Κινδύνου:</i>	Συστήματα που θεωρούνται ασφαλή και δεν ενέχουν ουσιαστικό κίνδυνο.



Εικόνα 26: Οι Κατηγορίες Συστημάτων του AI Act. Πηγή [42]

Τα συστήματα AI μη αποδεκτού κινδύνου περιλαμβάνουν [43]:

- Τη γνωστική συμπεριφορική χειραγώγηση ατόμων ή ευάλωτων ομάδων μέσω παιχνιδιών με φωνητική ενθάρρυνση επικίνδυνης συμπεριφοράς σε παιδιά.
- Την κοινωνική βαθμολογία, δηλαδή την ταξινόμηση ατόμων βάσει της συμπεριφοράς, της κοινωνικοοικονομικής κατάστασης και των προσωπικών χαρακτηριστικών τους.
- Τη βιομετρική ταυτοποίηση και κατηγοριοποίηση φυσικών προσώπων [43].
- Τα συστήματα βιομετρικής αναγνώρισης σε πραγματικό χρόνο και από απόσταση, όπως η αναγνώριση προσώπου.

Στις Ηνωμένες Πολιτείες:

Δεν υπάρχει ομοσπονδιακός νόμος για την AI, αλλά υπάρχουν διάφορες νομοθεσίες σε πολιτειακό επίπεδο που ρυθμίζουν εφαρμογές της AI. Η πολιτεία της Καλιφόρνια έχει θέσει περιορισμούς στη χρήση της αναγνώρισης προσώπου από την αστυνομία. Η πολιτεία της Νέας Υόρκης έχει απαγορεύσει τη χρήση αλγορίθμων λήψης αποφάσεων για την απασχόληση, τη στέγαση και τα δάνεια.

Άλλες χώρες όπως η Κίνα και η Ιαπωνία, έχουν υιοθετήσει μια εθνική στρατηγική για την AI και έχουν θεσπίσει διάφορους κανόνες για την ανάπτυξη και τη χρήση της καλύπτοντας ζητήματα όπως: ανάπτυξη και χρήση αλγορίθμων, ασφάλεια δεδομένων, ηθική και κοινωνική ευθύνη, διαφάνεια και ιχνηλασιμότητα, πνευματική ιδιοκτησία.

12. Συμπεράσματα

Η **τρέχουσα κατάσταση** στον τομέα των ευφυών ψηφιακών εφαρμογών AI αντιπροσωπεύει έναν εκρηκτικά αναπτυσσόμενο τομέα με αμέτρητες εφαρμογές και δυνατότητες. Με τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και την αυξανόμενη διαθεσιμότητα δεδομένων, οι εφαρμογές AI είναι σε θέση να επιτύχουν υψηλό επίπεδο ακρίβειας και λειτουργικότητας σε πολλούς τομείς, συμπεριλαμβανομένων της ρομποτικής, της υγείας, της αυτοκινητοβιομηχανίας και πολλών άλλων.

Ωστόσο, η ανάπτυξη τέτοιων τεχνολογιών φέρνει επίσης **προβληματισμούς** και **ηθικά ζητήματα**. Ένα από τα κύρια προβλήματα είναι η ανάγκη για διαφάνεια και ευθύνη στη χρήση της AI, καθώς και η προστασία της ιδιωτικότητας και η αντιμετώπιση της ανισότητας που μπορεί να προκύψει από τη χρήση αυτών των τεχνολογιών. Μια άλλη ηθική ανησυχία είναι η δυνατότητα χρήσης της AI για τη χειραγώγηση των ανθρώπων και τον έλεγχο της συμπεριφοράς τους.

Επιπλέον, υπάρχει η ανάγκη για διεξοδική και διαρκή εκπαίδευση των επαγγελματιών στον τομέα, καθώς και για δημιουργία κανονιστικών πλαισίων που θα διέπουν τη χρήση και ανάπτυξη αυτών των τεχνολογιών.

Η αυξημένη χρήση AI μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα την μείωση ανθρώπινων θέσεων εργασίας και την αντικατάσταση τους από αυτόματα συστήματα, προκαλώντας ανεργία και μείωση των μισθών για ορισμένες εργασιακές κατηγορίες. Από την άλλη όμως η αυτοματοποίηση κάποιων εργασιών, επιτρέπει στους ανθρώπους να επικεντρωθούν σε δραστηριότητες που απαιτούν δημιουργική σκέψη και ανάλυση. Ταυτόχρονα οι αυτοματοποιημένες διαδικασίες συχνά είναι πιο ακριβείς και αξιόπιστες από τις αντίστοιχες ανθρώπινες διαδικασίες.

Σίγουρα η AI επιτρέπει στις μηχανές να εκτελούν καθήκοντα πολύ πιο γρήγορα από τους ανθρώπους, όμως δεν διαθέτουν βούληση ούτε κοινή λογική η οποία είναι μία ικανότητα που αναπτύσσουν οι άνθρωποι από νεαρή ηλικία. Η μη-επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να συμβάλλει προς αυτή την κατεύθυνση της απόκτησης κοινής λογικής, ώστε οι μηχανές χωρίς να διδάσκονται, να μάθουν τα καθήκοντα τους.

Επίσης οι μηχανές AI δεν μπορούν να μοιραστούν με τον άνθρωπο έναν στόχο, ούτε την σκοπιμότητα. Συντελούν στο να πετύχει ο άνθρωπος έναν στόχο, αλλά δεν μπορούν να τον κατανοήσουν ούτε να καταλάβουν την αξία του στόχου. Δεν μπορούν να συνεργαστούν παρά μόνο να αλληλεπιδράσουν. Αυτό έχει σημαντικές επιπτώσεις για την αναδυόμενη σχέση ανθρώπου-AI. Θα πρέπει πάντα να υπάρχει η δυνατότητα να επέμβει ο άνθρωπος και να διορθώσει το σύστημα σε περίπτωση μίας ανάγκης ούτως ώστε ο έλεγχος να μην παραμείνει στην μηχανή AI.

Παρά τους όποιους προβληματισμούς, υπάρχουν πολλές πιθανές κατευθύνσεις για **περαιτέρω ανάπτυξη και έρευνα** στον τομέα της ευφυούς AI. Κάθε μία από αυτές τις κατευθύνσεις προσφέρει μοναδικές ευκαιρίες για καινοτομία και βελτίωση σε πολλούς τομείς της κοινωνίας. Ωστόσο, είναι

σημαντικό να ληφθούν υπόψη τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα πριν από την εφαρμογή της ΑΙ σε οποιονδήποτε τομέα.

Επεκτείνοντας τις εφαρμογές σε νέους τομείς, όπως η αειφορία, η πρόληψη και η αντιμετώπιση των κρίσεων, μπορεί να επιτευχθούν σημαντικά κοινωνικά και οικονομικά οφέλη. Ο τομέας της αειφορίας στο πλαίσιο της ΑΙ αφορά την ανάπτυξη και την εφαρμογή τεχνολογιών που σέβονται το περιβάλλον, προάγουν την κοινωνική ευημερία και διασφαλίζουν την οικονομική βιωσιμότητα χωρίς να επηρεάζουν αρνητικά τις μελλοντικές γενιές.

Σημαντικές προκλήσεις στους τομείς της ΑΙ αποτελούν:

- η ανάπτυξη νέων μοντέλων ML που θα είναι ικανά να μάθουν από τα δεδομένα με μεγαλύτερη ταχύτητα εκπαίδευσης, καλύτερη αποδοτικότητα και καλύτερη γενικευτική ικανότητα για την αντιμετώπιση του προβλήματος της υπερ-προσαρμογής ώστε να μην αποτυγχάνουν να γενικεύσουν σε νέα δεδομένα.
- η ανάπτυξη αποτελεσματικών αλγορίθμων για την εξόρυξη χρήσιμων πληροφοριών από δεδομένα υψηλής διάστασης, όπου ο αριθμός των χαρακτηριστικών είναι πολύ μεγάλος.
- η ανάπτυξη τεχνικών μείωσης διαστάσεων για την απομάκρυνση περιττών χαρακτηριστικών και την διατήρηση της σημαντικής πληροφορίας.

Βιβλιογραφία - Αναφορές - Διαδικτυακές Πηγές

- [1] Dr. Μυλωνάς Φ., (2022-2023), *Διαφάνειες Μαθήματος "Εφαρμογές Μηχανικής Ευφυΐας και Μάθησης - Νευρομορφικός Υπολογισμός"*, ΠΜΣ-Προηγμένες Τεχνολογίες Υπολογιστικών Συστημάτων, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών, Σχολή Μηχανικών, ΠΑΔΑ
- [2] *Ιστορία Τεχνητής Νοημοσύνης*, (28/11/2023), ChatGPT 3.5, <https://chat.openai.com/>
- [3] Εικόνα, https://media.springernature.com/full/springer-static/image/art%3A10.1007%2Fs10462-022-10256-8/MediaObjects/10462_2022_10256_Fig2_HTML.png?as=webp
- [4] SAP, *Τι Είναι Μηχανική Μάθηση*, <https://www.sap.com/greece/products/artificial-intelligence/what-is-machine-learning.html>
- [5] *Τι Είναι Μάθηση με Επίβλεψη*, (06/12/2023), Google Bard, <https://gemini.google.com/>
- [6] *Τεχνητή Νοημοσύνη*, https://el.wikipedia.org/wiki/Τεχνητή_νοημοσύνη
- [7] *Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα Μάθησης με Επίβλεψη*, (01/12/2023), ChatGPT 3.5, <https://chat.openai.com/>
- [8] Εικόνα, https://www.janbasktraining.com/tutorials/uploads/images/What-Is-Cluster-Analysis_1.jpg
- [9] Tan P., Steinbach M., Karpatne A. and Kumar V., (2019), *Introduction to Data Mining*, 2nd ed., New York: Pearson Education
- [10] *Διαφάνειες Εξόρυξη Δεδομένων - Συσταδοποίηση*, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο https://eclass.hua.gr/modules/document/file.php/DIT129/Διαλέξεις_2022-2023/DM-lec08-Clustering-All.pdf
- [11] Kutbay U., (2018), *Partitional Clustering*, <https://www.intechopen.com/chapters/60501>
- [12] Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο, *Τι Είναι η Τεχνητή Νοημοσύνη και πώς Χρησιμοποιείται*, <https://www.europarl.europa.eu/news/el/headlines/society/20200827STO85804/ti-einai-i-techniti-noimosuni-kai-pos-chrisimopoietai>
- [13] Εικόνα, <https://www.europarl.europa.eu/resources/library/images/20201019PHT89609/20201019PHT89609-cl.jpg>
- [14] *Επιβλεπόμενη Μάθηση*, (2023), Big Blue Data Academy, <https://bigblue.academy/gr/epivlepomeni-mathisi>
- [15] Εικόνα, <https://bigblue.academy/uploads/images/blog/supervised-learning/classification-vs-regression.jpg>
- [16] Κύρκος Ε., (2015), *Επιχειρηματική Ευφυΐα και Εξόρυξη Δεδομένων*, Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα, www.kallipos.gr
- [17] Εικόνα, <https://regenerativetoday.com/wp-content/uploads/2022/04/dt.png>

- [18] Ζήμερας Στ., (2021), *Δένδρα Αποφάσεων*, Τμήμα Στατιστικής και Αναλογιστικών - Χρηματοοικονομικών Μαθηματικών, Πανεπιστήμιο Αιγαίου, Σάμος, <https://eclass.aegean.gr/modules/document/file.php/SAS287/ΔΙΑΦΑΝΕΙΕΣ/ΔΕΝΔΡΑ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ new.pdf>
- [19] Jesper E. van Engelen, Holger H. Hoos, (2019), *A Survey on Semi-Supervised Learning*, Leiden Institute of Advanced Computer Science, Leiden University, Leiden, The Netherlands, Department of Computer Science, University of British Columbia, Vancouver, BC, Canada <https://link.springer.com/article/10.1007/s10994-019-05855-6>
- [20] Shopova E., Vaklieva-Bancheva N., (2006), *BASIC - A Genetic Algorithm for Engineering Problems Solution*, Institute of Chemical Engineering, Bulgarian Academy of Sciences
- [21] Rustem Popa, (2012), *Genetic Algorithms in Applications*, Published by InTech
- [22] *What is Semi-supervised Learning?* <https://www.ibm.com/topics/semi-supervised-learning>
- [23] Sutton R., Barto A., (1998), *Reinforcement Learning An Introduction*, The MIT Press, London, England
- [24] Brownlee J., *When to Use MLP, CNN, and RNN Neural Networks* <https://machinelearningmastery.com/when-to-use-mlp-cnn-and-rnn-neural-networks/>
- [25] Εικόνα, https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1*57PYhud-0LuKlsQ2KSgoPw.png
- [26] Εικόνα, https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1*-IPQIOd46dlsutIbUq1Zcw.png
- [27] Εικόνα, Pekka Parviainen, *Bayesian network*, <https://www.uib.no/en/rg/ml/119695/bayesian-networks>
- [28] Devin Soni, (2018), *Introduction to Bayesian Networks*, <https://towardsdatascience.com/introduction-to-bayesian-networks-81031eed94e>
- [29] Γεωργούλη Κ., (2015), *Τεχνητή Νοημοσύνη*, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, www.kallipos.gr, http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/index.html
- [30] Εικόνα, http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/img_book/sxima_7.1.png
- [31] Εικόνα, <https://i0.wp.com/www.rangakrish.com/wp-content/uploads/2019/11/ATN-Diagram.jpg?w=632&ssl=1>
- [32] Anshul Saini, (2024), *Guide on Support Vector Machine (SVM) Algorithm*, <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/support-vector-machinessvm-a-complete-guide-for-beginners/>
- [33] Εικόνα, <https://editor.analyticsvidhya.com/uploads/567891.png>
- [34] Εικόνα, <https://editor.analyticsvidhya.com/uploads/844918.2.png>
- [35] Εικόνα, <https://editor.analyticsvidhya.com/uploads/6224114.png>
- [36] *Ποιο Είναι το Margin στα SVM*, (18/02/2024 01:34), Google Gemini, <https://gemini.google.com/>

- [37] Akbar Karimi, (2022), *Using a Hard Margin vs. Soft Margin in SVM*, <https://www.baeldung.com/cs/svm-hard-margin-vs-soft-margin>
- [38] Εικόνα, <https://editor.analyticsvidhya.com/uploads/7385921.png>
- [39] Dishaa Agarwal, (2022), *Introduction to Support Vector Machine Along with Python Code* <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/04/insight-into-svm-support-vector-machine-along-with-code/>
- [40] Εικόνα, https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1*6nR_sMAK1OECeIJd-TF_4Q.png
- [41] Δημιούργησε μία φωτογραφία με μία λευκή γάτα να κρατάει ένα κιτρινοκόκκινο τριαντάφυλλο., (22/02/2023 19:30), AI Chatbot - Copilot, <https://copilot.microsoft.com/>
- [42] European Commission, (February 2024), *AI Act*, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai>
- [43] Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο, (2023), *Πράξη Τεχνητής Νοημοσύνης της ΕΕ: πρώτος κανονισμός για την τεχνητή νοημοσύνη*, www.europarl.europa.eu, <https://www.europarl.europa.eu/news/el/headlines/society/20230601STO93804/praxi-technitis-noimosunis-tis-ee-protos-kanonismos-gia-tin-techniti-noimosuni>