



Ακαδημία Εμπορικού Ναυτικού Ασπροπύργου
Σχολή Μηχανικών



Πτυχιακή εργασία
Εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στην επιστήμη

Σπουδαστές: Γκότσης Αντώνιος (AM 9028)
Δημητριάδης Νικόλαος (AM 8869)

Επιβλέπων Καθηγητής: Στέφανος Ι. Καρναβάς, Μαθηματικός (M.Ed.)
Επίκουρος Καθηγητής

Ακαδημαϊκό έτος: 2024–2025

Ημερομηνία ανάθεσης: 15.12.2023
Ημερομηνία κατάθεσης:12.2024
Ημερομηνία εξέτασης:12.2024

A/A	Ονοματεπώνυμο	Χαρακτηρισμός	Υπογραφή
1	Στέφανος Ι. Καρναβάς Μαθηματικός (M.Ed.) Επίκουρος Καθηγητής	Άριστα (10)	
2	Τσαγκανός Γεώργιος Αυτοματιστής (M.sc.) ΕΔΙΠ		
3	Πτερινάτος Ηλίας Ηλεκτρονικός (M.sc.) ΕΔΙΠ		
Τελικός χαρακτηρισμός			

Λέξεις κλειδιά

Μηχανική μάθηση (machine learning paradigm), κυβερνητική (Cybernetic), αυτόματη κατηγοριοποίησης κειμένου (text categorization–ΚΚ), ιεραρχικά έγγραφα, ελεύθερας μορφής έγγραφα, ηλεκτρονικά έγγραφα, έγγραφα πολυμέσων, έγγραφα υπερμέσων (HyperMedia), εμπιστοσύνη ή ισχύς (confidence, strength–a), εμπιστοσύνη ή ισχύς (confidence, strength–a), μάθηση υπό επίβλεψη (Supervised learning), σημασιολογικός ιστός (Semantic web), μεταδεδομένα (metadata), νευρωνικά δίκτυα, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, αλγόριθμοι, γενετικοί αλγόριθμοι, συναρτήσεις μετάβασης, υπολογιστική νοημοσύνη, μείωση όγκου δεδομένων, big data, δέντρα απόφασης, βάσεις δεδομένων, μάθηση (επαγωγική, υπολογιστική, ενισχυτική, μη επιβλεπόμενη), συνάρτηση ποιότητας,

Περιεχόμενα

Πρόλογος	6
1. Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη (TN);	6
1.1 Ιστορική εξέλιξη της TN	10
1.2 Η TN στον ελληνικό χώρο	11
1.3 Η έρευνα στο χώρο της TN	12
1.4 Οι πιθανές επιπτώσεις της TN στην Ελλάδα	14
1.5 Η θέση της ΕΕ απέναντι στη χρήση εφαρμογών TN	14
1.6 Οι κίνδυνοι της TN	15
1.7 Ποια επαγγέλματα θα χαθούν	16
1.8 Ποια επαγγέλματα θα εξακολουθούν να ασκούνται από ανθρώπους	18
1.9 TN ως εργαλείο της διπλωματίας	18
1.10 Η συμβολή της TN σε διάφορους τομείς	20
1.10.1 Υγεία	20
1.10.2 Εκπαίδευση	20
1.10.3 Ασφάλεια	21
1.10.4 Χρηματοοικονομικές υπηρεσίες	21
1.10.5 Χρηματοπιστωτικός τομέας	22
1.10.6 Αγροτική ανάπτυξη	22
1.10.7 Απασχόληση	23
1.10.8 Ενέργεια	23
1.10.9 Αναγνώριση εικόνας	24
1.10.10 Ρομπότ διαλόγου	24
1.10.11 Αναπαραγωγή ομιλούμενης γλώσσας	24
1.10.12 Ανάλυση συναισθημάτων	25
1.10.13 Ασφαλιστικός τομέας	25
1.11 Οι κορυφαίες εφαρμογές της TN σήμερα	25
1.11.1 Lensa	25
1.11.2 Grammarly	26
1.11.3 Otter.ai	26
1.11.4 Synthesia	26
1.11.5 Socratic	26
1.11.6 Youper	27
1.11.7 Speechify	27
1.11.8 Allly Financial	27
1.11.9 Replika	27
1.11.10 ChatGPT	27
1.12 Άλλες εφαρμογές TN	28
1.12.1 Google	28
1.12.2 Hugging Face	29
1.12.3 Facebook	29
1.12.4 Anthropic	29
1.12.5 Cohere	29
1.12.6 NVIDIA	29
1.13 Υπολογιστική νοημοσύνη	30
2. Κατηγοριοποίηση κειμένου (text categorization–KK)	31
2.1 Εξόρυξη κειμένου (Text mining)	31
2.2 Επεξεργασία της φυσικής γλώσσας	32
2.3 Περίληψη κειμένου	34
2.4 Πρότυπα συσχέτισης	34

2.5 Αναγνώριση θεμάτων.....	35
2.6 Κατηγοριοποίηση κειμένου.....	35
2.7 Εφαρμογές της αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου (ΑΚΚ).....	37
2.8 Σχεδίαση συστήματος αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου.....	38
2.9 Αναπαράσταση κειμένων.....	39
3. Εξόρυξη γνώσης από δεδομένα.....	41
3.1 Ορισμός της εξόρυξης γνώσης από δεδομένα.....	41
3.2 Λειτουργίες της εξόρυξης γνώσης.....	41
3.3 Ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων.....	42
3.4 Αναγκαιότητα της μείωσης του όγκου των δεδομένων πριν από την εξόρυξη της γνώσης.....	43
3.5 Τεχνικές μείωσης του όγκου των δεδομένων.....	43
3.6 Κριτήρια αξιολόγησης – Evaluation criteria.....	44
4. Αλγόριθμοι συμπύκνωσης δεδομένων (Data condensing algorithms).....	44
4.1 Ο αλγόριθμος συμπύκνωσης εγγύτερου γείτονα (Condensing nearest neighbor rule, CNN-rule).....	45
4.2 Ο αλγόριθμος IB2.....	46
4.3 Άλλοι αλγόριθμοι συμπύκνωσης δεδομένων.....	46
5. Αλγόριθμοι επιλογής δεδομένων (Data editing algorithms).....	46
5.1 Ο αλγόριθμος επιλεγμένου εγγύτερου γείτονα (Edited nearest neighbor rule, ENN-rule).....	47
5.2 Ο Αλγόριθμος All-kNN.....	47
5.3 Άλλοι αλγόριθμοι επιλογής δεδομένων.....	48
6. Αλγόριθμοι μείωσης του όγκου των δεδομένων, μέσω σχηματισμού ομοιογενών συστάδων (Data reduction algorithms through forming homogeneous clusters).....	48
6.1 Ο αλγόριθμος RHC (Reduction through homogeneous clusters).....	49
6.2 Ο αλγόριθμος EHC (Editing through homogeneous clusters).....	49
6.3 Άλλοι αλγόριθμοι μείωσης του όγκου των δεδομένων μέσω σχηματισμού ομοιογενών συστάδων.....	50
7. Σημασιολογικός ιστός και προβλήματα.....	50
7.1 Εξόρυξη πληροφορίας από το διαδίκτυο.....	51
7.2 Η Γλώσσα HTML.....	53
8. Μηχανική μάθηση.....	54
8.1 Εισαγωγή.....	54
8.2 Είδη μηχανικής μάθησης.....	55
8.3 Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης.....	56
8.4 Δένδρα απόφασης.....	57
8.5 Εισαγωγικές παρατηρήσεις.....	57
8.6 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης.....	57
8.7 Μορφές μηχανικής μάθησης.....	59
8.8 Επαγωγική μάθηση.....	60
8.9 Υπολογιστική μάθηση.....	60
8.10 Στατιστικές μέθοδοι μάθησης.....	60
8.11 Ενισχυτική μάθηση.....	61
9. Big Data.....	62
9.1 Εισαγωγή.....	62
9.2 Τα Big Data στη σύγχρονη κοινωνία.....	62
9.3 Ανεύρεση και καταγραφή δεδομένων.....	65
9.4 Επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων.....	66
9.5 Ερμηνεία αποτελεσμάτων.....	67

10. Νευρωνικά δίκτυα	67
10.1 Εισαγωγή.....	67
10.2 Προσομοίωση φυσικών ΝΔ με τεχνητά ΝΔ	69
10.3 Ιστορική αναδρομή	70
10.4 Αρχιτεκτονική ΤΝΔ	71
10.5 Πολυεπίπεδα ΤΝΔ.....	72
10.6 Συναρτήσεις μετάβασης	72
10.7 ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης.....	73
10.7.1 Perceptrons	73
10.7.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση ΤΝΔ – δίκτυα Kohonen.....	74
10.7.3 Ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ – δίκτυα Hopfield.....	76
10.7.4 Προτερήματα των ΤΝΔ	77
10.7.5 ΤΝΔ και ανθρώπινος εγκέφαλος	78
10.7.6 Εφαρμογές των ΤΝΔ	79
11. Γενετικοί αλγόριθμοι	79
11.1 Φυσική εξέλιξη: Η αρχική έμπνευση	79
11.2 Ιστορική εξέλιξη.....	80
11.3 Γενικά περί γενετικών αλγορίθμων.....	81
11.4 Δοκιμή Turing για μηχανική ευφυΐα.....	82
11.5 Ιστορική αναδρομή	83
11.6 Έμπειρα συστήματα (ΕΣ).....	84
12. Πιστοδοτική πολιτική ελληνικών τραπεζικών οργανισμών	87
12.1 Η σημασία της ύπαρξης πιστοδοτικής πολιτικής.....	87
12.2 Διαχείριση του χαρτοφυλακίου.....	88
12.3 Πιστωτικές κάρτες.....	89
12.4 Πιστωτικές κάρτες και πιστωτικός κίνδυνος	90
12.5 Επισκόπηση των τεχνικών αξιολόγησης των πελατών.....	91
12.6 Διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου	93
12.7 Πιστωτικός κίνδυνος.....	94
12.8 Εργαλεία διαχείρισης πιστωτικού κινδύνου.....	94
Βιβλιογραφία	97
Ελληνόγλωσση βιβλιογραφία.....	97
Ξενόγλωσση βιβλιογραφία	97

Πρόλογος

Το πεδίο της TN είναι περίπου 40 ετών. Αυτό εξαρτάται από το πότε τοποθετείται χρονικά η έναρξη της TN. Είναι γεγονός ότι η έρευνα σε TN άρχισε πολύ πριν επινοηθεί ο όρος «Τεχνητή νοημοσύνη» από τον John McCarthy, ενώ το πρώτο επίσημο διεθνές συνέδριο για την TN διεξήχθη το 1969 στη Βόρειο Αμερική. Επίσης είναι γεγονός ότι το προβάδισμα σε αυτό το πεδίο δόθηκε από ερευνητές σε πανεπιστήμια και ερευνητικά κέντρα της Βορείου Αμερικής και σε μεγάλο βαθμό το πεδίο εξακολουθεί να κυριαρχείται από τους Αμερικανούς ερευνητές, παρόλο που τώρα η Ευρώπη δεν είναι πλέον ο φτωχός συγγενής, αλλά έχει και αυτή να επιδείξει αξιόλογα ερευνητικά αποτελέσματα. Κάποιες ατυχείς συγκυρίες, είχαν ως αποτέλεσμα το κάπως αργό ξεκίνημα της TN στην Ευρώπη. Στο Ηνωμένο Βασίλειο, για παράδειγμα, το «συμπέρασμα» του Sir James Lighthill ότι η TN δημιουργήθηκε από άντρες που στόχο είχαν την κατασκευή του μηχανικού ανθρώπου ως υποκατάστατο της κυοφορίας, είχε ως αποτέλεσμα το «πάγωμα» της κρατικής υποστήριξης προς την έρευνα σε TN μέχρι τις αρχές της δεκαετίας του 80, όταν πλέον έγινε αντιληπτή η σημασία των ερευνητικών στόχων της TN και αποφασίστηκε να διατεθούν σημαντικά κρατικά κονδύλια προς υποστήριξη αυτής της έρευνας.

Σε αυτή την αλλαγή πνεύματος συνέτεινε, σε μεγάλο βαθμό, η ανακοίνωση της Ιαπωνικής κυβέρνησης για τη διάθεση τεράστιων ποσών προς τη δημιουργία του υπολογιστή πέμπτης γενεάς (fifth-generation computer), ο οποίος θα είχε ικανότητες ευφυΐας. Η Ιαπωνική προσπάθεια, μπορεί να μην επέφερε τα αναμενόμενα αποτελέσματα, συνέβαλε όμως τα μέγιστα στην αναζωπύρωση του ενδιαφέροντος σε TN, κυρίως στην Ευρώπη.

1. Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη (TN);

Οι ρίζες της TN μπορούν να χρονολογηθούν στο έργο των αρχαίων Ελλήνων φιλοσόφων, κυρίως του Αριστοτέλη και σε μεταγενέστερο στάδιο, στο έργο διάσημων μαθηματικών όπως του George Boole. Στην Ευρώπη, ο Άγγλος μαθηματικός Alan Turing, ο οποίος θεωρείται ένας από τους πατέρες της TN, ήταν ο πρώτος που διατύπωσε, κατά τη μεταπολεμική περίοδο, την έννοια της ευφυούς υπολογιστικής μηχανής και προσδιόρισε τη δοκιμή με την οποία μπορεί να «αποδειχθεί», με εμπειρικό τρόπο, η ύπαρξη ή μη ευφυΐας σε έναν υπολογιστή. Ο τομέας της **κυβερνητικής** (Cybernetics) κυρίως το μέρος αυτού του τομέα που ασχολήθηκε με τη δημιουργία μηχανών, οι οποίες προσομοίωναν κάποια χαρακτηριστικά ανθρώπινης συμπεριφοράς, μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας από τους άμεσους προγόνους της TN. Σε γενικές γραμμές, η ουσία είναι ότι η TN αντλεί από πολλούς και διαφορετικούς τομείς (φιλοσοφία, μαθηματικά, γνωστική ψυχολογία, μηχανική, κτλ.), γεγονός που της δίνει τον πολυεπιστημονικό της χαρακτήρα και οι εφαρμογές της αφορούν πολλούς και διαφορετικούς τομείς (ιατρική, νομική, εκπαίδευση, γλωσσολογία, γεωλογία, βιολογία, αστρονομία, κτλ.). Αναμφισβήτητα, οι λέξεις «τεχνητή» και «νοημοσύνη» (η ευφυΐα) δεν είναι απολύτως σαφείς.

Άρα, δεν πρέπει να μας παραξενεύει το γεγονός ότι ο όρος «τεχνητή νοημοσύνη» έχει οδηγήσει σε έντονες συζητήσεις, ακόμη και σε διαμάχες, εντός και εκτός της ερευνητικής κοινότητας, για το τι σημαίνει. Τέτοιες συζητήσεις είναι αναμενόμενες και καλοδεχούμενες, για το οποιοδήποτε σχετικά νέο, πεδίο τα «σύνορα» του οποίου δεν έχουν ακόμη σταθεροποιηθεί και συνεχώς επεκτείνονται σε νέες κατευθύνσεις. Κανένας από τους κατά καιρούς προτεινόμενους ορισμούς του τι σημαίνει «τεχνητή νοημοσύνη» δεν είναι καθολικά αποδεκτός. Κανένας από αυτούς δεν καλύπτει επακριβώς τις διάφορες περιοχές που περιλαμβάνονται σε αυτό το πεδίο. Άρα, από πρακτικής απόψεως, ο καλύτερος τρόπος οριοθέτησης της TN στην

παρούσα φάση ανάπτυξής της, είναι μέσω των ερευνητικών περιοχών που την αποτελούν, όπως αυτές διαφαίνονται στα πρακτικά διεθνών συνεδρίων σε ΤΝ.

Παρακάτω θα αναφερθούμε σε κάποιους από τους προτεινόμενους ορισμούς της ΤΝ, ενώ στην επόμενη ενότητα θα σας παρουσιάσουμε μία σύντομη ιστορική αναδρομή. Οι Luger και Stubblefield (1998), προτείνουν καταρχήν τον ακόλουθο ορισμό:

Ορισμός 1: *Τεχνητή νοημοσύνη είναι ένας κλάδος της πληροφορικής, ο οποίος ασχολείται με την αυτοματοποίηση ευφυούς συμπεριφοράς.*

Κατά τους Luger και Stubblefield το δυνατό σημείο αυτού του ορισμού είναι η τοποθέτηση της ΤΝ ως κλάδου της πληροφορικής, το οποίο σημαίνει ότι η ΤΝ κληρονομεί όλες τις μεθοδολογίες, τεχνικές, μηχανισμούς και πρότυπα που υπογραμμίζουν όλα τα υπολογιστικά συστήματα. Όμως, από πρακτικής απόψεως, το αδύνατο σημείο του ορισμού είναι ότι εξαρτάται από το τι είναι «ευφυΐα» ή «ευφυής συμπεριφορά», κάτι για το οποίο δεν υπάρχει σύγκλιση απόψεων. Στο τελευταίο κεφάλαιο του βιβλίου τους, οι Luger και Stubblefield, δίνουν τον ακόλουθο τροποποιημένο ορισμό:

Ορισμός 2: *Τεχνητή νοημοσύνη είναι η μελέτη των μηχανισμών που διέπουν ευφυή συμπεριφορά, μέσω της κατασκευής και αξιολόγησης συστημάτων τα οποία παριστάνουν αυτούς τους μηχανισμούς.*

Εκ πρώτης όψεως αυτός ο ορισμός φαίνεται να είναι παράφραση του ορισμού 1. Πιο προσεκτική εξέταση όμως δείχνει ότι υπάρχει μία ουσιαστική διαφορά. Ο ορισμός 2 μας προτείνει ότι ΤΝ είναι η μελέτη κατανόησης της φύσης της ανθρώπινης ευφυούς συμπεριφοράς. Άρα, δεν προϋποθέτει τον προσδιορισμό της «ευφυούς συμπεριφοράς», όπως ο ορισμός 1. Φυσικά και ο ορισμός 2 παραμένει απερίοριστος. Ένας τρίτος εναλλακτικός ορισμός, ο οποίος έχει προταθεί από διάφορους ερευνητές, και είναι πιο συγκεκριμένος, και επομένως πιο περιοριστικός, από τους ορισμούς 1 και 2, είναι ο ακόλουθος:

Ορισμός 3: *Τεχνητή νοημοσύνη είναι η ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων, τα οποία δε μπορούν να επιλυθούν με την εξαντλητική εξέταση όλων των πιθανών λύσεων μιάς και αυτές μπορεί να είναι πάρα πολλές.*

Η έμφαση εδώ είναι σε δύσκολα προβλήματα, τα οποία οι παραδοσιακές υπολογιστικές μέθοδοι, δηλαδή οι καθαρά αλγοριθμικές μέθοδοι, είναι ανίκανες να επιλύσουν, τουλάχιστον μέσα σε λογικά χρονικά πλαίσια. Με έμμεσο τρόπο, αυτός ο ορισμός επικαλείται τη χρήση ευρετικών μεθόδων. Η σύνδεση του ορισμού 3 με την «ευφυΐα» απορρέει από τη γενική αποδοχή ότι ο άνθρωπος που μπορεί να επιλύσει τέτοια δύσκολα προβλήματα, αποδοτικά και αποτελεσματικά, χαρακτηρίζεται από ευφυΐα. Επίσης, χαρακτηρίζεται από εκτενή γνώση και εμπειρία. Ευφυΐα, γνώση και εμπειρία είναι αλληλένδετες έννοιες. Βέβαια, δεν έπεται ότι ο ίδιος άνθρωπος είναι εξίσου ικανός στην επίλυση όλων των ειδών δύσκολων προβλημάτων.

Παρόλο που ο ορισμός 3 είναι πολύ πιο συγκεκριμένος από τους ορισμούς 1 και 2, μιάς και υπονοεί μία περιοριστική αντίληψη της έννοιας της ευφυΐας, την ικανότητα επίλυσης δύσκολων προβλημάτων, δεν καλύπτει επαρκώς τις διάφορες ερευνητικές περιοχές που περιλαμβάνονται στη ΤΝ. Για παράδειγμα, αυτός ο ορισμός δεν καλύπτει τις προσπάθειες δημιουργίας υπολογιστικών συστημάτων τα οποία επιδεικνύουν «κοινή λογική» (Common sense reasoning). Ο κάθε άνθρωπος, κανονικού επιπέδου νοημοσύνης, κατέχει κοινή λογική, η εφαρμογή της οποίας δεν χαρακτηρίζεται ως δύσκολη πράξη. Τέλος ένας τέταρτος ορισμός ο οποίος έχει προταθεί από τους Rich και Knight (1991) είναι ο ακόλουθος:

Ορισμός 4: *Τεχνητή νοημοσύνη είναι η μελέτη του πώς να κάνουμε τον υπολογιστή να πράξει κάτι που επί του παρόντος ο άνθρωπος μπορεί να πράξει καλύτερα.*

Ο ορισμός 4, όπως και ο ορισμός 3, αποφεύγουν την απευθείας αναφορά σε ευφυΐα. Από πρακτικής απόψεως το τι ορίζεται εδώ είναι αρκετά χειροπιαστό και επίσης, συγκριτικά με τον ορισμό 3, ο ορισμός 4 είναι πιο ευρύς σε εμβέλεια και φαίνεται να καλύπτει αρκετά ικανοποιητικά το πεδίο. Η οριοθέτηση της TN διαμέσου αυτού του ορισμού είναι δυναμική, αφού το σύνολο των ικανοτήτων στις οποίες ο άνθρωπος υπερέχει του υπολογιστή αναμένεται να μεταβάλλεται με το χρόνο.

Επί του παρόντος, πολλά είναι εκείνα στα οποία ο άνθρωπος υπερέχει του υπολογιστή, όπως για παράδειγμα η ικανότητα όρασης, μάθησης, ομιλίας, η συνδιάλεξη και η επιχειρηματολογία, η επίλυση δύσκολων προβλημάτων, κτλ. Αυτές είναι ικανότητες, οι οποίες ενισχύονται με τις γνώσεις και την εμπειρία. Ο υπολογιστής, δεν έχει ακόμη φτάσει στο σημείο να επιδεικνύει οποιαδήποτε από αυτές τις ικανότητες σε βαθμό συγκρίσιμο με αυτό του ανθρώπου, εκτός από την επίλυση εξειδικευμένων προβλημάτων. Μηχανική μάθηση και όραση, κατανόηση ομιλίας, κατανόηση και μετάφραση φυσικής γλώσσας, κτλ., αποτελούν από την αρχή μέχρι τώρα ενεργές ερευνητικές περιοχές της TN. Κοινός παρονομαστής αυτών των ερευνητικών δραστηριοτήτων είναι η αναπαράσταση γνώσης με συμβολικό τρόπο και η ευρετική αναζήτηση.

Στο ερώτημα «Τι είναι τεχνητή νοημοσύνη;» οι ερευνητές του χώρου δίνουν πολλές διαφορετικές απαντήσεις, φαινόμενο που δεν απαντά σε άλλους επιστημονικούς χώρους, όπως η Φυσική, η Χημεία, η Ιατρική κ.ά. Ωστόσο, όλοι φαίνεται να συμφωνούν πως η TN είναι επιστήμη και όχι απλώς ένας κλάδος της τεχνολογίας λογισμικού. Κατά τον Patrick Winston (1992), διευθυντή του εργαστηρίου TN του Πανεπιστημίου MIT, πρωταρχικός σκοπός της TN είναι "να κάνει τις μηχανές πιο έξυπνες", σε αυτό συμφωνούν οι περισσότεροι από τους ερευνητές που αντιμετωπίζουν την TN ως αναζήτηση μεθόδων οι οποίες θα κάνουν τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές πιο έξυπνους και συνεπώς πιο χρήσιμους από όσο είναι σήμερα. Όμως η TN έχει και πρακτικούς και επιστημονικούς στόχους.

Οι πρακτικοί στόχοι αποβλέπουν στο να επιλυθούν πραγματικά προβλήματα της ανθρώπινης επιβίωσης, με τη χρήση ιδεών της TN σχετικών με την αναπαράσταση και τη χρήση της απαραίτητης γνώσης. Ένας καλά διατυπωμένος ορισμός, που καλύπτει τους πρακτικούς στόχους της TN και πιο συγκεκριμένα του κλάδου της TN, που καλείται **υπολογιστική τεχνητή νοημοσύνη**, είναι ο ακόλουθος:

«Τεχνητή νοημοσύνη είναι εκείνος ο κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με το σχεδιασμό ευφυών υπολογιστικών συστημάτων, δηλαδή συστημάτων με χαρακτηριστικά τα οποία σχετίζονται με την ευφυΐα στην ανθρώπινη συμπεριφορά (μάθηση, αιτίαση, επίλυση προβλημάτων, κατανόηση φυσικής γλώσσας, αναγνώριση αντικειμένων κτλ.)». Παρόμοιος είναι και ο ακόλουθος ορισμός:

«Τεχνητή νοημοσύνη είναι η μελέτη του πώς να κάνουμε τους υπολογιστές ικανούς να κάνουν πράγματα στα οποία προς το παρόν οι άνθρωποι τα καταφέρνουν καλύτερα» (Rich & Knight, 1990). Οι επιστημονικοί στόχοι αποβλέπουν στο να καθοριστούν ποιες από τις υπάρχουσες ιδέες περί αναπαράστασης και χρήσης της γνώσης είναι σε θέση να δώσουν απαντήσεις στο αιώνιο φιλοσοφικό ερώτημα "τι είναι ευφυΐα και πώς αυτή εκφράζεται;» Τα μοντέλα που χρησιμοποιεί η TN, με βάση οποιονδήποτε από τους δύο παραπάνω ορισμούς, στηρίζονται στη χρήση πολύπλοκων ηλεκτρονικών συστημάτων ως μέσου υλοποίησης. Το φαινόμενο αυτό εξηγείται βάσει της θεμελιώδους παράδοσης της δυτικής φιλοσοφίας ότι η νοητική ικανότητα (σκέψη) του ανθρώπου είναι στην ουσία ένας λογικός χειρισμός νοητικών

συμβόλων, δηλαδή ιδεών. Ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, σε αντίθεση με άλλα μηχανικά κατασκευάσματα (π.χ. ρολόι), μπορεί να χειριστεί σύμβολα σε μορφή «χαρακτήρων», αφού πρώτα προγραμματιστεί κατάλληλα. Σύμφωνα με τη θεωρία χειρισμού συμβόλων, η νοημοσύνη εξαρτάται μόνο από την οργάνωση ενός συστήματος και τη λειτουργία του ως χειριστή συμβόλων και όχι από υλικό κατασκευής των συμβόλων ή την ακριβή μορφή τους. Συνάγεται, λοιπόν, το συμπέρασμα πως η σύγχρονη τεχνολογία των υπολογιστών είναι προς το παρόν η αρμόζουσα, ώστε αυτοί να αποτελέσουν μοντέλα με δυνατότητες επίδειξης κάποιας μορφής τεχνητής νοημοσύνης. Ωστόσο, τίποτα δεν αποκλείει στο μέλλον κάποια άλλη τεχνολογία να αποδειχθεί καταλληλότερη για τον παραπάνω σκοπό. Η παραπάνω θεώρηση οδηγεί στον ορισμό της λεγόμενης **συμβολικής τεχνητής νοημοσύνης** (symbolic artificial intelligence–AI): «Συμβολική τεχνητή νοημοσύνη είναι η επιστήμη που μελετά τη φύση της ανθρώπινης νοημοσύνης και στη συνέχεια τον τρόπο αναπαραγωγής της σε υπολογιστές με τη χρήση συμβόλων».

Το αντικείμενο της έρευνας στο χώρο της συμβολικής ΤΝ είναι η μελέτη των ανθρωπίνων διαδικασιών σκέψης (νοημοσύνη, ευφυΐα, εμπειρία), στις οποίες θα αναφερθούμε εκτενέστερα παρακάτω, και των τρόπων αναπαράστασής τους μέσω μηχανών (ηλεκτρονικών υπολογιστών, ρομπότ κτλ.). Δεν αρκούν όμως μόνο οι μεθοδολογίες της επιστήμης των υπολογιστών. Καθοριστικά συμβάλλουν, τόσο η ανάλυση όσο και η διερεύνηση της ανθρώπινης ευφυούς συμπεριφοράς στην επίλυση προβλημάτων, τη χρήση και την κατανόηση της φυσικής γλώσσας και σε πολλούς άλλους χώρους, στους οποίους μπορούν να συνεισφέρουν σημαντική γνώση και άλλες επιστήμες, ιδιαίτερα η ψυχολογία, η γλωσσολογία και η φιλοσοφία της νόησης, οι οποίες σχετίζονται στενά με τις αφηρημένες αρχές της νοητικής οργάνωσης. Το σύνολο των επιστημών που αναφέρονται στην εικόνα 1 αποτελούν πλέον τον ενοποιημένο γνωστικό κλάδο της γνωστικής ή γνωσιακής επιστήμης (Cognitive science), με πεδίο μελέτης τη γνωστική ικανότητα της ευφυΐας και της νόησης, δηλαδή το χειρισμό των συμβόλων.



Εικόνα 1: Η σχέση της ΤΝ με τις άλλες σχετικές επιστήμες στον ευρύτερο χώρο της γνωστικής επιστήμης

Βασικό εργαλείο της σχετικά νέας αυτής επιστήμης, είναι προς το παρόν ο υπολογιστής, που θα μπορούσαμε ευφυολογώντας να παρομοιάσουμε με εργαστήριο, μέσα στο οποίο αναπτύσσονται οι σκέψεις σχετικά με τη σκέψη. Από την πλευρά της,

η TN μπορεί να προσφέρει στο χώρο της γνωστικής επιστήμης μεθοδολογίες ανάπτυξης υπολογιστικών συστημάτων που υλοποιούν ή δίνουν λύσεις σε θεωρητικά μοντέλα, απαραίτητα για την προώθηση της έρευνας και τη διαμόρφωση νέων θεωριών σχετικά με τη λειτουργία της ανθρώπινης νόησης. Δηλαδή, η TN ρίχνει νέο φως σε παραδοσιακά ερωτήματα των ψυχολόγων, γλωσσολόγων και φιλοσόφων. Με βάση τα παραπάνω, ένας πληρέστερος ορισμός της TN είναι ο ακόλουθος: «Τεχνητή νοημοσύνη είναι η επιστήμη που επιδιώκει να κατασκευάσει μηχανές οι οποίες όχι μόνο θα επιδεικνύουν ανθρώπινη συμπεριφορά, αλλά θα μπορούν, επίσης, να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους με τρόπο παρόμοιο με αυτόν των ανθρώπων».

1.1 Ιστορική εξέλιξη της TN

Οι απαρχές της TN ανάγονται στους «συλλογισμούς» του Αριστοτέλη (384–322 π.Χ.), οι οποίοι παρείχαν πρότυπα εκφράσεων που έδιναν πάντα σωστά συμπεράσματα από σωστές υποθέσεις (Αριστοτέλεια συλλογιστική). Στους νεότερους χρόνους, οι πρώτες σημαντικές στιγμές είναι το 1854, οπότε ο George Boole έθεσε τις βάσεις της προτασιακής λογικής, και το 1879, οπότε ο Frege πρότεινε ένα σύστημα αυτοματοποιημένης συλλογιστικής και έθεσε τις βάσεις του κατηγορηματικού λογισμού (predicate calculus). Οι σημαντικές ημερομηνίες στην ιστορία της TN είναι:

1943–1956: Η γέννηση της TN

1943: Οι McCulloch και Pitts προτείνουν ένα μοντέλο τεχνητών νευρώνων που έχει τη δυνατότητα να μαθαίνει και να υπολογίζει κάθε υπολογίσιμη συνάρτηση.

1950: Ο Alan Turing, που θεωρείται ο πατέρας της TN, εμπνέεται το τεστ της μίμησης, γνωστό και ως το τεστ του Turing για την αναγνώριση των ευφύων μηχανών.

1951: Οι Minsky και Edmonds υλοποιούν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο, το SNARC (*Stochastic neural analog reinforcement calculator*), το οποίο έχει 40 νευρώνες και χρησιμοποιεί 3000 λυχνίες.

1956–1970: Πρώτη φάση ανάπτυξης της TN

1956: Συνάντηση στο Dartmouth College ερευνητών από το χώρο των μαθηματικών, της ηλεκτρονικής και της ψυχολογίας (McCarthy, Allen Newell, Herbert Simon, Marvin Minsky) με κοινό στόχο τη μελέτη των δυνατοτήτων χρήσης των υπολογιστών για την προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης.

1958: Δημιουργία της γλώσσας Lisp από τον McCarthy

1966: Μετά από έρευνα γύρω από την κατανόηση γλώσσας και την αντίληψη μηχανής, ο Weizenbaum δημιουργεί το ELIZA.

1970–1980: Ωρίμαση της συμβολικής και υπολογιστικής TN.

1977: Δημιουργία των πρώτων εμπείρων συστημάτων: DENDRAL (1971), MYCIN (1975), Prospector (1977).

1972: Οι Colmenauer και Roussel από το Πανεπιστήμιο της Μασσαλίας σε συνεργασία με τον R. Kowaski από το Πανεπιστήμιο του Εδιμβούργου καταλήγουν στη δημιουργία της γλώσσας λογικού προγραμματισμού PROLOG. Ο Winograd εμβαθύνει στην κατανόηση φυσικής γλώσσας.

1975 & 1977: Ο M. Minsky δημοσιεύει κεφάλαια περί αναπαράστασης της γνώσης σε βιβλία.

1976: Οι Newell & Simon υποστηρίζουν την υπόθεση ότι ένα φυσικό συμβολικό σύστημα διαθέτει τα απαραίτητα χαρακτηριστικά για νοήμονες ενέργειες.

1978: Ανάπτυξη εξελικτικών αλγορίθμων.

Εκδίδονται βιβλία με μελέτες:

1960– : Αντιμετώπιση της ασάφειας στη γνώση.

1965 & 1968: Πρώτος ο Zadeh εισάγει τους όρους «Ασαφή σύνολα (Fuzzy sets) και «Ασαφείς αλγόριθμοι (Fuzzy algorithms).

1973 του Rechenberg για τη βελτιστοποίηση των τεχνικών συστημάτων και τις αρχές της βιολογικής εξέλιξης.

1975 του Holland για την προσαρμοστικότητα στα φυσικά και τεχνητά συστήματα.

1980–1990: Αναγέννηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

1983: Ο Sugeno διατυπώνει την «Ασαφή θεωρία»

1986: Οι Rumelhart and McClelland περιγράφουν τη δημιουργία προσομοιώσεων της αντίληψης στον υπολογιστή.

1987: 1^ο διεθνές συνέδριο για τα νευρωνικά δίκτυα του IEEE (Institute of electrical and electronics engineers)

1990–: Δημιουργία υπολογιστικών συστημάτων και μηχανών που βασίζονται σε αρχές της TN και παρουσιάζουν τάσεις προσαρμογής στο περιβάλλον τους (π.χ. ρομπότ και εφαρμογών που τείνουν να «μαθαίνουν» από την εμπειρία τους, νοήμονες πράκτορες, μηχανές αναζήτησης στο διαδίκτυο, περιρρέουσα νοημοσύνη).

1992: 1^ο Συνέδριο του IEEE για τα ασαφή σύνολα

1992 του Koza, για το γενετικό προγραμματισμό (Genetic Programming)

1995 του Fogel για τον εξελικτικό υπολογισμό (Evolutionary Computation)

1.2 Η TN στον ελληνικό χώρο

Από το 2023 η TN έχει ενσωματωθεί στον μηχανισμό του ελληνικού δημοσίου για την εξυπηρέτηση των πολιτών και την αλληλεπίδραση μαζί τους. Το <http://www.myaigov.gr> είναι η εξέλιξη του ήδη ευρύτατα γνωστού και πολλαπλώς εύχρηστου <http://gov.gr>. Πολύ σχηματικά, το <http://www.myaigov.gr> αποτελεί τον πρώτο «ψηφιακό βοηθό» δημόσιο υπερπύλλο, ένα chatbot – μεσολαβητή μεταξύ πολίτη και κράτους, Αυτό σημαίνει στην πράξη ότι ο εκάστοτε χρήστης της εφαρμογής πληκτρολογεί μια ερώτηση ή ένα αίτημα και το ρομπότ του <http://www.myaigov.gr> μέσα σε ελάχιστα δευτερόλεπτα παρέχει μια απόκριση. Δεδομένου ότι ο ψηφιακός βοηθός διανύει τα πρώτα βήματά του σε πραγματική λειτουργία (η τρέχουσα μορφή του είναι «beta», ήτοι υπό εξέλιξη), τα αιτήματα που μπορεί να ικανοποιήσει είναι περιορισμένα. Ωστόσο, η ύπαρξή του είναι γεγονός και μάλιστα κομβικής σημασίας, ενώ οι προοπτικές ανάπτυξης του <http://www.myaigov.gr> είναι απεριόριστες. Το chatbot (ρομπότ διαλόγου), κατανοεί ερωτήσεις, επεξεργάζεται αιτήματα, ζητά περαιτέρω πληροφορίες αν χρειάζεται, αναπτύσσει διάλογο με το χρήστη και καταλήγει σε κάποιου είδους απάντηση.

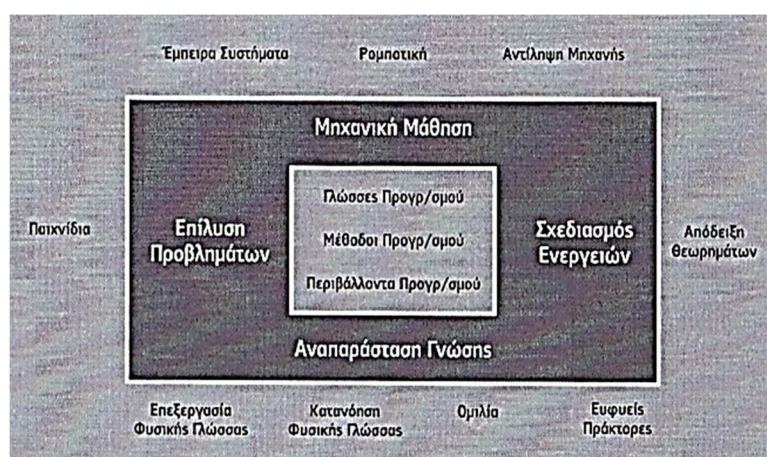
Μέχρι στιγμής, το <http://www.myaigov.gr> υποδέχεται 5.000–6.000 ερωτήματα ανά ημέρα, τα οποία συνολικά έχουν ξεπεράσει συνολικά τα 500.000. Παράλληλα, οι Έλληνες επιστήμονες αντιπροσωπεύουν την 7^η πολυπληθέστερη ομάδα στην ελίτ της ευρωπαϊκής κοινότητας TN, υπερβαίνοντας κατά πολύ τη συνεισφορά πνευματικής δύναμης από χώρες με πολλαπλάσιο μέγεθος και πληθυσμό, όπως η Ιταλία. Σύμφωνα με στοιχεία του έγκυρου παρατηρητηρίου Macro Polo, το οποίο εξειδικεύεται στις μετρήσεις παραμέτρων του ψηφιακού κόσμου και της TN, το 11% των εγκεφάλων που συναπαρτίζουν το κλειστό κλαμπ των απολύτως κορυφαίων στον κλάδο, στην επιστημονική πρωτοπορία αιχμής της AI έχουν αποκτήσει τον πρώτο τίτλο σπουδών σε ελληνικό πανεπιστήμιο. Κατά συνέπεια, η Ελλάδα κατατάσσεται στην 7^η θέση μεταξύ των ευρωπαϊκών χωρών που πρωταγωνιστούν στους εκλεκτούς των εκλεκτών. Ενδεικτικά, στη χώρα μας αναλογεί ποσοστό ίσο με αυτό της Ολλανδίας, ενώ Ιταλία, Σουηδία και Ουγγαρία περιορίζονται σε 7%. Αυστρία, Βέλγιο, Τσεχία και

Πολωνία βρίσκονται ακόμη πιο χαμηλά, στο 4%. Της Ελλάδας προηγείται η Γαλλία, με 14%, ενώ μακράν πρώτη είναι η Γερμανία με 29%.

Παρά το γεγονός ότι η Ελλάδα έχει ρωμαλέα αντιπροσώπευση στο κορυφαίο επίπεδο της ευρωπαϊκής ΤΝ, η απουσία ικανής εγχώριας αγοράς που θα μπορούσε να αξιοποιήσει τις δυνατότητες των Ελλήνων επιστημόνων καταλήγει σε μια εικόνα ουδόλως αισιόδοξη. Διότι η ελίτ της ελίτ στην Ευρώπη, προτιμά να εργάζεται κατά το πλείστον στη Γαλλία (53%), σημαντικά πιο λίγο στην Ολλανδία (21%) και ακολούθως στη Σουηδία (16%), στο Βέλγιο και τη Γερμανία (5%). Εκτός από το ελληνικό braindrain, ακόμη πιο έντονο εμφανίζεται το ίδιο φαινόμενο για τη Γερμανία. Διότι, ενώ οι Γερμανοί ειδικοί αντιστοιχούν στο 29%, εργάζονται μακριά από την πατρίδα τους, όπως αποτυπώνεται στις μετρήσεις του Macro Polo.

1.3 Η έρευνα στο χώρο της ΤΝ

Παρότι από την ίδρυση του κλάδου της ΤΝ έχουν περάσει περισσότερο από 50, αδιάλειπτα χρόνια έντονης ερευνητικής δραστηριότητας που έχει αποφέρει καρπούς, με αποτέλεσμα να έχει αλλάξει τεχνολογικά ο σύγχρονος κόσμος, ο χώρος εξακολουθεί να προσφέρει ερευνητικές προκλήσεις, με κεντρικό στόχο τη δημιουργία όλο και πιο ευφυών μηχανών. Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει τρία στρώματα στα οποία θα μπορούσε να χωριστεί ο χώρος της βασικής έρευνας που αφορά την ΤΝ.



Εικόνα 2: Τα τρία στρώματα της έρευνας στον χώρο της ΤΝ

Με την εξάπλωση του διαδικτύου και τον μεγάλο όγκο πληροφοριών αποθηκευμένων εκεί, έχει αναπτυχθεί πληθώρα συστημάτων βασισμένων σε τεχνικές της ΤΝ και ιδιαίτερα υβριδικών συστημάτων μηχανικής μάθησης, που συνδυάζουν έμπειρα συστήματα με ασαφή λογική, νευρωνικά δίκτυα και γενετικούς αλγόριθμους. Γνωστά τέτοια συστήματα είναι:

- οι νοήμονες πράκτορες (intelligent agents),
- οι μηχανές ευφυούς αναζήτησης (intelligent search machines),
- τα συστήματα εξόρυξης δεδομένων (data mining systems),
- τα συμβουλευτικά συστήματα (recommender systems) και
- τα συστήματα περιρρέουσας νοημοσύνης (ambient intelligence systems).

Για να είναι αποτελεσματικά τα παραπάνω συστήματα, νέες μέθοδοι αναπαράστασης γνώσης έχουν καθιερωθεί, όπως είναι τα σημασιολογικά δίκτυα και οι οντολογίες.



Εικόνα 3: Βασικά στάδια εξέλιξης της ΤΝ

Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι σημαντικότεροι ερευνητικοί χώροι της ΤΝ σήμερα.

Αναπαράσταση Γνώσης (Knowledge Representation)	Μελετά το σύνολο των μοντέλων αναπαράστασης γνώσης στο χώρο της Γνωστικής Επιστήμης καθώς και τις μεθόδους επεξεργασίας τους.
Αντίληψη Μηχανής ή Μηχανική Όραση (Machine Vision)	Αφορά την αναγνώριση οπτικής εικόνας.
Επεξεργασία και Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing and Understanding)	Αφορά την επικοινωνία του χρήστη με τη μηχανή μέσω γραπτής αλλά και προφορικής φυσικής γλώσσας, καθώς και τη μετάφραση γλωσσών.
Μηχανισμοί Εξαγωγής Συμπερασμάτων - Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)	Εδώ εξετάζεται η ύπαρξη μηχανισμών που να χειρίζονται κατάλληλα τα γεγονότα και τους κανόνες, μέσω των οποίων αναπαρίσταται οι λογικοί συλλογισμοί, ώστε να εξαχθούν σωστά συμπεράσματα.
Επίλυση Προβλημάτων (Problem Solving)	Στον τομέα αυτό μελετώνται ευφυείς αλγόριθμοι αναζήτησης λύσεων.
Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)	Ασχολείται με το σχεδιασμό συστημάτων που μπορούν να μαθαίνουν μέσω επαγωγικών μεθόδων, όπως τα δένδρα απόφασης, να επιδεικνύουν δυνατότητες ελέγχου προτύπων, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, και να αυτο-προσαρμόζονται βελτιστοποιώντας την απόδοσή τους, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι.
Σχεδιασμός Ενεργειών (Planning)	Εδώ μελετώνται τρόποι αποδοτικότερου σχεδιασμού ενεργειών και έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε προγραμματισμό παραγωγής σε βιομηχανίες και σε περιπτώσεις όπου πρέπει να αντιμετωπιστούν κρίσιμα γεγονότα.
Ρομποτική (Robotics)	Ασχολείται με την κίνηση, το χειρισμό και την αναγνώριση αντικειμένων από μηχανές.
Νοήμονες Πράκτορες (Intelligent Agents)	Προγράμματα που προσφέρουν ευφυή υποστήριξη σε άλλα προγράμματα ή στον χρήστη.
Ευφυείς Υπηρεσίες Διαδικτύου και Σημασιολογικού Ιστού (Semantic Web)	Ευφυείς διαδικτυακοί πράκτορες για υποστήριξη χρηστών στη χρήση του διαδικτύου και την πρόσβαση σε πληροφορίες του σημασιολογικού ιστού (π.χ. υπηρεσίες Big Data).
Προσαρμοζόμενα και Εξελισσόμενα Ευφυή Συστήματα	Μοντέρνα υβριδικά συστήματα μηχανικής μάθησης.
Ευφυή Εργαλεία (Intelligent Tools)	Εδώ περιλαμβάνονται οι γλώσσες προγραμματισμού ΤΝ και τα περιβάλλοντα ανάπτυξής τους.

Πίνακας 1: Ερευνητικοί χώροι στο χώρο της ΤΝ

1.4 Οι πιθανές επιπτώσεις της TN στην Ελλάδα

Οι κυρίαρχες επιφυλάξεις, αν όχι καθαυτό φοβίες, απέναντι στην TN σε μια μεσοπρόθεσμη προοπτική για την Ελλάδα εστιάζουν κυρίως στην παραπληροφόρηση, στον πολλαπλασιασμό των fake news και στην έκρηξη της διαδικτυακής εγκληματικότητας. Τον συγκεκριμένο κίνδυνο προκρίνει το 53,33% ως τη μεγαλύτερη απειλή της TN, περισσότερο από την ανεργία, την απώλεια θέσεων εργασίας (50%), την παραβίαση των προσωπικών δεδομένων ή της πνευματικής ιδιοκτησίας (43%). Σημαντικά μικρότερη ανησυχία (30%) εκφράζουν οι ερωτηθέντες ειδικοί για το ενδεχόμενο της μη ηθικής και επωφελούς για τον άνθρωπο, χρήσης της TN. Ως προς τις προσδοκώμενες θετικές επιδράσεις της TN στην ελληνική κοινωνία, κυριαρχούν η αύξηση της παραγωγικότητας, η μείωση του κόστους, οι αυτοματισμοί και η δυνατότητα παροχής εξειδικευμένων υπηρεσιών. Το ποσοστό που στηρίζει αυτή την επιλογή (53,3%) ταυτίζεται ακριβώς με εκείνους που φρονούν ότι ο μεγαλύτερος κίνδυνος που συνεπάγεται η TN είναι η παραπληροφόρηση. Πέραν αυτού, στα ενδεχόμενα θετικά αποτελέσματα της TN για την Ελλάδα, ως δεύτερη πιο ισχυρή τάση με 36,6% καταγράφεται η ανάπτυξη της τεχνολογικής έρευνας και η καινοτομία. Με 30% ακολουθεί ο μετασχηματισμός του υγειονομικού κλάδου χάρη στην TN, με συνολικά καλύτερη περίθαλψη για τους ασθενείς. Με 20% αναφέρονται οι ευεργετικές επιδράσεις που μπορεί να έχει η υιοθέτηση λύσεων TN στη λειτουργία του κράτους, με την καταπολέμηση της γραφειοκρατίας, την αυτοματοποιημένη εξυπηρέτηση του πολίτη κ.λπ.

1.5 Η θέση της ΕΕ απέναντι στη χρήση εφαρμογών TN

Η Ευρωπαϊκή Ένωση επιτρέπει κατ' εξαίρεση τη χρήση εφαρμογών TN, ειδικά για τη βιομετρική ταυτοποίηση υπόπτων, σε σχέση με 16 διαζόντως βαριά εγκλήματα, τα οποία περιλαμβάνονται στον κατάλογο που ακολουθεί:

- Τρομοκρατία
- Εμπορία ανθρώπων.
- Σεξουαλική εκμετάλλευση παιδιών και υλικό σεξουαλικής κακοποίησης παιδιών.
- Παράνομη διακίνηση ναρκωτικών και ψυχοτρόπων ουσιών.
- Παράνομη διακίνηση όπλων, πυρομαχικών και εκρηκτικών.
- Ανθρωποκτονία από πρόθεση .
- Σωματική βλάβη.
- Παράνομο εμπόριο ανθρωπίνων οργάνων και ιστών.
- Παράνομη διακίνηση πυρηνικών ή ραδιενεργών ουσιών.
- Απαγωγή, παράνομη κατακράτηση, αρπαγή και ομηρία.
- Εγκλήματα που εμπίπτουν στην αρμοδιότητα του διεθνούς ποινικού δικαστηρίου.
- Αεροπειρατεία ή πειρατεία.
- Βιασμός.
- Περιβαλλοντικό έγκλημα.
- Οργανωμένη ή ένοπλη ληστεία.
- Δολιοφθορά, συμμετοχή σε εγκληματική οργάνωση εμπλεκόμενη σε ένα ή περισσότερα από τα εγκλήματα τα οποία αριθμούνται ανωτέρω.

Στα προηγούμενα 16 εγκλήματα προστίθενται οι εξής επιπλέον εξαιρέσεις:

α) Στοχευμένη αναζήτηση συγκεκριμένων θυμάτων απαγωγής, εμπορίας και σεξουαλικής εκμετάλλευσης ανθρώπων και αγνοουμένων,

β) πρόληψη απειλής κατά της ζωής ή της σωματικής ασφαλείας προσώπων ή αντιμετώπιση ενεστώσας ή προβλέψιμης απειλής τρομοκρατικής επίθεσης.

Ωστόσο, το AI Act προβλέπει ότι προκειμένου να υπάρξει a priori αποτροπή εκτροχιασμού και κατάχρησης των εξαιρέσεων, η βιομετρική ταυτοποίηση εξ αποστάσεως σε πραγματικό χρόνο, από τις εκάστοτε αρχές επιβολής του νόμου, θα υπόκειται σε προέγκριση από δικαστική ή ανεξάρτητη διοικητική αρχή, της οποίας η απόφαση θα είναι δεσμευτική. Σε επείγουσες περιπτώσεις, η έγκριση αυτή μπορεί να χορηγείται εντός 24 ωρών και αν η έγκριση απορριφθεί, όλα τα δεδομένα και τα αποτελέσματα πρέπει να διαγράφονται. Μάλιστα, ο Ευρωπαίος νομοθέτης επιδεικνύει τόσο μεγάλη έγνοια για τυχόν παρενέργειες των εν λόγω 16 εξαιρέσεων από το γενικό κανόνα, ώστε σημειώνει πως «μολονότι ένα ποσοστό ακριβείας 99% μπορεί να κρίνεται γενικά ικανοποιητικό, ενέχει ωστόσο σημαντικό κίνδυνο όταν το αποτέλεσμα μπορεί να προκαλέσει υποψίες σε βάρος αθώου προσώπου. Ακόμη και ένα ποσοστό σφάλματος 0,1% είναι σημαντικό αν αφορά δεκάδες χιλιάδες άτομα.»

1.6 Οι κίνδυνοι της TN

Στρατιωτικός τομέας. Ένα οπλικό σύστημα απογειώνεται ή κινείται με τρόπο και με λογισμικό αναγνώρισης προσώπων, στολών, γεωγραφικών δεδομένων και άλλων χαρακτηριστικών, στοχεύει τον επικεφαλής της αντίπαλης στρατιάς ή τους αντιπάλους στρατιώτες και τις υποδομές. Επιλέγεται αυτό ποιον, πώς και πότε θα σκοτώσει. Δεν υπάρχει ανθρώπινη επαφή, δεν υπάρχει οίκτος, δεν υπάρχουν δευτερες σκέψεις. Η μηχανή εκτελεί τη φονική αποστολή για την οποία έχει δημιουργηθεί.

Πολλά από αυτά τα νέα όπλα ενέχουν μεγάλους κινδύνους για τους πολίτες στο έδαφος, αλλά ο κίνδυνος ενισχύεται όταν τα αυτόνομα όπλα πέφτουν σε λάθος χέρια. Οι hackers έχουν κατακτήσει διάφορους τύπους κυβερνοεπιθέσεων, οπότε δεν είναι δύσκολο να φανταστεί κανείς έναν κακόβουλο παράγοντα να διεισδύει στα αυτόνομα όπλα και να προκαλεί τον απόλυτο Αρμαγεδδών. Αν οι πολιτικές αντιπαλότητες και οι πολεμοκάπηλες τάσεις δεν κρατηθούν υπό έλεγχο, η TN θα μπορούσε να καταλήξει να εφαρμοστεί με τις χειρότερες προθέσεις.

Deep fakes και χειραγώγηση μαζών. Είναι το απόλυτο όπλο στα χέρια των κακόβουλων. Με μια φωτογραφία και ηχογράφιση της φωνής σας μπορεί κανείς να δημιουργήσει πολύ εύκολα ένα βίντεο στο οποίο «εσείς» θα λέτε ότι μπορεί να φανταστεί αυτός ο κανείς. Και εσείς, μετά, πρέπει να αποδείξετε ότι δεν είστε ελέφαντας. Σε έναν κόσμο που είναι εν πολλοίς ψηφιακά αναλφάβητος και ανυποψίαστος, τα deep fakes θα μπορούσαν να επιτελέσουν καταστροφικό έργο, με μεγάλη ευκολία. Για του λόγου το αληθές, στο ελληνικό TikTok εκτός από τον λογαριασμό του πρωθυπουργού, υπάρχει σατιρικός λογαριασμός με deep fake βίντεο του πρωθυπουργού να περιγράφει καταφανώς υπερβολικά πράγματα. Το πλέον ανησυχητικό, είναι τα εκατοντάδες σχόλια κάτω από αυτά τα βίντεο από πολίτες που δεν έχουν καταλάβει ότι πρόκειται για deep fakes. Σκεφτείτε τώρα τι πανικό θα μπορούσε να προκαλέσει σε εκατομμύρια κόσμου ένα deep fake βίντεο του Βλαντιμίρ Πούτιν ή του Τζο Μπάιντεν να ανακοινώνει ότι έχει εξαπολύσει επίθεση με πυρηνικά.

Η χρήση της TN από κακόβουλους χρήστες, για σκοπούς εξαπάτησης πολιτών είναι ένα πράγμα, η χρήση της για χειραγώγηση των μαζών είναι ένα άλλο. Με τη νέα τεχνολογία να κάνει εύκολη τη δημιουργία ρεαλιστικών φωτογραφιών, βίντεο, ηχητικών κλιπ, ή την αντικατάσταση της εικόνας ενός προσώπου από ένα άλλο σε μια υπάρχουσα ήδη εικόνα ή βίντεο, οι κακόβουλοι έχουν ακόμα ένα υπερόπλο στη διάδοση παραπληροφόρησης και την προπαγάνδα. Το εφιαλτικό σενάριο στο οποίο θα είναι σχεδόν αδύνατο να διαπιστώσει κανείς τι είναι αλήθεια και τι ψέματα είναι εδώ. Σε συνδυασμό με τη δημιουργία AI trolls, οι φόβοι που θέλουν την τεχνολογία

της TN να επηρεάζει εκλογικές αναμετρήσεις και να κρίνει το αποτέλεσμά τους δεν είναι μακρινοί.

1.7 Ποια επαγγέλματα θα χαθούν

Τα εργαλεία της TN δείχνουν από τα πρώτα κιόλας δείγματα δουλειάς, ότι μπορούν να παράγουν ταχύτερα μαζικότερα και φθηνότερα, άρα αποτελεσματικότερα, από τον άνθρωπο σε συγκεκριμένα πόστα και άρα να τον αντικαταστήσουν. Κι αυτό δεν είναι μακριά να σενάριο. Ήδη, κολοσσοί της Τεχνολογίας, όπως η αμερικανική **IBM** και η βρετανική εταιρεία τηλεπικοινωνιών **BT Group**, έχουν ξεκινήσει περικοπές σε θέσεις εργασίας, οι περισσότερες από τις οποίες θα καλυφθούν από εργαλεία TN. Αυτή είναι μόνο η αρχή της «σημαντικής διατάραξης» που αναμένει η **Goldman Sachs** ότι θα προκαλέσει η TN στην αγορά εργασίας. Σύμφωνα με έκθεση της αμερικανικής τράπεζας, τα εργαλεία TN θα επηρεάσουν 300 εκατομμύρια θέσεις εργασίας πλήρους απασχόλησης, ωθώντας αυτούς τους εργαζομένους ακόμα και να αναζητήσουν δουλειά σε άλλους κλάδους.

Κατά τη **McKinsey**, λόγω της TN, 12 εκατομμύρια Αμερικανοί θα χάσουν τις δουλειές τους έως το 2030, με το 30% των ωρών εργασίας να έχει αυτοματοποιηθεί πλήρως έως αυτή την ημερομηνία. Ποιοι είναι αυτοί όμως που βλέπουν την καρέκλα τους να πριονίζεται από την TN; Μπορεί οι ειδικοί να αναφέρουν ότι κατά κύριο λόγο απειλούνται οι εργασίες που απαιτούν τα λιγότερα προσόντα, όμως κατά ειρωνικό τρόπο οι πρώτοι που νιώθουν την ανάσα των εργαλείων TN είναι οι εξειδικευμένοι σε τεχνολογικά επαγγέλματα. Τα επαγγέλματα δηλαδή που μόλις 1-2 δεκαετίες πριν αποκαλούνταν «επαγγέλματα του μέλλοντος» δείχνουν να έχουν θολό μέλλον.

Οι προγραμματιστές των ηλεκτρονικών υπολογιστών και δη αυτοί που γράφουν κώδικα (πρόκειται για τους κώδικες με τους οποίους δημιουργούνται τα προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών οι εφαρμογές κ.α.) είναι οι πρώτοι ή από τους πρώτους που χάνουν τις δουλειές τους. Ήδη σύμφωνα με εσωτερικό σημείωμα της Google, θεωρητικά το ChatGPT θα μπορούσε να περάσει επιτυχώς από συνεντεύξεις για να προσληφθεί ως μηχανικός λογισμικού εισαγωγικού επιπέδου σε αυτήν. Στην πράξη, το πρώτο chatbot που βγήκε στον αέρα, απλώς δέχεται μια στοιχειώδη εντολή, όπως «γράψε μου κώδικα για το X πρόγραμμα» και την εκτελεί με επιτυχία σε πολύ σύντομο χρονικό διάστημα. Ωστόσο, αυτό δε μπορεί να γίνει χωρίς επίβλεψη, επειδή όπως διαπιστώθηκε, συχνά κάνει αδικαιολόγητα τα λάθη που μπορούν να οδηγήσουν σε καταστροφή. Πάντως, όταν ρωτήθηκαν, το ChatGPT και το AlphaCode, ένα σύστημα κωδικών TN που σχεδίασε η DeepMind inc Alphabet, αν θα αντικαταστήσουν τους προγραμματιστές, απάντησαν «όχι». Ποιος, όμως, μας εγγυάται ότι θα το παραδέχονταν; Με δεδομένο ότι τα προγράμματα TN τώρα πλέον δημιουργούν εικόνες και βίντεο, στα επαγγέλματα που χάνονται περιλαμβάνονται και οι graphic designers, οι video editors κ.λπ.

Σε μεγάλο κίνδυνο, ίσως μεγαλύτερο από τους προγραμματιστές, βρίσκονται οι θέσεις όσων εργάζονται στην **εξυπηρέτηση πελατών** και σε **θέσεις γραμματέων**. Το έχετε άλλωστε, ήδη διαπιστώσει ότι σε ένα μεγάλο μέρος των επιχειρήσεων, η πρώτη γραμμή στην εξυπηρέτηση πελατών καλύπτεται από ρομποτικές απαντήσεις. Όσο η TN γίνεται όλο και καλύτερη στην επίλυση προβλημάτων και στην αλληλεπίδραση με το κοινό, το οποίο πλέον μπορεί να συζητήσει με ένα ρομπότ, τόσο πιο πολλές θέσεις εργασίας καταλαμβάνουν τα bots. Κι αυτό σε τέτοιο επίπεδο, που η μελέτη της ερευνητικής εταιρείας **Gartner** από το 2022 προέβλεπε ότι στο βασικό κανάλι της εξυπηρέτησης πελατών τα chatbots θα κυριαρχήσουν στο 25% των εταιρειών του χώρου έως το 2027. Για κάποια επαγγέλματα, όπως αυτά των **ερευνητών αγοράς**, των **οικονομικών αναλυτών**, των προσωπικών **οικονομικών συμβούλων** και των

αναλυτών των τάσεων της αγοράς, ο κίνδυνος είναι ορατός, καθώς τα εργαλεία TN μπορούν να συλλέγουν, να επεξεργάζονται, να αναλύουν δεδομένα μεγάλης κλίμακας και να εξάγουν συμπεράσματα (όπως ήδη χρησιμοποιούνται σε κάποιες από τις παραπάνω θέσεις). Για κάποια άλλα όμως, δεν υπήρχε καν υποψία. Ένα από αυτά είναι το επάγγελμα του εκπαιδευτικού. Οι εκπαιδευτικοί σε όλο τον κόσμο ανησυχούν για τους μαθητές τους, που χρησιμοποιούν το ChatGPT για να κάνουν τις εργασίες, όμως θα έπρεπε να ανησυχούν για τις έδρες τους. Κι αυτό γιατί, σύμφωνα με αναλυτές όπως ο Πένγκτσενγκ Σι του Τμήματος Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Επιστημών στο Ινστιτούτο Τεχνολογίας Rochester, το ChatGPT (και άλλες εφαρμογές) «μπορεί ήδη εύκολα να διδάξει σε τάξεις».

Υπό απειλή εξαφάνισης τελούν σχεδόν όλες οι θέσεις εργασίας οι οποίες είναι προσανατολισμένες στη χρήση γλώσσας, δεδομένων και επικοινωνίας. Οι συγγραφείς και οι δημοσιογράφοι σε αίθουσες σύνταξης, αλλά κυρίως οι εργασίες που έχουν να κάνουν με επίλυση νομικών υποθέσεων μπορεί να δουν τον αυτοματισμό να έρχεται, διότι στις εφαρμογές ΑΙ είναι εύκολο να χρησιμοποιούν μεγάλο όγκο δεδομένων και πληροφοριών, να συνθέτουν ό,τι έμαθαν και να διατυπώνουν άποψη. Κι αυτά είναι μόνο η αρχή. Όσο η TN θα εκπαιδεύεται και θα γίνεται πιο δυνατή και όσο θα αποκτά «χέρια και πόδια μέσω των ρομπότ, όλο και περισσότεροι άνθρωποι θα θεωρούνται περιττοί στην αγορά εργασίας. Η TN έχει έρθει με φόρα για να καταργήσει μια σειρά ανθρώπινων δραστηριοτήτων που εν πολλοίς αποτελούν την καρδιά του ανθρώπινου πολιτισμού. Χαρακτηριστικά είναι τα παραδείγματα των καλών τεχνών, όπως η ζωγραφική, η καλλιτεχνική φωτογραφία, η ποίηση, η λογοτεχνία, οι επιστήμες. Η νόθευση, γιατί περί τέτοιας πρόκειται, άρχισε από τα δημιουργικά εργαλεία TN που χρησιμοποιούνται κατά κόρον για τη δημιουργία γραπτών πανεπιστημιακών εργασιών, απειλώντας ανοιχτά την ακαδημαϊκή ακεραιότητα, ηθική και δημιουργικότητα. Έπειτα, εξαπλώθηκε στη ζωγραφική και στη λογοτεχνία, με τις μηχανές να δημιουργούν περιεχόμενα. Οι καλλιτέχνες αντέδρασαν και οι ζωγράφοι έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούν το λεγόμενο «δηλητήριο για την TN στα έργα τους, δηλαδή τεχνικές οι οποίες μπερδεύουν τις εφαρμογές TN και τις παρασύρουν σε σφάλματα. Το μεγάλο ερώτημα, ωστόσο, είναι αν είναι σημαντικότερο ή ισότιμο το έργο μιας μηχανής με εκείνο ενός ανθρώπου που έχει ηθική κρίση και ηθική στη διαδικασία λήψης αποφάσεων, που έχει συναισθήματα και βιώματα, αντί για μια περίπλοκη συλλογή αλγορίθμων.

Και δεν είναι μόνο αυτό. Η υπερβολική εξάρτηση από την τεχνολογία της TN θα μπορούσε να οδηγήσει στην απώλεια της ανθρώπινης επιρροής και στην έλλειψη ανθρώπινης λειτουργίας, σε ορισμένα τμήματα της κοινωνίας. Η χρήση της στην υγειονομική περίθαλψη θα μπορούσε να οδηγήσει σε μείωση της ανθρώπινης ενσυναίσθησης και λογικής, ενώ η εφαρμογή γενετικής TN για δημιουργικές προσπάθειες θα μπορούσε να μειώσει την ανθρώπινη δημιουργικότητα και τη συναισθηματική έκφραση. Η υπερβολική αλληλεπίδραση με τα συστήματα TN θα μπορούσε να προκαλέσει ακόμη και μειωμένη επικοινωνία με τους συνομηλίκους και μειωμένες κοινωνικές δεξιότητες, ένα ανησυχητικό φαινόμενο που ήδη παρατηρείται σε σχολεία. Έτσι ενώ η TN μπορεί να είναι πολύ χρήσιμη για την αυτοματοποίηση των καθημερινών εργασιών, κάποιοι αναρωτιούνται αν μπορεί να περιορίσει τη συνολική ανθρώπινη νοημοσύνη, τις ικανότητες και την ανάγκη για κοινωνικοποίηση.

1.8 Ποια επαγγέλματα θα εξακολουθούν να ασκούνται από ανθρώπους

Η ΤΝ έχει εισβάλει στον χώρο της υγείας, όμως θεωρείται αδύνατο το να μπορέσει να αντικαταστήσει τους επαγγελματίες της υγείας. Για παράδειγμα, μια εφαρμογή μπορεί να διαγνώσει και να προτείνει θεραπεία. Όμως δε μπορεί να αντικαταστήσει την ιατρική γνώση στη λήψη αποφάσεων (παρά μόνο να αποτρέψει ιατρικά λάθη) και φυσικά δε μπορεί να περιποιηθεί έναν ασθενή στη νοσηλεία του. Στην πράξη, έχει αποδειχθεί επίσης ότι η ΤΝ δε θα καταλάβει ποτέ τον χώρο του αθλητισμού. Το κοινό δείχνει από αδιαφορία έως απέχθεια για τις αθλητικές διοργανώσεις στις οποίες συμμετέχουν ρομπότ, καθώς χάνεται το βασικό στοιχείο που τις κάνει θελκτικές, ο ανθρώπινος ανταγωνισμός. Ως εκ τούτου, κάποιες απόπειρες για αγώνες αυτόνομων οχημάτων απέτυχαν παταγωδώς, ενώ οι αγώνες μποξ με ρομπότ δεν έχουν ούτε ένα κλάσμα του κοινού της πυγμαχίας με ανθρώπους.

Ομοίως, οι άνθρωποι φαίνεται ότι θα συνεχίσουν να εμπιστεύονται τους συνανθρώπους τους στον τομέα των κατασκευών. Κι αυτό γιατί υπάρχει η μοναδικότητα του γούστου του κάθε ανθρώπου, είτε μιλάμε για την ανέγερση μιας κατοικίας, είτε για την κατασκευή ενός βιομηχανικού προϊόντος, για παράδειγμα ενός αυτοκινήτου. Ασφαλή φαίνονται και τα επαγγέλματα που σχετίζονται με τη μόδα. Οι σχεδιαστές δημιουργούν κάτι με τον τρόπο που ο ζωγράφος γεμίζει τον καμβά του και το κοινό αρέσκεται να βλέπει πώς «κάθεται» ένα ρούχο του αγαπημένου του οίκου σε πραγματικούς ανθρώπους. Κάτι παρόμοιο συμβαίνει με τους ωρολογοποιούς, τους κοσμηματοποιούς, τους υαλουργούς κ.α. Ομοίως, μάλλον το 99% των ανθρώπων θα εμπιστεύεται σε έναν αληθινό κομμωτή την περιποίηση του τριχωτού της κεφαλής τους ή του κατοικίδιου τους, το χτύπημα ενός τατουάζ κ.ο.κ.

Ακόμα και στον κόσμο των επιχειρήσεων, αν πολλά funds χρησιμοποιούν αλγόριθμους για τη διαχείριση των χαρτοφυλακίων πελατών τους, καμία πολυεθνική δεν πρόκειται ποτέ να εμπιστευτεί τη διοίκησή της σε μια εφαρμογή ΤΝ, ούτε και τη χάραξη της επιχειρηματικής της στρατηγικής, αν θα θέλει να μείνει ανταγωνιστική, εκμεταλλευόμενη τη διορατικότητα των κορυφαίων στελεχών της αγοράς. Όπως και καμία επιχείρηση δε θα εμπιστευθεί τη διαχείριση ανθρώπινου δυναμικού σε μηχανές.

1.9 ΤΝ ως εργαλείο της διπλωματίας

Η αξιοποίηση δυνατοτήτων και η αντιμετώπιση των προκλήσεων για τη διπλωματία στην εποχή της ΤΝ, απαιτούν μια πολύπλευρη προσέγγιση που να ενσωματώνει την ανάγκη επίδειξης προσαρμοστικότητας, την απαραίτητη τεχνολογική εμπειρογνωμοσύνη, το σεβασμό στους δεοντολογικούς και ηθικούς προβληματισμούς και την ευελιξία έναντι της νέας μορφής διεθνούς συνεργασίας που προδιαγράφεται. Οι παραδοσιακές διπλωματικές πρακτικές, πάντα αναδιαμορφώνονταν με την εμφάνιση επαναστατικών τεχνολογιών. Όταν την ενημέρωσαν για τις ικανότητες του τηλεγράφου, η βασίλισσα Βικτωρία φέρεται να αναφώνησε ότι δεν ήταν πλέον απαραίτητη η αποστολή πρέσβων στο εξωτερικό, εφόσον μπορούσε να επικοινωνεί απευθείας με κάθε γωνιά του κόσμου. Και όμως η διπλωματία δεν πέθανε με την εμφάνιση της νέας εκείνης τεχνολογίας. Τουναντίον, ο ρόλος του διπλωμάτη και της διπλωματίας ενισχύθηκε, διότι προσαρμόστηκε και χρησιμοποίησε το νέο μέσο, το οποίο μάλιστα επηρέασε βαθύτατα την κατανομή εξουσίας σε παγκόσμιο επίπεδο. Ο ψηφιακός μετασχηματισμός που βιώνουμε σήμερα, με την ΤΝ να διεισδύει σχεδόν σε κάθε πτυχή της σύγχρονης ζωής μας, δε θα αφήσει ανεπηρέαστη τη σύγχρονα διπλωματία. Οι εν λόγω τεχνολογίες, προσφέρουν στη διπλωματία και δη στους διπλωμάτες ισχυρότατα εργαλεία. Έννοιες όπως η ικανότητα επίγνωσης της κατάστασης, η διαμόρφωση πολιτικών και η λειτουργία της

θεσμικής μνήμης βάσει στοιχείων, λαμβάνουν νέες διαστάσεις και σημασία. Ήδη, εμφανίζονται εργαλεία προγνωστικής μοντελοποίησης και προσομοίωσης, που ενισχύουν έτι περαιτέρω την τέχνη και το σκοπό της διπλωματίας. Οι προσπάθειες για καλύτερη λύση των μέσων κοινωνικής δικτύωσης προς αντιμετώπιση της παραπληροφόρησης, πρέπει υποστηριχθούν περισσότερο. Το ίδιο και οι κινήσεις για τη διαμόρφωση ειδικών γλωσσικών μοντέλων TN για χρήση του υπουργείου Εξωτερικών, χρήσιμες για την αποτελεσματική χρήση των διπλωματικών αρχείων και την πιο τεκμηριωμένη υποστήριξη της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Οι ανάγκες της σύγχρονης, ψηφιακής, διπλωματίας προσαρμόζονται στις δυνατότητες των σύγχρονων διπλωματικών αυτών εργαλείων. Όμως, αυτές οι προσπάθειες πρέπει να συνοδεύονται από ένα κατάλληλο πλαίσιο διακυβέρνησης. Η ρύθμιση της χρήσης της TN στη διπλωματία, όπως και συνολικά στη δημόσια διοίκηση, πρέπει να διασφαλίζει την τήρηση δεοντολογικών αρχών και προτύπων. Η εγγενής πολυπλοκότητα των αλγορίθμων, μπορεί να θέσει εμπόδια στη διαφάνεια και τη λογοδοσία στις διπλωματικές διαδικασίες, που είναι απαραίτητα στοιχεία για την εδραίωση εμπιστοσύνης στις διεθνείς σχέσεις και τη λειτουργία της διπλωματίας.

Επίσης, η TN βασίζεται σε μεγάλο βαθμό σε τεράστιο όγκο δεδομένων για να λειτουργήσει αποτελεσματικά. Η συλλογή και ανάλυση τέτοιων δεδομένων, εγείρει βάσιμες ανησυχίες για την προστασία ευαίσθητων και διαβαθμισμένων πληροφοριών. Η επίτευξη ισορροπίας μεταξύ της αξιοποίησης δεδομένων για διπλωματικούς σκοπούς και της προστασίας προσωπικών δεδομένων αποτελεί τι και αυτή μια πρόκληση. Η TN, εισάγει επίσης μια σειρά από ηθικά διλήμματα που οι διπλωμάτες ήδη αντιμετωπίζουν όταν καλούνται, λ.χ., να συν διαμορφώσουν πολιτικές στα διεθνή φόρουμ για ζητήματα όπως η χρήση της TN σε αυτόνομα οπικά συστήματα, νέες τεχνολογίες επιτήρησης ή και πόλεμο πληροφοριών. Η εξισορρόπηση των δυνητικών οφελών της TN με τις ηθικές επιπτώσεις της, θέτει τους διπλωμάτες αντιμέτωπους με πολύπλοκες νέες προκλήσεις που απαιτούν προσεκτική διαβούλευση και δεοντολογικά πλαίσια. Σε από το σημαδιακό έτος όπου θα πραγματοποιηθούν περί τις 40 εκλογικές αναμετρήσεις σε παγκόσμιο επίπεδο, οι εξελίξεις στις παρατηρούμενες εκστρατείες παραπληροφόρησης, ειδικά τα deep fake news, πρέπει να μας απασχολούν λόγω της δυνητικής ικανότητας να επιφέρουν εκτεταμένες αποσταθεροποιητικές επιπτώσεις που είναι ικανές να επηρεάσουν τις διπλωματικές σχέσεις αλλά και την παγκόσμια γεωπολιτική δυναμική. Καθώς η παραπληροφόρηση χρησιμοποιείται ως εργαλείο κακόβουλης πολιτικής προς επίτευξη στρατηγικών στόχων και απόκτηση ανταγωνιστικών πλεονεκτημάτων στη διεθνή σκηνή, απαιτούνται συνεργατικές στρατηγικές σε πολλαπλά επίπεδα για την όσο το δυνατόν πιο αποτελεσματική αντιμετώπισή της. *«Όλοι αναγνωρίζουν ότι καμία εταιρεία τεχνολογίας, καμία κυβέρνηση, καμία οργάνωση της κοινωνίας των πολιτών δεν είναι σε θέση να αντιμετωπίσει μόνη της την έλευση αυτής της τεχνολογίας και την πιθανή κακόβουλη χρήση της»*, όπως ανέφερε ο Νικ Κλεγκ της Meta. Προς αυτή την κατεύθυνση οδεύουν εξάλλου η πρωτοβουλία και τη δέσμευση 20 κορυφαίων εταιρειών τεχνολογίας, συμπεριλαμβανομένων των Adobe, Amazon, Google, IBM, Meta, Microsoft, OpenAI, TikTok και X, να συνεργαστούν για τον εντοπισμό και την αντιμετώπιση των deep fakes, την οποία ανακοίνωσαν στο πλαίσιο του συνεδρίου ασφαλείας του Μονάχου.

Η TN φέρνει μια νέα εποχή για την πολυμερή διπλωματία. Από κλασική διακρατική, γίνεται σήμερα ακόμη πιο σύνθετη και συνεργατική. Η συνεργασία μεταξύ κρατών είναι απαραίτητη για τη θέσπιση κανόνων και προτύπων, που διέπουν την υπεύθυνη χρήση της TN. Όμως, ανάλογες πολυμερείς πρωτοβουλίες όπως αυτή που ανελήφθη στο Μόναχο διευκολύνουν τη διαφάνεια προθέσεων, την ανταλλαγή

γνώσεων, την ανάπτυξη ικανοτήτων και προτύπων για τη δημόσια και εταιρική διακυβέρνηση της τεχνητής νοημοσύνης. Οι διπλωμάτες θα καλούνται όλο και περισσότερο να συνεργαστούν με επιστήμονες και φορείς της κοινωνίας των πολιτών που προωθούν τον διεπιστημονικό διάλογο και την καινοτομία. Οι προκλήσεις βρίσκονται στα διασταύρωση της τεχνολογίας και της διπλωματίας, όπως και οι ευκαιρίες για την εργαλειοθήκη της διπλωματίας.

Αντιμετωπίζοντας προληπτικά και με σχεδιασμό, ζητήματα που σχετίζονται με το απόρρητο των δεδομένων, την αλγοριθμική μεροληψία, τη διαφάνεια και τη δεοντολογία, οι διπλωμάτες μπορούν και οφείλουν να πλοηγηθούν σε αυτό το ταχέως εξελισσόμενο τοπίο και να αξιοποιήσουν τις τεχνολογίες ΤΝ για την προώθηση των στρατηγικών και επιχειρησιακών στόχων της διπλωματίας της χώρας.

1.10 Η συμβολή της ΤΝ σε διάφορους τομείς

1.10.1 Υγεία

Στην υγεία έχει διευκολύνει τη διάγνωση και τη θεραπεία πολλών ασθενειών. Αλγόριθμοι ΤΝ μπορούν να αναγνωρίζουν πρόωρα σημάδια ασθενειών μέσω εικόνων ιατρικής εικονογράφησης ή αναλύοντας μεγάλα σύνολα δεδομένων ασθενών. Αυτό επιτρέπει στους γιατρούς να αντιδρούν πιο γρήγορα και αποτελεσματικά. Επιπλέον, η υγεία αναμένεται να επωφεληθεί ακόμη περισσότερο στο μέλλον. Ουσιαστικά, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης θα μετατραπούν σε βοηθούς των γιατρών που δε θα αναλαμβάνουν μόνο εγχειρήσεις (ως ρομπότ), αλλά και θα επιβλέπουν τη θεραπεία, ώστε να αποκλείσουν την πιθανότητα ιατρικού λάθους. Πέραν αυτού, θα εξελίσσουν φάρμακα ακόμα και για κάθε ασθενή ξεχωριστά. Οι καλύτεροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, η μεγαλύτερη πρόσβαση σε δεδομένα, το φθηνότερο υλικό και η διαθεσιμότητα του 5G, έχουν συμβάλει στην αυξανόμενη εφαρμογή της ΤΝ στον κλάδο της υγειονομικής περίθαλψης, επιταχύνοντας το ρυθμό των αλλαγών. Οι τεχνολογίες ΤΝ και μηχανικής μάθησης μπορούν να διατρέξουν τεράστιους όγκους δεδομένων υγείας (από αρχεία υγείας και κλινικές μελέτες έως γενετικές πληροφορίες) και να τα αναλύσουν πολύ ταχύτερα από τους ανθρώπους.

1.10.2 Εκπαίδευση

Η ΤΝ έχει ανοίξει νέους ορίζοντες στον τομέα της εκπαίδευσης, επιτρέποντας την ανάπτυξη καινοτόμων τεχνολογιών και την παροχή προσαρμοσμένων εκπαιδευτικών προγραμμάτων. Τα εκπαιδευτικά ιδρύματα και οι εκπαιδευτικοί θα μπορούν να αναπτύξουν προηγμένα μοντέλα διδασκαλίας και να παρέχουν εξατομικευμένη υποστήριξη και αξιολόγηση σε κάθε μαθητή. Κάθε μαθητής, μπορεί να υποβληθεί σε διαδραστικές ασκήσεις και παιχνίδια που προσαρμόζονται στο επίπεδο του και προάγουν την επανάληψη και την κατανόηση των μαθηματικών, γλωσσικών και επιστημονικών εννοιών. Μία ακόμα εφαρμογή είναι η αυτόματη δημιουργία και αξιολόγηση εκπαιδευτικών υλικών. Χάρη στην αλγοριθμική διαδικασία, μπορούν να δημιουργηθούν προσαρμοσμένα διδακτικά υλικά όπως ερωτηματολόγια, διαφάνειες και παρουσιάσεις. Επιπλέον, μπορεί να αξιολογηθούν αυτόματα τα αποτελέσματα των μαθητών, καθιστώντας την αξιολόγηση πιο αντικειμενική και αποδοτική. Πέραν των εφαρμογών στην τακτική διδασκαλία, η ΤΝ μπορεί να συμβάλει στην αξιολόγηση και πρόβλεψη προόδου των μαθητών. Μέσω της ανακάλυψης προτύπων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, μπορεί να προβλέπει τις επιδόσεις των μαθητών σε συγκεκριμένα μαθήματα και να προσφέρει παραπομπές για πρόσθετη υποστήριξη.

1.10.3 Ασφάλεια

Μπορεί η TN να κάνει τους δρόμους μας πιο ασφαλείς; Μπορεί να προλάβει και να σταματήσει εγκληματίες και τρομοκράτες; Στον τομέα της ασφάλειας, βοηθά στην πρόληψη εγκληματικών ενεργειών, στην αναγνώριση παραβάσεων και στην αύξηση της ασφάλειας και της αποτελεσματικότητας των ενδιαφερομένων. Μία από τις βασικές αλλαγές που έρχονται στην ασφάλεια, είναι η ανάλυση και η επεξεργασία μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων, γρήγορα και με ακρίβεια. Αυτό επιτρέπει την ανίχνευση προτύπων και την πρόβλεψη πιθανών επιθέσεων ή τρομοκρατικών ενεργειών. Ένα παράδειγμα εφαρμογής της TN στην ασφάλεια, είναι η ανάλυση των metadata και των κοινωνικών δικτύων για την ανίχνευση και την πρόβλεψη της εγκληματικής συμπεριφοράς. Μέσω της αναγνώρισης προτύπων και της ανάλυσης των σχέσεων μεταξύ χρηστών και ομάδων, η TN μπορεί να εντοπίσει διάφορα είδη εγκληματικών συμπεριφορών, όπως το λαθρεμπόριο, οι κοινωνικές επαφές που οδηγούν στην τρομοκρατία και άλλες εγκληματικές ενέργειες. Ένα σημαντικό εργαλείο για την καταπολέμηση της τρομοκρατίας, είναι η ανάλυση του κειμένου και της γλώσσας, που επιτρέπει την ανίχνευση απειλών και συνωμοσίας μέσω του περιεχομένου που ανέβηκε σε διάφορες πλατφόρμες. Η TN μπορεί να ανιχνεύει την προπαγάνδα και την αντίδραση του κοινού, επιτρέποντας στις αρχές να παρεμβαίνουν εγκαίρως, προτού πραγματοποιηθεί μία επίθεση. Στον τομέα της κυβερνοασφάλειας, αναπτύσσονται προηγμένα συστήματα ανίχνευσης και αμυντικά μέτρα για την προστασία των κρίσιμων υποδομών και των πληροφοριών.

1.10.4 Χρηματοοικονομικές υπηρεσίες

Η TN έχει μπει για τα καλά στον κόσμο της οικονομίας και των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών, καθώς ενισχύει την αναγνώριση απάτης, την αυτοματοποίηση και την πρόβλεψη στον τομέα των χρηματοοικονομικών υπηρεσιών. Έχει ένα σημαντικό ρόλο στον τομέα των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών και την οικονομία, προσφέροντας πολλαπλά οφέλη και δυνατότητες για βελτίωση και αποτελεσματικότητα. Αρχικά, οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, στα χρηματιστήρια, από τους fund managers και από τους traders, περιλαμβάνουν αλγόριθμους που βοηθούν στη διαχείριση και τον προγραμματισμό των συναλλαγών, με σκοπό την ελαχιστοποίηση των ανθρώπινων σφαλμάτων και την αύξηση της ταχύτητας εκτέλεσης. Στην πράξη, οι αλγόριθμοι μπορούν να παρακολουθούν τις αγορές όλου του κόσμου και να προβαίνουν σε πωλήσεις ή αγορές σε δευτερόλεπτα, για να μεγιστοποιήσουν το κέρδος ή να ελαχιστοποιήσουν την απώλεια, αν χρειάζεται. Μία από τις κύριες συνεισφορές της TN στις χρηματοοικονομικές υπηρεσίες, είναι η αυτοματοποίηση διαδικασιών, όπως οι συναλλαγές στα χρηματιστήρια και η διαχείριση επενδυτικών πορτοφολιών. Οι αλγόριθμοι μάθησης μηχανής, μπορούν να αναγνωρίσουν μοτίβα και να παρέχουν έξυπνες προβλέψεις, ενισχύοντας την ακρίβεια των αποφάσεων και την απόδοση στις επενδύσεις. Επίσης, βελτιώνεται η εξυπηρέτηση των πελατών μέσω αυτόματων συστημάτων απαντήσεων και chatbots, που βελτιώνουν την επικοινωνία και την ολοκληρωμένη υποστήριξη πελατών. Σε ό,τι αφορά τις τράπεζες, μπορούν να βελτιώσουν την ποιότητα των υπηρεσιών τους, να μειώσουν το κόστος και το χρόνο που απαιτείται για να παρέχουν αυτές τις υπηρεσίες. Επίσης, η ανάλυση δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στην αναγνώριση απάτης και άρα στη διάσωση μεγάλων ποσών από online συμμορίες. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να αξιοποιηθούν για την ανάλυση των δεδομένων και την εκτίμησης κινδύνου, προβλέποντας την εξέλιξη των αγορών και βοηθώντας στη λήψη αποφάσεων. Τέλος, με τη χρήση αυτόματων συστημάτων απαντήσεων και chatbots, οι χρήστες μπορούν

να κάνουν διάφορους οικονομικούς, κουραστικούς υπολογισμούς και να επιλύουν ζητήματα γρήγορα και αποτελεσματικά. Έτσι, η TN αναδεικνύεται ως ένας κορυφαίος παράγοντας για τη μετασχηματιστική ανάπτυξη και την καινοτομία στον τομέα των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών και την οικονομία.

1.10.5 Χρηματοπιστωτικός τομέας

Η TN έχει ήδη εισβάλει για τα καλά στον χρηματοπιστωτικό κλάδο. Είναι κοινό μυστικό ότι οι συναλλαγές στα χρηματιστήρια και δη στη μεγαλύτερη χρηματαγορά του πλανήτη, την αμερικανική, γίνονται με τη βοήθεια (σχετικά πρωτόγονων) εφαρμογών TN, δηλαδή αλγόριθμων που «διαβάζουν» τις μετοχές που έχουν τη μεγαλύτερη δημοτικότητα και αναλόγως, πραγματοποιούν πωλήσεις ή αγορές. Αυτό μπορεί να σημαίνει μαζικές συναλλαγές, οι οποίες λειτουργούν συχνά για να πυροδοτήσουν πανικό στις αγορές. Με τις τράπεζες, να ετοιμάζουν εφαρμογές TN για την έγκριση και απόρριψη χρηματοδοτήσεων και τα funds να χρησιμοποιούν καθημερινά TN στις διαδικασίες συναλλαγών, οι αλγοριθμικές συναλλαγές, θα μπορούσαν να είναι υπεύθυνες για την επόμενη μεγάλη οικονομική κρίση στις αγορές. Οι αλγόριθμοι TN δε χρειάζονται ύπνο, δε θολώνει η κρίση τους από συναισθήματα, δε λαμβάνουν υπόψη τους τις πληροφορίες προς αξιολόγηση και τα δημοσιεύματα, τη διασύνδεση των αγορών και τους λείπουν παράγοντες όπως η ανθρώπινη εμπιστοσύνη και ο φόβος. Στη συνέχεια, οι αλγόριθμοι αυτοί πραγματοποιούν χιλιάδες συναλλαγές με καταιγιστικό ρυθμό, με στόχο την πώληση, λίγα δευτερόλεπτα αργότερα, για μικρά κέρδη. Ένας τόσο μεγάλος όγκος συναλλαγών, θα μπορούσε να τρομάξει τους επενδυτές να κάνουν το ίδιο πράγμα, οδηγώντας, σε ξαφνικά κραχ και ακραία αστάθεια της αγοράς, φαινόμενο το οποίο έχουμε δει. Περιπτώσεις «τρικυμίας» όπως το Flash Crash του 2010 και το Flash Crash της Knight Capital, χρησιμεύουν ως υπενθύμιση για το τι μπορεί να συμβεί όταν οι αλγόριθμοι προβαίνουν σε ταχείες και μαζικές συναλλαγές σκόπιμα.

Αυτό δε σημαίνει ότι η TN δεν έχει τίποτα να προσφέρει στον κόσμο των χρηματοοικονομικών. Στην πραγματικότητα, οι αλγόριθμοι TN μπορούν να βοηθήσουν τους επενδυτές να λαμβάνουν πιο έξυπνες και ενημερωμένες αποφάσεις στην αγορά. Ωστόσο, οι χρηματοπιστωτικοί οργανισμοί πρέπει να βεβαιωθούν ότι κατανοούν αυτούς τους αλγορίθμους και τον τρόπο με τον οποίο λαμβάνουν αποφάσεις. Οι εταιρείες, πρέπει να εξετάσουν αν η TN αυξάνει ή μειώνει την εμπιστοσύνη τους πριν από την εισαγωγή της τεχνολογίας, ώστε να αποφύγουν να υποδαυλίσουν τους φόβους των επενδυτών και να δημιουργήσουν οικονομικό χάος.

1.10.6 Αγροτική ανάπτυξη

Χρειαζόμαστε περισσότερα τρόφιμα, που να καλλιεργούνται με φιλικότερες προς τη φύση μεθόδους. Αλγόριθμοι που προβλέπουν τις καλλιέργειες, τις επιβλέπουν, φροντίζουν για την άρδευση και τη λίπανσή τους με drones και την εξοικονόμηση πόρων με αυτόματη προσαρμογή του ποτίσματος, ανάλογα με την πρόγνωση του καιρού. Ένα από τα κύρια οφέλη της TN στην αγροτική παραγωγή, είναι η βελτίωση της παραγωγικότητας, καθώς μπορεί να προβλέψει και να βελτιστοποιήσει τις αποδόσεις των καλλιεργειών. Για παράδειγμα, η παρακολούθηση των καλλιεργειών με τη χρήση drones μπορεί να προβλέψει την ανάγκη για άρδευση ή λίπανση, βοηθώντας έτσι στη βελτίωση της απόδοσης του αγρότη. Ένα άλλο σημαντικό όφελος είναι η μείωση της χρήσης των φυτοφαρμάκων και της ρύπανσης του περιβάλλοντος. Δύναται να ανιχνευτούν νωρίς, ασθένειες ή ζώφια, που μπορούν να καταστρέψουν τα φυτά και να προσδιοριστούν τα απαραίτητα προϊόντα που θα

χρησιμοποιηθούν, για την αντιμετώπισή τους. Έτσι, οι αγρότες μπορούν να μειώσουν τη χρήση χημικών και να διατηρήσουν την υγεία του εδάφους και του περιβάλλοντος.

Εκτός από τα παραπάνω, μέσω της αυτόματης παρακολούθησης της κατανομής του νερού, του ελέγχου του εδάφους και των περιβαλλοντικών συνθηκών, η εξοικονόμηση πόρων, όπως το νερό και τα λιπάσματα, γίνεται πιο αποτελεσματική. Ένα παράδειγμα, είναι η αυτόματη προσαρμογή του συστήματος άρδευσης βάσει των καιρικών συνθηκών και των αναγκών των φυτών, με αποτέλεσμα την οικονομία νερού. Τέλος, η αύξηση της αυτοματοποίησης και της ψηφιοποίησης στην αγροτική παραγωγή οδηγεί σε μείωση του κόστους παραγωγής και αύξηση της αποδοτικότητας. Η αυτόματη λειτουργία μηχανημάτων, η εφαρμογή της αυτόματης συγκομιδής και η αυτόματη κατανομή λιπασμάτων, μπορούν να εξοικονομήσουν χρόνο, ενέργεια και πόρους, βοηθώντας έτσι τους αγρότες να είναι πιο ανταγωνιστικοί και κερδοφόροι.

1.10.7 Απασχόληση

Η εισαγωγή της ΤΝ στο χώρο της εργασίας, έχει επηρεάσει σε μεγάλο βαθμό την αγορά, τον τρόπο εργασίας και την καθημερινή ζωή των εργαζομένων σε διάφορους τομείς. Έχει προσφέρει παραδείγματα εξοικονόμησης χρόνου, αποτελεσματικής εκτέλεσης καθηκόντων και βελτίωσης της παραγωγικότητας σε πολλούς τομείς και έχει προκαλέσει ανησυχίες σχετικά με την απώλεια θέσεων εργασίας και τις επιπτώσεις της στις ανθρώπινες δεξιότητες και την ιδιωτική ζωή. Με τη χρήση ρομποτικών συστημάτων, έχουν επιτευχθεί αποτελεσματικότερες και πιο ανθρωποκεντρικές θέσεις εργασίας, ενώ σε επαγγέλματα που αφορούν την υγεία, έχει βελτιωθεί δραματικά η φροντίδα των ασθενών. Ωστόσο, υπάρχουν ανησυχίες για τα πιθανά αρνητικά αποτελέσματα της, στον τομέα της εργασίας. Με την ανάπτυξη της τεχνολογίας, διάφορες θέσεις εργασίας μπορεί να καταργηθούν λόγω αυτοματοποίησης ή αυτοπιλοτούμενης λειτουργίας των συστημάτων. Επιπλέον, μπορεί να οδηγήσει σε μειωμένες επιλογές καριέρας, για ανθρώπους με παραδοσιακές επαγγελματικές δεξιότητες, όπως λογιστές και μηχανικούς, εξαιτίας του αυξημένου ανταγωνισμού από τα μηχανήματα ΤΝ.

Στην καθημερινότητα των εργαζομένων σε διάφορους τομείς, η ΤΝ έχει ήδη αλλάξει την εμπειρία εργασίας τους. Στην υγειονομική περίθαλψη, η τεχνολογία έχει βελτιώσει τη διάγνωση και τη θεραπεία των ασθενειών ενώ η εισαγωγή ρομποτικών χειρουργικών συστημάτων, έχει αυξήσει την ακρίβεια και την ταχύτητα των επεμβάσεων. Στον τομέα του λιανικού εμπορίου, χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση των αναγκών των πελατών και τη βελτίωση της καταναλωτικής εμπειρίας, ενώ στη βιομηχανία, τα αυτόνομα ρομπότ είναι σήμερα σε θέση να επιτελούν επικίνδυνες και απαιτητικές εργασίες στο εργοστάσιο.

1.10.8 Ενέργεια

Η ΤΝ έχει έναν σημαντικό ρόλο στον τομέα της ενέργειας και παρέχει πλήθος οφελών και δυνατοτήτων.

- Πρόβλεψη και ανάλυση της ζήτησης. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που βασίζονται στην ΤΝ, μπορούν να αναλύσουν τα παρελθοντικά δεδομένα σχετικά με τη ζήτηση ενέργειας και να προβλέψουν τις μελλοντικές τάσεις.
- Βελτιστοποίηση της παραγωγής. Μέσω της ανάλυσης δεδομένων και της οπτικοποίησης της πληροφορίας, η ΤΝ μπορεί να αυξήσει την απόδοση και να μειώσει την κατανάλωση πόρων.

- Ενέργεια από ανανεώσιμες πηγές. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, μπορεί να γίνει πια αποτελεσματική η πρόβλεψη της παραγωγής ανανεώσιμης ενέργειας από ανεμογεννήτριες ή φωτοβολταϊκά πάρκα.
- Διαχείριση δικτύου. Μπορεί να αντιληφθεί προβλήματα στο δίκτυο, όπως διακοπές ρεύματος ή υπερφόρτωση και να παρέχει προτάσεις για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης και την αποφυγή προβλημάτων.
- Βελτίωση της ασφάλειας. Αλγόριθμοι της ΤΝ μπορούν να εντοπίσουν απρόσμενες αλλαγές στα μοτίβα και να ενεργοποιήσουν συστήματα ασφάλειας για προστασία των ενεργειακών υποδομών.

1.10.9 Αναγνώριση εικόνας

- Αναγνώριση προϊόντων, στα ράφια super market
- Αναγνώριση προσώπων, σε σταθερή ή κινούμενη εικόνα
- Εντοπισμός ελαττωμάτων, στη γραμμή παραγωγής εργοστασίων
- Υπολογισμός ζημιών, βάσει εικόνων για ασφαλιστικές εταιρείες
- Ανίχνευση εισερχόμενης πελατείας, σε καταστήματα
- Καταμέτρηση παρευρισκόμενων, σε μαζικές εκδηλώσεις
- Αναπαράσταση υπό κλίμακα, όψεων του πραγματικού κόσμου
- Αναγνώριση στοιχείων του περιβάλλοντος, για τα οχήματα αυτόνομης οδήγησης
- Παρατήρηση των αποστάσεων μεταξύ ατόμων, σε περιπτώσεις επιβολής μέτρων, όπως η πανδημία
- Ηχογράφηση συνεδριάσεων, διά ζώσης ;h με τηλεδιάσκεψη
- Αυτόματη μετάφραση, για ταξιδιώτες
- Χειρισμός φορητών και οικιακών συσκευών και λειτουργιών σε οχήματα με φωνητικές εντολές
- Υπαγόρευση ιατρικών διαγνώσεων
- Αυτόματος υποτιτλισμός, θεαμάτων
- Υποστήριξη λειτουργιών, σε βιντεοπαιχνίδια
- Εκπαίδευση των ελεγκτών εναέριας κυκλοφορίας
- Παρατήρηση της αλληλεπίδρασης σε call center, μεταξύ υπαλλήλων και πελατών

1.10.10 Ρομπότ διαλόγου

- Αυτοματοποιημένη εξυπηρέτηση πελατών
- Αντιπροσώπηση εταιρειών, στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης
- Διαβίβαση εγγράφων, μεταξύ διαφορετικών τμημάτων σε επιχειρήσεις ή οργανισμούς
- Παρακολούθηση απόδοσης
- Αυτοματοποίηση απαντήσεων, για συχνές ερωτήσεις
- Ανταπόκριση σε αιτήματα, για βοήθεια προς γραφεία εξυπηρέτησης

1.10.11 Αναπαραγωγή ομιλούμενης γλώσσας

- Δημιουργία εξατομικευμένων περιγραφών, για προϊόντα με βάση τα ενδιαφέροντα, την εμπειρία και τη μητρική γλώσσα του εκάστοτε χρήστη
- Δημιουργία επαναλαμβανόμενου περιεχομένου, όπως π.χ. οι απολογισμοί εσόδων, κερδών κ.λπ.
- Δημιουργία του κειμένου που ενδέχεται να ακολουθήσει σε ένα ηλεκτρονικό μήνυμα, κατά την πληκτρολόγηση.
- Δημιουργία επεξηγηματικών σχολίων σε γραφήματα, πίνακες δεδομένων κλπ.

1.10.12 Ανάλυση συναισθημάτων

- Ανάλυση της επίδρασης, που μπορεί να έχει κάποιο προϊόν ή μία υπηρεσία στο χρήστη
- Εντοπισμός, επιλογή και συνεργασία με influencers που προωθούν προϊόντα
- Προσδιορισμός του κλίματος, που επικρατεί μεταξύ εργαζομένων, μέσω ανάλυσης της εσωτερικής αλληλογραφίας ανταλλαγής μηνυμάτων
- Η ανακάλυψη σημαντικών τάσεων, μέσω της ανάλυσης των αντιδράσεων της πελατείας
- Ανίχνευση των λόγων, για τους οποίους ένα brand παύει να είναι δημοφιλές και ακολουθεί κατηφορική πορεία όπως π.χ. το μεγάλο διάστημα αναμονής

1.10.13 Ασφαλιστικός τομέας

Η σχέση του ασφαλιστικού τομέα με την τεχνολογία, ήταν και παραμένει πολύ ισχυρή. Οι ασφαλιστικές εταιρείες, σταδιακά μετασχηματίζονται σε εταιρείες τεχνολογίας. Το όραμα για ολοκληρωμένες ψηφιακές ασφαλιστικές λειτουργίες υπήρχε εδώ και αρκετά χρόνια, ωστόσο οι δυνατότητες της ΤΝ από τη μια πλευρά και η περιορισμένη διαθεσιμότητα αξιόπιστων δεδομένων από την άλλη, λειτουργούσαν αποτρεπτικά. Στο κέντρο αυτού του μετασχηματισμού, βρίσκεται η αναβάθμιση της εμπειρίας των πελατών. Χρησιμοποιώντας την ΤΝ, οι ασφαλιστικές εταιρείες μπορούν να σχεδιάζουν προϊόντα προσαρμοσμένα στις ανάγκες του κάθε πελάτη, που έχει πλέον τη δυνατότητα να ενημερώνεται γι' αυτά και να τα διαχειρίζεται μέσα από εξατομικευμένα κανάλια επικοινωνίας. Η εξυπηρέτηση των πελατών, ενισχύεται με την ανάπτυξη ψηφιακών συμβουλών και chatbots, που παρέχουν υποστήριξη όλο το 24ωρο απαντώντας σε συνήθεις ερωτήσεις που αφορούν τα προϊόντα και τις καλύψεις και βοηθώντας στην επεξεργασία αιτημάτων. Η αναγγελία των ζημιών και η προκαταρκτική εκτίμηση, επιταχύνουν τις διαδικασίες αποζημιώσεων και αυξάνουν την ικανοποίηση και την εμπιστοσύνη των πελατών.

Στο εσωτερικό της ασφαλιστικής εταιρείας, η αυτοματοποίηση των διαδικασιών της επεξεργασίας και επαλήθευσης εγγράφων, επιτρέπει την επιτάχυνση της διαχείρισης συμβολαίων και ζημιών με παράλληλη μείωση των λαθών και αποτελεσματικότερη ανίχνευση και αντιμετώπιση περιστατικών ασφαλιστικής απάτης. Χρησιμοποιώντας προηγμένους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, οι ασφαλιστικοί οργανισμοί αποκτούν πλεονέκτημα στην αποτίμηση των κινδύνων που αναλαμβάνουν και στην τιμολόγηση των ασφαλιστικών προϊόντων που προσφέρουν.

Η ανάπτυξη εφαρμογών διευκολύνεται με τους ψηφιακούς «συγκυβερνήτες» (copilots), που μειώνουν το χρόνο που απαιτείται για επαναλαμβανόμενες εργασίες και βοηθούν τους μηχανικούς λογισμικού να νικήσουν τον κώδικα των υφιστάμενων εφαρμογών, να τις επεκτείνουν και να τις μεταγράψουν σε σύγχρονες γλώσσες όπου αυτό είναι απαραίτητο. Αυτοματοποιείται η τεκμηρίωση και διευκολύνεται η ένταξη νέων μελών στις ομάδες ανάπτυξης.

1.11 Οι κορυφαίες εφαρμογές της ΤΝ σήμερα

1.11.1 Lensa

Η Lensa ήρθε στη ζωή μας αθόρυβα και έχει πάρει τη μορφή κατακλυσμού που έχει «πλημμυρίσει» τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης. Πρόκειται για έναν έξυπνο virtual φακό, ο οποίος έχει την ικανότητα να δημιουργεί καλλιτεχνικές επεξεργασίες και επαναλήψεις των selfies που τραβάνε οι χρήστες. Σε μια εποχή όπου η εικόνα μας στα κοινωνικά δίκτυα, είτε είμαστε «κοινοί θνητοί» είτε πριγκίπισσες, δε βγαίνει «αφιλτράριστη», αλλά πρέπει να δείχνουμε τέλειοι, δεν είναι τυχαία η δημοφιλία της

Lensa. Με εφέ βελτίωσης του δέρματος, διόρθωση ματιών και επεξεργαστή Illustrator, είναι ιδανική για φωτογραφίες υψηλής ποιότητας.

1.11.2 Grammarly

Με τα ορθογραφικά και εκφραστικά λάθη να κάνουν θραύση στα κοινωνικά δίκτυα και να μετατραπούν σε αντικείμενο χλευασμού ένα μεγάλο μέρος των χρηστών, το Grammarly ήρθε για να τους σώσει. Πρόκειται για ένα βοηθό γραφής με TN, ο οποίος παρεμβαίνει επεξεργαζόμενος και βελτιώνοντας τη γραμματική, την ορθογραφία, τη στίξη και το λεξιλόγιο του χρήστη. Η εφαρμογή περιλαμβάνει επίσης ένα εργαλείο για την εύρεση συνωνύμων, το οποίο ενισχύει το λεξιλόγιο και τις ορθογραφικές δεξιότητες, μεταξύ άλλων εργαλείων που βοηθούν στη βελτίωση της συνολικής επικοινωνίας. Το Grammarly έχει μια δωρεάν βασική έκδοση, ενώ το πακέτο Premium ξεκινά από 12 δολάρια το μήνα, προσφέροντας προηγμένους ελέγχους γραμματικής και προτάσεις λεξιλογίου.

1.11.3 Otter.ai

Η εφαρμογή Otter.ai είναι ένα application που διατίθεται online για ηλεκτρονικούς υπολογιστές και ως εφαρμογή για κινητά. Προσφέρει ένα τόσο ευρύ φάσμα υπηρεσιών που είναι μάλλον δύσκολο να περιγραφεί με άλλες λέξεις από «γραμματέας που κρατά πρακτικά». Ανάμεσα στις δυνατότητες της εφαρμογής περιλαμβάνονται η καταγραφή βιντεοδιασκέψεων Zoom, Google, τηλεφωνικών κλήσεων, ενώ με τη χρήση TN κάνει αυτόματη απομαγνητοφώνηση αυτών των ηχογραφήσεων, χωρίζοντας τες ανά ομιλητή. Η Otter.ai παρέχει μια δωρεάν έκδοση με 300 μηνιαία λεπτά μεταγραφής και 30 λεπτά ανά συνομιλία. Το επί πληρωμή πακέτο που ξεκινά από 10 δολάρια ανά μήνα, περιλαμβάνει ομαδικές λειτουργίες, επιλογές εξαγωγής και λειτουργία αναπαραγωγής.

1.11.4 Synthesia

Η εφαρμογή Synthesia, είναι περίπου αυτό που φαντάζονταν και περίμεναν οι περισσότεροι άνθρωποι από την TN, μια πλατφόρμα δημιουργίας βίντεο TN που επιτρέπει τη δημιουργία γρήγορων με περισσότερα από 70 διαθέσιμα avatar ή νέων που δημιουργεί η TN, κατ' εντολή του χρήστη. Όχι τυχαία, χρησιμοποιείται από μερικά από τα μεγαλύτερα ονόματα του κόσμου, όπως η Google, η Nike, το Reuters και το BBC. Το Synthesia είναι ουσιαστικά μια πλατφόρμα AI η καλύτερα, ένα επαγγελματικό στούντιο με πανάκριβο εξοπλισμό και συνεργεία που κάνουν γυρίσματα σε διάφορες τοποθεσίες σε ένα. Η TN δημιουργεί βίντεο και επαγγελματικές εκφωνήσεις, οποίες προσαρμόζονται στο avatar, τις οποίες μπορεί να επεξεργαστεί ο χρήστης με το πάτημα ενός κουμπιού.

1.11.5 Socratic

Η Google επέλεξε το όνομα του αρχαίου Έλληνα φιλόσοφου για την εφαρμογή εκμάθησης. Με αυτή, ο κολοσσός του διαδικτύου ευελπιστεί ότι θα φέρει επανάσταση στον τρόπο που διαβάζουν οι μαθητές και θα γίνει αναπόσπαστο κομμάτι της καθημερινότητάς τους, καθώς η εφαρμογή χρησιμοποιεί TN για να βοηθήσει τους μαθητές γυμνασίου και λυκείου με τις σχολικές τους εργασίες.

Ουσιαστικά, πρόκειται για έναν virtual δάσκαλο που κάνει ιδιαίτερα, καθώς στη Socratic, ο μαθητής κάνει μια ερώτηση (όχι μόνο γραπτά, αλλά και μέσω μικροφώνου ή κάμερας) και αυτή βρίσκει τις καλύτερες διαδικτυακές πηγές που θα τον βοηθήσουν να κατανοήσει το θέμα. Η Socratic καλύπτει πολλά θέματα, συμπεριλαμβανομένων των μαθηματικών, της ιστορίας και των αγγλικών.

1.11.6 Youper

Είναι μια εφαρμογή TN που έχει αναπτυχθεί από επαγγελματίες της ψυχικής υγείας και ουσιαστικά είναι ένας ψυχολόγος τσέπης. Αποτελεί μια διαδραστική εφαρμογή συμπεριφορικής θεραπείας που έχει σχεδιαστεί για την ανακούφιση από το άγχος, την ενίσχυση της διάθεσης και την προώθηση καλύτερων σχέσεων. Χρησιμοποιεί τεχνικές γνωσιακής συμπεριφορικής θεραπείας, που υποστηρίζονται από επιστημονικές έρευνες, για να προσφέρει πρακτικές ασκήσεις για καθαρή σκέψη, διαχείριση του άγχους και συναισθηματικό έλεγχο. Η εφαρμογή είναι δωρεάν, με επιλογές συνδρομής για φαρμακευτική αγωγή, θεραπεία και σχέδια προπόνησης συμπεριφοράς που ξεκινούν από 9,99 δολάρια ανά μήνα.

1.11.7 Speechify

Η πλατφόρμα TN Speechify είναι αρκετά δημοφιλής στο ευρύ κοινό και χρησιμοποιείται στα κοινωνικά δίκτυα. Κύριο feature της είναι, ότι μπορεί να μετατρέψει οποιοδήποτε κείμενο (σε οποιαδήποτε μορφή του διατεθεί) σε ομιλία με φυσικό ήχο. Με βάση τον ιστό, η πλατφόρμα μπορεί να λαμβάνει PDF, email, έγγραφα ή άρθρα και να τα μετατρέψει σε ήχο που μπορεί να ακούγεται αντί να διαβάζεται. Δίνει στο χρήστη τη δυνατότητα να προσαρμόσει την ταχύτητα εκφώνησης, να διαλέξει από περισσότερες από 30 φωνές σε περισσότερες από 15 διαφορετικές γλώσσες κατά την επεξεργασία κειμένου και μπορεί να μετατρέψει απρόσκοπτα το σαρωμένο τυπωμένο κείμενο, σε καθαρά ηχητικό ήχο.

1.11.8 Ally Financial

Η εφαρμογή mobile banking της Ally Financial δεν είναι απλά μια εφαρμογή AI, αλλά ένας virtual εξειδικευμένος, dedicated τραπεζικός υπάλληλος. Διαθέτει ένα chatbot TN με δυνατότητα κειμένου και φωνής για να απαντά σε ερωτήσεις, το οποίο μπορεί να διαχειρίζεται οποιεσδήποτε μεταφορές χρημάτων και πληρωμές και να παρέχει περιλήψεις, συναλλαγών. Η Ally, χρησιμοποιεί TN για τον εξ ορθολογισμό της διαδικασίας έγκρισης δανείων, εξάγοντας δεδομένα από έγγραφα δανείων και συγκρίνοντάς τα με πολλαπλές βάσεις δεδομένων για να επιβεβαιώσει την ταυτότητα, την απασχόληση, το εισόδημα και άλλες σχετικές πληροφορίες των αιτούντων.

1.11.9 Replika

Το Replika είναι ένα φιλικό chatbot που χρησιμοποιεί TN για να κάνει τη συζήτηση εύκολη, διασκεδαστική και επιτρέπει στο χρήστη να δημιουργήσει μια συναισθηματική σχέση με αυτή, χρησιμοποιώντας το φίλο, τον πλατωνικό σύντροφο ή το μέντορα. Μπορεί να βοηθήσει το χρήστη, να κατανοήσει τις σκέψεις και τα συναισθήματά του, να παρακολουθεί τη διάθεσή του και να εργάζεται για στόχους όπως η θετική σκέψη και η διαχείριση του άγχους. Η Replika προσφέρει δωρεάν πρόσβαση με προσαρμόσιμα avatars και συνομιλία 24/7. Η συνδρομή επί πληρωμή, που ξεκινά από 7,99 δολάρια μηνιαίως, προσθέτει χαρακτηριστικά όπως η κατάσταση της σχέσης, 150 και πλέον δραστηριότητες, φωνητικές κλήσεις και παιχνίδια ρόλων.

1.11.10 ChatGPT

Η εφαρμογή της OpenAI, ισχυρίζεται ότι είναι το πιο εξελιγμένο σύστημα TN που υπάρχει. Είναι ένα γλωσσικό μοντέλο, που αλληλοεπιδρά με τους χρήστες, απαντώντας σε αυτούς και δίνοντάς τους την εντύπωση ότι είναι άνθρωπος. Το ChatGPT, εκτός από το να απαντά φυσιολογικά και με ενδιαφέρον, μπορεί να αναλάβει μια σειρά εργασιών από το να δώσει ιδέες, να κάνει brainstorming για ένα επαγγελματικό ζήτημα, να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων, να συνθέσει κείμενα, να

γράψει κώδικα για προγράμματα και πολλά ακόμα. Διατίθεται δωρεάν, ενώ η έκδοση Plus ξεκινά από τα 20 δολάρια τον μήνα. Με δεδομένο ότι το κύριο χαρακτηριστικό της παραγωγικής TN (IPTN) είναι η δημιουργία πρωτότυπου περιεχομένου από τα «ρομπότ», ο επιμέρους τομέας των chatbot αναδεικνύεται σε ένα από τα πιο ανταγωνιστικά και ταχύτατα αναπτυσσόμενα πεδία εφαρμογής της. Τα chatbots, πολύ επιγραμματικά, είναι αυτοματοποιημένες μηχανές παραγωγής απαντήσεων σε ερωτήσεις και αιτήματα που θέτουν οι έμβιοι χρήστες. Η ονομασία chatbot προέρχεται από τη σύνθεση των λέξεων chat (συζήτηση) και robot. Τα chatbots αποτελούν μετεξέλιξη των συμβατικών μηχανών αναζήτησης, αν και οι υπηρεσίες που παρέχουν διαφέρουν κατά πολύ σε ποσότητα και ποιότητα, διότι με μια μηχανή αναζήτησης η αλληλεπίδραση ανθρώπου - μηχανήματος είναι μόνο έμμεση, ενώ με τα chatbots υπάρχει απευθείας και υπό κάποιες προϋποθέσεις "κανονικός" διάλογος και επειδή η αναζήτηση πληροφορίας υπό την ευρύτερη έννοια η αναζήτηση βοήθειας και η ανταλλαγή δεδομένων, συνιστούν σε πολύ μεγάλο βαθμό την καθημερινότητα για κάθε κάτοικο αυτού του πλανήτη, αυτά που βασίζονται σε εφαρμογές παραγωγικής TN πρωταγωνιστούν στις εξελίξεις της ψηφιακής τεχνολογίας. Αντίστοιχος δε είναι ο ανταγωνισμός μεταξύ των πιο ισχυρών εταιριών του χώρου, για το ποια θα κατασκευάσει το chatbot με τις μεγαλύτερες δυνατότητες.

Προσδοκώντας ενδεχομένως ότι οι κολοσσιαίες επενδύσεις τους θα αποδώσουν πολλαπλάσια κέρδη στο μέλλον, εφόσον μαζί με τα chatbots έρχονται και εντελώς καινοφανείς μορφές διαφήμισης και αντιστοίχως εμπορικής εκμετάλλευσης.

1.12 Άλλες εφαρμογές TN

1.12.1 Google

Για την τελειοποίηση του Gemini, η Google αξιοποιεί δεδομένα κυρίως από τη φερόνυμη μηχανή αναζήτησης. Εκ των πραγμάτων και λόγω του μεγέθους της, η Google ρίχνει στην αρένα των chatbot το Gemini, ως αντίπαλο δέος στο ChatGPT. Για την τελειοποίησή του, η Google αξιοποιεί δεδομένα από όλες τις υπόλοιπες εφαρμογές του ομίλου Alphabet και κυρίως τους φερόνυμης μηχανής αναζήτησης. Αλλά και το Google Maps και το YouTube αποτελούν σημαντικές πηγές στοιχείων για την εκπαίδευση και απόδοση Gemini. Το οποίο, ως κατά κυριολεξία chatbot, παρέχει απαντήσεις στα ερωτήματα των χρηστών, τις οποίες παρουσιάζει σε μορφή κειμένου και όχι ως απλούς προτεινόμενους συνδέσμους ή διευθύνσεις άλλων ιστοσελίδων για περαιτέρω πληροφορίες. Η δε μετονομασία του από Bard σε Gemini αποφασίστηκε για να αντιμετωπίζεται ως εντελώς νέο, μιας και το λανσάρισμα του Bard ήταν μάλλον βεβιασμένο και εντέλει κατώτερο των προσδοκιών λόγω προβλημάτων νεότητας. Με κεφαλαιοποίηση αγοράς 1,8 τρισ. δολαρίων, η Google ή μάλλον ο όμιλος Alphabet υπογραμμίζει την τεράστια δύναμή της στον κόσμο των ψηφιακών εφαρμογών και ως εκ τούτου, της TN. Η ενσωμάτωση εργαλείων TN από την Google, θα μπορούσε να αποτελεί ένα κεφάλαιο από μόνη της, καθώς υπάρχουν ήδη και διαρκώς αναπτύσσονται λύσεις για οτιδήποτε, από την εκπαίδευση, τη διαφήμιση, τη δημιουργία βίντεο ως τη συμπλήρωση αρχαίων κειμένων, τμήματα των οποίων είναι χαμένα επί αιώνες. Το παράδοξο είναι ότι, παρά την πρωτοπορία της στον τομέα της νοημοσύνης, το chatbot Bard θεωρείται πως υπολείπεται έναντι του ChatGPT. Και οπωσδήποτε, σε επίπεδο εντυπώσεων τουλάχιστον, η Google έχασε την ευκαιρία να προηγηθεί στο συγκεκριμένο πεδίο, κάτι που ενδεχομένως να της έχει κοστίσει μερικά δισ. δολάρια, πιθανώς και την κατάκτηση της Νο 1 θέσης μεταξύ των γιγάντων της TN.

1.12.2 Hugging Face

Το Bloom δε δημιουργεί καθαυτό πρότυπο περιεχόμενο, ως απάντηση στη συμπλήρωση κειμένου. Πρόκειται περί μίας παραλλαγής chatbot, καθώς ειδικεύεται στη συμπλήρωση κειμένου, όχι στη δημιουργία πρότυπου περιεχομένου, ως απάντηση σε κάποια ερώτηση. Η λειτουργία του Bloom είναι ιδιαίτερα απλή: ο χρήστης πληκτρολογεί μία φράση, την οποία μπορεί να αφήσει ημιτελή. Κατόπιν, πατώντας το αντίστοιχο πλήκτρο, το ρομπότ BLOOM συμπληρώνει κατά το δοκούν το υπόλοιπο, ενώ ο χρήστης μπορεί να επαναλαμβάνει την εντολή συμπλήρωσης επ' άπειρον. Σε πρώτη επαφή, το BLOOM δεν ενθουσιάζει με την απόκρισή του, αλλά η Hugging Face ισχυρίζεται ότι για την ανάπτυξή του έχουν συμπεριληφθεί 176 δισεκατομμύρια παράμετροι και είναι σε θέση να λειτουργεί σε 59 διαφορετικές γλώσσες, 46 φυσικές και 13 κώδικες προγραμματισμού.

1.12.3 Facebook

Η σημαντικότερη πρωτοτυπία του Llama, είναι η απουσία περιορισμών στη χρήση του. Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό του chatbot Llama 2, είναι η απουσία περιορισμένων στη χρήση του, καθώς η Meta (μητρική εταιρεία Facebook) εξελίσσει και βελτιώνει τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα της (LLM) «καθ' οδόν», αξιοποιώντας την αχανή δεξαμενή που μπορεί να συγκεντρώνει από τα δισεκατομμύρια όσων χρησιμοποιούν οποιοδήποτε από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης του ομίλου και κυρίως του Facebook και του Instagram. Χάρη σε αυτή την αντίληψη, το Llama 2 μπορεί να προσαρμοστεί εύκολα στις απαιτήσεις και τις προδιαγραφές οποιασδήποτε επαγγελματικής δραστηριότητας, εξίσου όμως για τις υπηρεσίες ασφαλείας κ.ο.κ. και χωρίς καμία οικονομική επιβάρυνση για τον χρήστη.

1.12.4 Anthropic

Το Claude είναι δέσμη εφαρμογών για δημιουργία ιστοσελίδων και μετάφρασης σε πραγματικό χρόνο. Ένα ρομπότ – πολυεργαλείο με ποικίλες δυνατότητες, όπως η εκτέλεση σύνθετων ενεργειών αναγνώρισης κειμένου, παράλληλα μπορεί να αναλύσει οποιασδήποτε στατική εικόνα και χειρόγραφα ή γραφικά, φωτογραφίες κ.λπ. Επί της ουσίας, το Claude είναι μια οικογένεια εφαρμογών για δημιουργία ιστοσελίδων και τη μετάφραση από γλώσσα σε γλώσσα, σε πραγματικό χρόνο.

1.12.5 Cohere

Το chatbot Generate συνθέτει κείμενα βάσει των απαιτήσεων του χρήστη, δημιουργεί περιλήψεις και κάνει αποδελτίωση κειμένων. Το chatbot Generate είναι ένα εργαλείο σύνταξης κειμένου, η τεχνολογική υποδομή του οποίου είναι το μεγάλο γλωσσικό μοντέλο (LLM) “Command” που έχει αναπτύξει η Cohere. Στο παρόν στάδιο εξέλιξης, το Generate εστιάζει στις πλέον κοινές λειτουργίες, όπως η σύνθεση κειμένων βάσει των απαιτήσεων του εκάστοτε χρήστη, η επεξεργασία και η δημιουργία περιλήψεων και η αποδελτίωση. Η Cohere είναι μία από τις ταχύτερα αναπτυσσόμενες εταιρείες στον κλάδο της παραγωγικής ΤΝ και όπως κατά κανόνα ισχύει για επιχειρήσεις του συγκεκριμένου είδους, οι ιδρυτές της προηγουμένως πρόσφεραν τις υπηρεσίες τους στην Google.

1.12.6 NVIDIA

Η τεχνική υποδομή της ΤΝ, δηλαδή οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές ως μηχανήματα σε οποιοδήποτε επίπεδο τεχνολογίας και αν βρίσκονται, από το στοιχειώδες ως το πλέον πρωτοποριακό, συνεπάγεται την ύπαρξη μονάδων επεξεργασίας γραφικών, κοινώς GPU (Graphics processing units). Η αμερικανική

NVIDIA είναι η αδιαφιλονίκητη κυρίαρχη στον συγκεκριμένο κλάδο της παγκόσμιας αγοράς, εξ ου και η κεφαλαιοποίησή της ανέρχεται σε 1.67 τρισ. δολάρια. Η δύναμη επιρροής της NVIDIA είναι αντίστοιχη της οικονομικής αποτίμησής της, αρκεί να αναλογιστεί κανείς ότι, χωρίς τους επεξεργαστές γραφικών, καμία από τις μεγάλες κατακτήσεις της TN, όπως το ChatGPT, δε θα ήταν εφικτό να δημιουργηθεί. Για την ιστορία, το ChatGPT χρειάστηκε τη συνδυασμένη λειτουργία 10.000 μονάδων GPU της NVIDIA, ενώ η πρόσφατη συμμαχία της με τη Microsoft, την αναδεικνύει σε έναν από τους σημαντικότερους παίκτες στον χώρο της TN.

1.13 Υπολογιστική νοημοσύνη

Ο όρος τεχνητή νοημοσύνη (TN) είναι γενικός, υπό την έννοια ότι υποδηλώνει κάθε είδος μη βιολογικής νοημοσύνης. Ο συγγενής όρος υπολογιστική νοημοσύνη–YN (Computational Intelligence–CI), που αφορά τον κλάδο της TN με πρακτικούς στόχους, υποδηλώνει κάθε είδος μη βιολογικής νοημοσύνης που μπορεί να εκδηλωθεί με υπολογιστικές διαδικασίες. Αποδεκτός ορισμός για την YN, είναι ο ακόλουθος:

«Υπολογιστική νοημοσύνη είναι ο επιστημονικός χώρος που προσφέρει τις τεχνικές για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων, με τη μηχανή να μιμείται απλώς, βιολογικές διεργασίες, χωρίς να είναι απαραίτητο να επιδεικνύει γενική νοημοσύνη.»

Ο όρος χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον J. Bezdek (1992) στο επιστημονικό περιοδικό International Journal of approximate reasoning. Σε άρθρο του που αφορούσε τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ο Bezdek εισήγαγε τον όρο ABCs για να αποσαφηνίσει τα παρακάτω:

A= Artificial	Non– Biological (Man- made)
B= Biological	Physical+Chemical+(??)= Organic
C= Computational	Mathematics+Man–made Machines

Ο R. Marks (1993) ανέφερε για τη σχέση της YN και της TN:

«Παρόλο που επιδιώκουν παρόμοιους στόχους, η υπολογιστική νοημοσύνη αναδύθηκε ως ένας ανεξάρτητος κλάδος, του οποίου το ερευνητικό πεδίο είναι κάπως διαφορετικό από αυτό της TN.»

Η YN χαρακτηρίζεται κυρίως από ορισμένες σημαντικές ιδιότητες, που είναι χαρακτηριστικά συστημάτων που χρησιμοποιούν τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως:

- προσαρμοστικότητα (adaptation)
- αυτοοργάνωση (self–organisation)
- μάθηση – εξέλιξη (learning – evaluation).

Αρχικά, η YN χρησιμοποιήθηκε σε εφαρμογές αναγνώρισης εικόνας (pattern recognition). Σήμερα χαρακτηρίζει εφαρμογές (ενδεικτικά):

- τεχνητών νευρωνικών δικτύων (artificial neural networks)
- εμπειρων συστημάτων (expert systems)
- τεχνητής ζωής (artificial life)
- γενετικών αλγορίθμων (genetic algorithms)
- ασαφούς λογικής (fuzzy logic).

2. Κατηγοριοποίηση κειμένου (text categorization–KK)

Η χρήση προϊόντων και ολοκληρωμένων συστημάτων αυτόματης κατηγοριοποίησης εγγράφων, θα ενταθεί τα προσεχή χρόνια, καθώς η τεχνογνωσία στην περιοχή αυτή θα αυξάνεται, ενώ παράλληλα η ανάγκη διαχείρισης ενός όλο και περισσότερο διογκωμένου αριθμού εγγράφων διαθέσιμων σε ηλεκτρονική μορφή, κυρίως λόγω της αλματώδους ανάπτυξης και χρήσης του διαδικτύου, θα καταστήσει ανέφικτη ή ασύμφορη τη χειρωνακτική (manual) κατηγοριοποίηση των ηλεκτρονικών εγγράφων. Η ΚΚ, γνωστή και ως κατάταξη κειμένου, είναι η διαδικασία κατάταξης κειμένων φυσικής γλώσσας σε ένα προκαθορισμένο αριθμό θεματικών κατηγοριών γνωστών εκ των προτέρων. Η ιστορία της ΚΚ, ως πεδίου έρευνας στην περιοχή της βασισμένης στο περιεχόμενο (content-based) διαχείρισης εγγράφων, ξεκίνησε στις αρχές της δεκαετίας του '60. Ωστόσο, έγινε κύριο πεδίο ενασχόλησης ενός σημαντικού αριθμού ερευνητών κατά τις αρχές της δεκαετίας του '90, λόγω του αυξημένου ενδιαφέροντος πρακτικής αξιοποίησής της και των ισχυρών υπολογιστικών μέσων που ήταν πλέον διαθέσιμα. Σήμερα, η ΚΚ χρησιμοποιείται σε διάφορα περιβάλλοντα εφαρμογής, όπως:

- στην ευρετηριοποίηση εγγράφων με βάση ένα ελεγχόμενο λεξικό,
- στο φιλτράρισμα εγγράφων,
- στην αυτόματη δημιουργία μεταδεδομένων,
- στη δημιουργία ιεραρχικών καταλόγων για πόρους του διαδικτύου, κ.α.

Μια πολλά υποσχόμενη λύση σε πολλά προβλήματα αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου, αλλά και οποιασδήποτε μορφής πληροφορίας, έρχεται από το χώρο της μηχανικής μάθησης. Η μηχανική μάθηση (machine learning) έχει ως σκοπό τη δημιουργία μηχανών ικανών να μαθαίνουν, κατά τον τρόπο που χρησιμοποιούμε τον όρο «μάθηση» για τον άνθρωπο, δηλαδή τη βελτίωση ικανοτήτων μέσω της αξιοποίησης της συσσωρευμένης γνώσης και εμπειρίας. Η πρόοδος που έχει συντελεστεί στη μηχανική μάθηση, είναι σημαντική και έχει δώσει τόσο αλγόριθμους και θεωρητικά αποτελέσματα, όσο και πρακτικές εφαρμογές με μεγάλη επιτυχία. Μία από τις περιοχές στις οποίες διείσδυσε η εφαρμογή της μηχανικής μάθησης ήταν και η ΚΚ. Μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του '80, η πιο αποτελεσματική προσέγγιση στην ΚΚ ήταν μέσω μεθόδων γνωσιακής μηχανικής (knowledge-engineering), δηλαδή το χειρωνακτικό ορισμό λογικών κανόνων που να κωδικοποιούν τη γνώση των ανθρώπων – ειδικών (experts) ως προς την κατηγοριοποίηση κειμένων. Στην επόμενη δεκαετία, η προσέγγιση αυτή ξεπεράστηκε μέσω της επικράτησης του παραδείγματος της μηχανικής μάθησης (machine learning paradigm). Σύμφωνα με το παράδειγμα αυτό, μια γενική επαγωγική διαδικασία δημιουργεί έναν αυτόματο ταξινομητή, «μαθαίνοντας» τα χαρακτηριστικά κάθε κατηγορίας μέσω ενός συνόλου προκαταταγμένων κειμένων από ειδικούς. Τα πλεονεκτήματα αυτού του σχήματος είναι:

- μια ακρίβεια κατάταξης συγκρίσιμη με αυτή των ανθρώπων – ειδικών και
- η εξοικονόμηση ανθρώπινου δυναμικού, καθώς δεν απαιτείται η επέμβαση γνωσιολόγων – μηχανικών και ειδικών.

2.1 Εξόρυξη κειμένου (Text mining)

Η εξόρυξη κειμένου, είναι μία νέα περιοχή έρευνας η οποία ασχολείται με προβλήματα επεξεργασίας εγγράφων κειμένων και εξαγωγής γνώσης από τα κείμενα της επεξεργασίας. Χρησιμοποιεί τεχνικές που έχουν αντληθεί από πεδία έρευνας όπως είναι τα:

- Εξόρυξη δεδομένων (Data mining)
- Μηχανική μάθηση (Machine learning)

- Ανάκτηση πληροφορίας (Information retrieval)
- Κατανόηση της φυσικής γλώσσας (Natural language understanding)
- Λογική με βάση τα αποτελέσματα προηγούμενων περιπτώσεων (Case-based reasoning)
- Στατιστική (Statistics)
- Διαχείριση γνώσης (Knowledge management)

Η αξιοποίηση των τεχνικών αυτών, βοηθά στην επεξεργασία μεγάλων συλλόγων από ημιδομημένα ή μη δομημένα κείμενα, με τη χρήση μεθόδων όπως είναι η:

- Προεπεξεργασία (Preprocessing) της συλλογής των εγγράφων, δια μέσου της διαδικασίας κατηγοριοποίησης του κειμένου (Text categorization) και της διαδικασίας εξαγωγής όρων (Term extraction)

- Αποθήκευση (Storing)
- Δεικτοδότηση (Indexing)
- Ανάλυση των ενδιάμεσων αναπαραστάσεων (Intermediate representations Analysis) μέσα από διαδικασίες όπως είναι οι:

- ✓ Ανάλυση κατανομών (Distribution analysis)
- ✓ Ομαδοποίηση εγγράφων (Document clustering)
- ✓ Ανάλυση τάσεων (Trend analysis)
- ✓ Ανακάλυψη κανόνων συσχέτισης (Association rule discovery)

Σήμερα, είναι ξεκάθαρο ότι πολλές εργασίες γίνονται με τη χρήση εγγράφων. Όταν μία διαπραγμάτευση τείνει να τελειώσει, ένα έγγραφο έρχεται στην επιφάνεια, ένας συμβιβασμός, ένας νόμος, ένα συμβόλαιο, μία συμφωνία. Όταν διεξάγεται κάποια έρευνα, ένα έγγραφο δημιουργείται και δημοσιεύεται. Επιπλέον, η γνώση μεταβιβάζεται δια μέσω των εγγράφων, όπως είναι οι δημοσιογραφικές έρευνες, τα βιβλία και οι εφημερίδες. Τα εκτυπωμένα έγγραφα μπορούν να μετατραπούν σε ηλεκτρονικά με την οπτική σάρωση και τη χρήση μεθόδων optical character recognition (OCR). Προβλήματα παρουσιάζονται στην περίπτωση που το κείμενο περιέχει πίνακες, σχήματα, γραφικά και εικόνες. Τα ηλεκτρονικά έγγραφα μπορούν να είναι ιεραρχικά, είτε ελεύθερας μορφής. Τα **ιεραρχικά έγγραφα**, χρησιμοποιούν διάφορα είδη γλωσσών περιγραφής σελίδων (PDL), όπως είναι για παράδειγμα τα έγγραφα Latex και προγράμματα απεικόνισης, τα οποία μετατρέπουν τις αναπαραστάσεις PDL σε εικόνες, που μπορούν να εκτυπωθούν ή σε εικόνες που μπορούν να αξιοποιηθούν από κάποιο σύστημα προβολής εικόνων. Τα **ελεύθερας μορφής έγγραφα** ίσως να περιέχουν μόνο κείμενο ελεύθερας μορφής ή κείμενο ελεύθερας μορφής εμπλουτισμένο με πίνακες, σχήματα, γραφικά και εικόνες.

Πρόσφατα, δύο νέοι τύποι πληροφόρησης έχουν γίνει δημοφιλείς. Αυτοί αφορούν τα **έγγραφα πολυμέσων** που περιέχουν εκτός του κειμένου και των εικόνων, ηχητικό (φωνή) και οπτικοακουστικό (video) υλικό, και τα **έγγραφα υπερμέσων** (HyperMedia) των οποίων τα περιεχόμενα δε βρίσκονται σε γραμμική μορφή.

2.2 Επεξεργασία της φυσικής γλώσσας

Η ανάπτυξη και η σύγκλιση των τηλεπικοινωνιών και των υπολογιστικών και πληροφοριακών συστημάτων, έχει δημιουργήσει μία επανάσταση στον τρόπο εργαζόμαστε, επικοινωνούμε, αγοράζουμε αγαθά, χρησιμοποιούμε υπηρεσίες, ψυχαγωγούμαστε και εκπαιδευόμαστε. Ως αποτέλεσμα της επανάστασης αυτής, υπολογιστικά συστήματα συσσωρεύουν μεγάλες ποσότητες πληροφοριών σε μία μορφή που διαφέρει από τις τυπικές αναπαραστάσεις δεδομένων του παρελθόντος. Η πιο φυσική μορφή αποθήκευσης δεδομένων για τον άνθρωπο, είναι τα έγγραφα κειμένου. Απώτερος στόχος, είναι η επεξεργασία των κειμένων αυτών για τη δημιουργία γνώσης. Όμως η μορφή των δεδομένων της επεξεργασίας, αποτελεί και το

σημαντικότερο πρόβλημα τέτοιων διαδικασιών. Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (Natural language processing) είναι μία κρίσιμη διαδικασία για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων. Γενικά, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, είναι η διαδικασία εκείνη που επιχειρεί να αποτελέσει τον ενδιάμεσο κρίκο ανάμεσα στον άνθρωπο χρήστη και τα υπολογιστικά συστήματα. Προσπαθεί να υποβοηθήσει την επικοινωνία των χρηστών με τα υπολογιστικά συστήματα. Η επικοινωνία αυτή, πραγματοποιείται με τη χρήση πληροφοριών που εκφράζονται στη φυσική γλώσσα των ανθρώπων.

Τα τελευταία χρόνια, έχουν προταθεί πολλές εφαρμογές που αξιοποιούν τις διαδικασίες επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και προσεγγίζουν μία ευρεία ομάδα χρηστών. Οι πιο χαρακτηριστικές από αυτές είναι οι:

- Μηχανική μετάφραση (Machine translation)
- Αναγνώριση προφορικού λόγου (Speech recognition)
- Ανάκτηση πληροφορίας (Information retrieval)
- Περίληψη κειμένων (Text summarization)

Όμως, όλοι όσοι έχουν χρησιμοποιήσει τέτοιες εφαρμογές, γνωρίζουν πόσο ημιτελείς είναι. Παρ' όλα αυτά, τις χρησιμοποιούν μιάς και δεν έχουν άλλους τρόπους να οργανώσουν και να εξάγουν πληροφορία από τα τεράστια ποσά δεδομένων (κυρίως κείμενα) που τους είναι διαθέσιμα on-line. Ο μεγάλος όγκος των διαθέσιμων κειμένων, είναι το κρίσιμο σημείο για την εξόρυξη γλωσσολογικής πληροφορίας, που είναι χρήσιμη για τους σχεδιαστές εφαρμογών επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Η γλωσσολογική πληροφορία, χρησιμοποιείται για να βελτιωθεί η ποιότητα των συστημάτων επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Σε κάθε περίπτωση, το πλήθος των μη δομημένων κειμένων (βιβλία, άρθρα, περιοδικά, ερευνητικές δημοσιεύσεις, εγχειρίδια προϊόντων, ανεπίσημα σημειώματα, email, κ.λπ.) που περιέχουν πληροφορίες στη μορφή των κειμένων φυσικής γλώσσας, είναι αυτό που δίνει το κίνητρο για την περαιτέρω έρευνα για την ανάπτυξη διαδικασιών για την επεξεργασία αυτών των κειμένων. Εξάλλου, η ανάλυση όλων των διαθέσιμων πληροφοριών, είτε αυτές βρίσκονται στη μορφή κειμένου, είτε όχι, συχνά αναμειγνύεται με την διαδικασία των ενημερωμένων και σωστών επιχειρηματικών αποφάσεων. Οι περισσότερες εφαρμογές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, απαιτούν μεγάλες ποσότητες από κωδικοποιημένη γνώση που μπορεί να αποκτηθεί με τη χρήση τυπικών μεθόδων επεξεργασίας κειμένων. Η γνώση αυτή, είναι χρήσιμη πληροφορία που αφορά τις λέξεις, τα μέρη του λόγου, τη γραμματική, την έννοια των λέξεων, τη φωνητική, τη δομή του κειμένου, κλπ. και ότι άλλη χρήσιμη πληροφορία μπορεί να περιέχεται σε κάποιο κείμενο. Για την περίπτωση των μικρών εφαρμογών, η γνώση αυτή μπορεί να δακτυλογραφηθεί, αλλά για εφαρμογές γενικού σκοπού, αυτές δηλαδή που επιζητούν και οι περισσότεροι χρήστες, ο όγκος της απαιτούμενης γνώσης αυξάνεται.

Η απαίτηση για αυτόματη ή ημιαυτόματη απόκτηση γνώσης για τη δημιουργία εφαρμογών επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, έχει οδηγήσει στη δημιουργία μιας σειράς νέων τεχνικών, που καλύπτονται από τον όρο «Στατιστική επεξεργασία φυσικής γλώσσας». Ο όρος αυτός φαίνεται να αποκλείει προσεγγίσεις που δε χρησιμοποιούν υπολογισμούς στατιστικής συχνότητας (Statistical frequency) ή βασικές αρχές της θεωρίας των πιθανοτήτων (Probability theory), αλλά λόγω του ότι είναι περιεκτικός, χρησιμοποιείται ευρέως. Όμως, θα μπορούσαμε ισοδύναμα αντί αυτού, να χρησιμοποιήσουμε τον όρο «Αυτόματη ή ημιαυτόματη απόκτηση γνώσης από γλωσσολογικές πηγές». Ουσιαστικά, η διαδικασία επεξεργασίας της φυσικής γλώσσας, αποτελείται από διάφορες μεθόδους σημασιολογικής και συντακτικής ανάλυσης εγγράφων. Για την υλοποίηση αυτών των μεθόδων πρέπει να δημιουργηθούν σύνολα κειμένων, είτε χειρωνακτικά, είτε μέσω αυτόματων διαδικασιών εκπαίδευσης των μεθόδων που χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία

κειμένων. Τα σύνολα των κανόνων που δημιουργούνται από αυτόματες διαδικασίες, έχουν το πλεονέκτημα της εύκολης επέκτασής τους αλλά και τις μικρές απαιτήσεις για γλωσσολογική γνώση που θα αναφέρεται αποκλειστικά στο προς επεξεργασία έγγραφο. Παρ' όλα αυτά, η απόδοση των εκπαιδευσιμων συνόλων, συνήθως δεν είναι τόσο καλή όσο αυτή των χειρωνακτικά δημιουργημένων κανόνων.

2.3 Περίληψη κειμένου

Η διαδικασία της δημιουργίας περιλήψεων κειμένων (Text summarization), αποσκοπεί στην παρουσίαση των κύριων σημείων των κειμένων που επεξεργάζονται, σε μια περιεκτική και κατανοητή μορφή. Η έρευνα που αφορά τις διαδικασίες αυτόματης δημιουργίας περιλήψεων κειμένου, ξεκίνησε πριν από περίπου 40 έτη. Τα αποτελέσματα αυτών των ερευνών, αποτυπώνονται στα σύγχρονα συστήματα δημιουργίας περιλήψεων κειμένου. Τα συστήματα αυτά, επεξεργάζονται έγγραφα κειμένου και δημιουργούν αυτόματα τις περιλήψεις αυτών. Η πρόσφατη ανάπτυξη του Internet και το πλήθος των κειμένων που μπορεί να αντληθεί από αυτό, αναζωογόνησε την έρευνα για τις διαδικασίες δημιουργίας περιλήψεων.

Τώρα πια, μελετάται η εφαρμογή των συστημάτων δημιουργίας περιλήψεων, σε νέα ερευνητικά πεδία όπως είναι η φροντίδα της υγείας και οι ψηφιακές βιβλιοθήκες. Μάλιστα, τα τελευταία έτη αυξήθηκε το πλήθος των εμπορικά διαθέσιμων ολοκληρωμένων συστημάτων δημιουργίας περιλήψεων. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων εμπορικών εφαρμογών, αποτελούν τα: Capito, Insight, Brevity, Copernic και Text Analyst. Οι εφαρμογές αυτές, δημιουργούν περιλήψεις με τη χρήση διαδικασιών αυτόματης εξαγωγής επιλεγμένων φράσεων/ προτάσεων από τμήματα των κειμένων της επεξεργασίας. Μία περίληψη κειμένου, για να έχει πραγματική αξία, πρέπει να εκφράζει περιεκτικά την ουσία του, αποκαλύπτοντας το βαθύτερο νόημα του περιεχομένου του. Ουσιαστικά, οι διαδικασίες δημιουργίας περιλήψεων αποσκοπούν στην ανακάλυψη ενδιαφέρουσας και άγνωστης μέχρι τώρα πληροφορίας, που βρίσκεται στα έγγραφα της επεξεργασίας. Έτσι, πολλοί είναι αυτοί που πιστεύουν ότι για να έχουν αξία οι περιλήψεις, πρέπει να περιέχουν τις σημαντικότερες προτάσεις του κειμένου της επεξεργασίας και τις βαθύτερες έννοιες αυτού. Όμως, τέτοια συστήματα δημιουργίας περιλήψεων προσφέρουν μία δυναμική που ακόμη δεν έχει αξιοποιηθεί με κατάλληλο τρόπο.

2.4 Πρότυπα συσχέτισης

Η ανάλυση δεδομένων ή ανάλυση συγγένειας ή συσχέτιση, αναφέρεται σε εκείνη τη διαδικασία της εξόρυξης γνώσης που αποκαλύπτει συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων. Ένα πρότυπο συσχέτισης, είναι ένα μοντέλο που αναγνωρίζει ειδικούς τύπους συσχέτισης μεταξύ των δεδομένων. Αυτές οι συσχετίσεις, συχνά χρησιμοποιούνται στις λιανικές πωλήσεις για να αναγνωριστούν προϊόντα που συχνά αγοράζονται μαζί. Με δεδομένο ένα σύνολο από στοιχεία $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$ και μια βάση δεδομένων $D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ όπου $t_i = \{I_{i1}, I_{i2}, \dots, I_{ik}\}$ και $I_{ij} \in I$ ένας **κανόνας συσχέτισης** (association rule) είναι ένα επαγωγικό συμπέρασμα της μορφής $X \Rightarrow Y$ όπου $X, Y \subset I$ είναι σύνολα στοιχείων που ονομάζονται στοιχειοσύνολα.

Η υποστήριξη (support-s) για έναν κανόνα συσχέτισης $X \Rightarrow Y$ είναι το ποσοστό των συναλλαγών στη βάση δεδομένων που περιέχουν το $X \cup Y$.

Η **εμπιστοσύνη** ή **ισχύς** (confidence, strength-a) για έναν κανόνα συσχέτισης $X \Rightarrow Y$ είναι το κλάσμα του αριθμού των συναλλαγών που περιέχουν το $X \cup Y$ προς τον αριθμό των συναλλαγών που περιέχουν το X . Δεδομένου ενός συνόλου από στοιχεία $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$ και μια βάση δεδομένων από συναλλαγές $D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$

όπου $t_i = \{I_{i1}, I_{i2}, \dots, I_{ik}\}$ και $I_{ij} \in I$, το πρόβλημα των κανόνων συσχέτισης είναι η εύρεση όλων των κανόνων συσχέτισης $X \Rightarrow Y$ με μια ελάχιστη τιμή για τη υποστήριξη και την εμπιστοσύνη. Αυτές οι τιμές (s,a) δίνονται σαν είσοδος στο πρόβλημα. Η αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων των κανόνων συσχέτισης συχνά μελετάται σε σχέση με τον αριθμό των σαρώσεων που απαιτούνται στη βάση δεδομένων και το μέγιστο αριθμό των στοιχειοσυνόλων που πρέπει να μετρηθούν.

2.5 Αναγνώριση θεμάτων

Η πρόσφατη ανάπτυξη του διαδικτύου, έχει δημιουργήσει μία τεράστια βιβλιοθήκη κειμένων, τα οποία διακρίνονται για την επικαιρότητα της θεματολογίας τους. Επίκαιρα έγγραφα κειμένου, μπορούμε να αντλήσουμε και από πολλές άλλες πηγές, αλλά το διαδίκτυο είναι η πλέον ενδεδειγμένη πηγή, λόγω της συχνής ανανέωσής της. Η ανάλυση τέτοιων συλλόγων με μεθόδους εξόρυξης κειμένου, λόγω της επικαιρότητας των κειμένων, είναι σίγουρο ότι θα αποφέρει άγνωστη μέχρι τώρα πληροφορία. Σύμφωνα με τον Hearst A.M. χαρακτηριστικό παράδειγμα διαδικασίας που χρησιμοποιείται για μία τέτοια ανάλυση, αποτελούν οι προσεγγίσεις υπολογιστικής γλωσσολογίας (Computational linguistic approaches). Οι προσεγγίσεις αυτές, εστιάζουν στην ανακάλυψη κανόνων (rules) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εργασίες, όπως είναι οι:

- Ετικετοποίηση μερών του λόγου (Part of speech tagging)
- Αποσαφήνιση της σημασίας των λέξεων (Word sense disambiguation)
- Δημιουργία δίγλωσσου λεξικού (Bilingual dictionary creation)

Επιπλέον, ανάλογες διαδικασίες μπορούν να αξιοποιηθούν για την ανακάλυψη νέων ιατρικών υποθέσεων (New medical hypothesis discovery), με βάση τον συνδυασμό (combination) και την διαδοχική ανάλυση (Subsequent analysis), μεγάλων βάσεων δεδομένων κειμένου. Αυτές οι βάσεις δεδομένων αποτελούνται από ιατρικά πεδία, τα οποία συνδέονται με συγκεκριμένες σχέσεις. Εξάλλου, υπάρχει και η δυνατότητα για τη χρήση διαδικασιών ανακάλυψης νέων θεμάτων (Topics), με τη χρήση διαδικασιών αναγνώρισης θεμάτων (Topic identification) και σεναρίων ανίχνευσης θεμάτων (Tracking scenario) σε διάφορα έγγραφα κειμένου.

Η διαδικασία της αναγνώρισης θεμάτων, αναλαμβάνει να ανακαλύψει πληροφορίες συγκεκριμένης θεματολογίας και να τις αξιοποιήσει κατάλληλα. Οι πληροφορίες αυτές, μπορούν να ενσωματωθούν σε άλλα έγγραφα κειμένου ή να αποτελέσουν συμπληρωματική πληροφορία για άλλες διαδικασίες της τεχνολογίας της εξόρυξης κειμένου όπως είναι οι διαδικασίες της κατηγοριοποίησης και της ομαδοποίησης. Με την εφαρμογή των διαδικασιών της αναγνώρισης θεμάτων, θα αποτιμηθεί η αξία του περιεχομένου του κειμένου της επεξεργασίας και θα γίνει γνωστό αν θα πρέπει να μελετηθεί περαιτέρω και από άλλες διαδικασίες της εξόρυξης κειμένου, για την απόκτηση γνώσης διαφορετικής μορφής.

2.6 Κατηγοριοποίηση κειμένου

Καθώς η ποσότητα της πληροφορίας, που είναι διαθέσιμη (κυρίως στο διαδίκτυο και στα εταιρικά intranet, αλλά και όχι μόνο) συνεχίζει να αυξάνει, υπάρχει μία αυξανόμενη ανάγκη για εργαλεία που θα βοηθούν τους ανθρώπους να βρίσκουν ευκολότερα, να φιλτράρουν και να διαχειρίζονται καλύτερα τέτοιες πηγές πληροφοριών. Η κατηγοριοποίηση κειμένου, επιχειρεί να δώσει λύση σε αυτό το πρόβλημα και αναλαμβάνει την ανάθεση εγγράφων ελεύθερου κειμένου σε μια ή περισσότερες κατηγορίες, με βάση το περιεχόμενο των εγγράφων της επεξεργασίας. Οι τεχνικές της κατηγοριοποίησης κειμένων, αποτελούν σημαντικό συστατικό στοιχείο σε πολλά θέματα διαχείρισης πληροφορίας, όπως είναι τα:

- Κατηγοριοποίηση ηλεκτρικού ταχυδρομείου, σε πραγματικό χρόνο.
- Κατηγοριοποίηση αρχείων, σε ιεραρχίες φακέλων.
- Αναγνώριση θεμάτων για την υποστήριξη διαδικασιών επεξεργασίας κειμένων συγκεκριμένης θεματολογίας.
- Δομημένη έρευνα και/ή η έρευνα για πληροφορία.
- Εύρεση εγγράφων που ταιριάζουν με τα ενδιαφέροντα συγκεκριμένων χρηστών.

Μέχρι τώρα, όσοι επιθυμούσαν να αξιοποιήσουν τα αποτελέσματα των διαδικασιών κατηγοριοποίησης κειμένων, συμβουλευόνταν εκπαιδευμένους επαγγελματίες. Όμως, λόγω του ότι η διαδικασία κατηγοριοποίησης είναι πολύ απαιτητική όσον αφορά το χρόνο εκτέλεσης και πολύ ακριβή σε κόστος, περιορίζεται σημαντικά η εφαρμογή της. Συμπερασματικά, υπάρχει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη τεχνολογιών που αφορούν διαδικασίες αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου. Για το σκοπό αυτό, για τη διαδικασία της κατηγοριοποίησης κειμένου έχει εφαρμοστεί ένας μεγάλος αριθμός από τεχνικές στατιστικής ταξινόμησης (Statistical classification) και μηχανικής μάθησης (Machine learning), που περιλαμβάνει τις εξής:

- Παλινδρομικά μοντέλα (Regression models)
- Ταξινομητές του πλησιέστερου γείτονα (Nearest neighbor classifiers)
- Δέντρα αποφάσεων (Decision trees)
- Ταξινομητές Bayesian (Bayesian classifiers)
- Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support vector machines)
- Αλγόριθμους μάθησης κανόνων (Rule learning algorithms)
- Επαγωγή κανόνων (Rule induction)
- Καταλληλότητα της ανατροφοδότησης (Relevance feedback)
- Ψηφίζομενη ταξινόμηση (Voted classification)
- Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial neural networks)

Όλες αυτές οι στατιστικές μέθοδοι υιοθετούν το παράδειγμα της **μάθησης υπό επίβλεψη** (Supervised learning). Η διαδικασία της μάθησης υπό επίβλεψη, διαχωρίζεται σε δύο φάσεις. Τη φάση της μάθησης και τη φάση των δοκιμών. Κατά τη διάρκεια της φάσης της μάθησης, ένας κατηγοριοποιητής εξάγει γνώση κατηγοριοποίησης από ένα σύνολο εγγράφων. Τα έγγραφα αυτά, έχουν προεξεργαστεί για να εμπλουτιστεί κάθε συστατικό τους στοιχείο, με ετικέτες οι οποίες για παράδειγμα θα αφορούν τα μέρη του λόγου. Κατά τη διάρκεια της φάσης των δοκιμών, ο κατηγοριοποιητής προβλέπει κατηγορίες εγγράφων, επεξεργαζόμενος ένα σύνολο εγγράφων τα οποία δεν έχουν χρησιμοποιηθεί κατά τη διάρκεια της φάσης της μάθησης. Όμως, η περίπτωση της εκπαίδευσης υπό επίβλεψη, προϋποθέτει την ύπαρξη μιας μεγάλης ύλης εκπαίδευσης στην οποία έχουν προστεθεί ετικέτες στα μέρη που την αποτελούν. Σε συγκεκριμένα πεδία εφαρμογών, τέτοια ύλη ίσως να μην είναι διαθέσιμη για επεξεργασία. Για παράδειγμα, σε εφαρμογές φιλτραρίσματος πληροφοριών λίγοι χρήστες έχουν την υπομονή να συμπληρώσουν ένα μεγάλο αριθμό εγγράφων, που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του κατηγοριοποιητή. Από την άλλη πλευρά, οι περισσότεροι χρήστες είναι πρόθυμοι να καθορίσουν ρητά, τι ακριβώς γνώση θέλουν να αποκτήσουν. Σε τέτοιες περιπτώσεις, είναι επιθυμητό να έχουμε την ευελιξία της δημιουργίας ενός κατηγοριοποιητή κειμένων από χαρακτηριστικά παραδείγματα εγγράφων, πέρα από την γνώση κατηγοριοποίησης που θα ανακτηθεί απευθείας από τους χρήστες.

Στη βιβλιογραφία της μηχανικής μάθησης, έχουν μελετηθεί υβριδικά μοντέλα για να ολοκληρώσουν πολλαπλές πηγές γνώσης οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν για

την ταξινόμηση προτύπων. Για παράδειγμα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που βασίζονται στη γνώση (Knowledge based artificial neural network) βελτιώνουν πεδία γνώσης που παρουσιάζουν προβλήματα για τη διαδικασία της μηχανικής μάθησης, αξιοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα back propagation. Τα αυτό-οργανωμένα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της γνώσης, επιτρέπουν την παρεμβολή συγκεκριμένων κανόνων σε οποιοδήποτε σημείο της διαδικασίας μάθησης νέων πληροφοριών. Πειραματικές μελέτες για τον έλεγχο των επιδόσεων σε πολλαπλές βάσεις δεδομένων, έχουν δείξει ότι η αρχικοποίηση τέτοιων υβριδικών συστημάτων μάθησης με γνώση που έχει προκύψει από προηγούμενες εφαρμογές, βελτιώνει την ακρίβεια πρόβλεψης της γνώσης και έχει ως αποτέλεσμα τη βελτιωμένη ποιότητα μάθησης, πάντα σε σχέση με τον απαιτούμενο χρόνο μάθησης και του μεγέθους των κατηγοριοποιητών. Επιπλέον, πειραματικά αποτελέσματα που ανακτήθηκαν από την εφαρμογή τεχνητών νευρωνικών δικτύων που βασίζονται στη γνώση, για τη δημιουργία έξυπνων πρακτόρων για ταξινόμηση σελίδων του διαδικτύου, δίνουν το έναυσμα για περαιτέρω έρευνα. Γενικά, η διαδικασία της κατηγοριοποίησης κειμένου, επιλύει το πρόβλημα της αυτόματης ανάθεσης εγγράφων ελεύθερου κειμένου σε μία ή περισσότερες προ-ορισμένες κατηγορίες, οι οποίες ονομάζονται θέματα (Topics ή themes). Οι κατηγορίες αυτές, επιλέγονται με τέτοιο τρόπο ώστε να καλύπτουν τη μελλοντική χρήση της συλλογής των κειμένων. Από πολλούς η διαδικασία της κατηγοριοποίησης κειμένων, θεωρείται ως η απλούστερη μορφή της εξόρυξης κειμένου, μιας και αντικαθιστά το περιεχόμενο των κειμένων, με μία απλή ετικέτα που θα περιγράφει την θεματική κατηγορία παρόμοιων εγγράφων.

Συμπεραίνουμε από τα παραπάνω ότι η αυτόματη κατηγοριοποίηση κειμένου είναι μια πολύ γνωστή και δημοφιλής τεχνική της εξόρυξης γνώσης. Αποτελεί τη βάση πολλών σημαντικών εφαρμογών της καθημερινής ζωής.

2.7 Εφαρμογές της αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου (AKK)

Παρ' όλο που ο επιστημονικός κλάδος της AKK έχει ήδη συμπληρώσει αρκετές δεκαετίες ζωής (από το 1960), συνεχίζει να παρουσιάζει έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον, γεγονός που μαρτυρά μια πληθώρα εφαρμογών, οι σημαντικότερες από τις οποίες παρουσιάζονται εν συντομία παρακάτω:

- **Αυτόματη ευρετηριοποίηση συστημάτων ανάκτησης πληροφορίας** (Information retrieval ή IR Systems): Στην περίπτωση των συστημάτων ανάκτησης πληροφορίας, η χρήση της AKK συνιστάται στη δημιουργία ευρετηρίων από κείμενα, με βάση ένα ελεγχόμενο λεξικό. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε κείμενο ανατίθενται μια σειρά από λέξεις ή φράσεις κλειδιά που εννοιολογικά ταιριάζουν με το περιεχόμενό του και οι οποίες συστήνουν το προαναφερθέν λεξικό. Υπό το παραπάνω πρίσμα, οι λέξεις και οι φράσεις κλειδιά του λεξικού αντιστοιχούν στις κατηγορίες ενός συστήματος AKK.

- **Αυτόματη παραγωγή μεταδεδομένων**: Η εφαρμογή αυτή, η οποία σχετίζεται πολύ με την προηγούμενη, αποσκοπεί στη δημιουργία βιβλιογραφικών στοιχείων (μεταδεδομένων), όπως ημερομηνία συγγραφής, όνομα συγγραφέα, τύπος κειμένου, κ.α. τα οποία χρησιμοποιούνται από ψηφιακές βιβλιοθήκες. Καθώς πολλά από τα στοιχεία αυτά έχουν θεματικό περιεχόμενο, η εφαρμογή θα μπορούσε να αντιμετωπιστεί ως ειδική περίπτωση της αυτόματης ευρετηριοποίησης κειμένων, οδηγούμενης από ένα κατευθυνόμενο λεξικό (τα θεματικά χαρακτηριστικά που προαναφέρθηκαν), η οποία παρουσιάστηκε προηγουμένως. Παράδειγμα αποτελεί το σύστημα clarity.

- **Οργάνωση εγγράφων**: Η εφαρμογή αυτή αναφέρεται στην αυτόματη κατάταξη εγγράφων που λαμβάνονται/δημιουργούνται σε πραγματικό χρόνο, σε κατηγορίες,

προς διευκόλυνση της διαχείρισής τους, όπως για παράδειγμα η αυτόματη κατηγοριοποίηση των ειδήσεων που καταφθάνουν στα γραφεία κάποιου ειδησεογραφικού πρακτορείου σε θεματικές περιοχές (π.χ. Πολιτιστικά νέα, διεθνή, κ.λπ.).

- **Επίλυση προβλημάτων που απασχολούν την επεξεργασία φυσικής γλώσσας:** Στην ενότητα αυτή εντάσσονται οι επιμέρους εφαρμογές της εννοιολογικής αποσαφήνισης λέξεων (Word sense disambiguation–WSD), της εύρεσης δηλαδή του νοηματικού περιεχομένου μιας λέξης σε ένα κείμενο, του ορθογράφου βασισμένου στα συμφραζόμενα (context–sensitive spelling correction), της αναγνώρισης μέρους του λόγου (Part of speech tagging), καθώς και της κατάλληλης επιλογής (Word choice selection) που συναντάται στη μηχανική μετάφραση.

- **Κατηγοριοποίηση δικτυακών τόπων:** Τα αποτελέσματα της εφαρμογής αυτής απαντώνται συχνά σε διάφορες μηχανές αναζήτησης στο δίκτυο (π.χ. Yahoo!, infoseek, κ.α.). Πρόκειται για ιεραρχικούς καταλόγους οι οποίοι περιλαμβάνουν ιστοσελίδες ή και ολόκληρους δικτυακούς τόπους με σχετική θεματολογία, διευκολύνοντας έτσι την περιήγηση των χρηστών σε αυτές, καθώς και την αναζήτηση πληροφοριών. Δημοσιεύσεις οι οποίες ασχολούνται με την εφαρμογή αυτή είναι οι ακόλουθες:

- **Κατηγοριοποίηση ομιλίας:** Εφαρμογή η οποία κάνει παράλληλη χρήση της αναγνώρισης ομιλίας με την ΑΚΚ.

- **Κατηγοριοποίηση εγγράφων πολυμέσων:** Εφαρμογή η οποία επικεντρώνεται στην κατηγοριοποίηση εγγράφων με βάση τους υπότιτλους ή τις λεζάντες που συνοδεύουν ένα multimedia έγγραφο (π.χ. φωτογραφία, video clip, κ.α.)

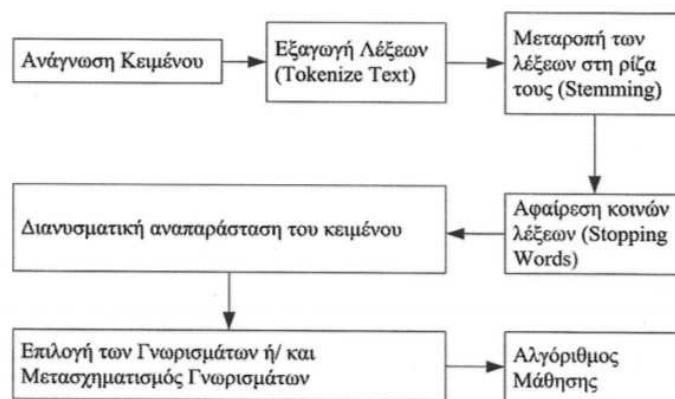
- **Αναγνώριση του συγγραφέα κειμένων αμφισβητούμενης ή άγνωστης προέλευσης.**

- **Φιλτράρισμα εγγράφων:** Μια από τις σημαντικότερες εφαρμογές της ΑΚΚ, είναι το φιλτράρισμα εγγράφων. Πρόκειται για τη διαδικασία ταξινόμησης μιας συλλογής εγγράφων που τροφοδοτείται δυναμικά στο σύστημα από κάποια πηγή πληροφορίας, η οποία προσφέρει τις υπηρεσίες της στο λεγόμενο καταναλωτή της πληροφορίας. Τέτοια συστήματα, μπορούν να εγκατασταθούν τόσο στο άκρο του καταναλωτή, φιλτράροντας τα κείμενα που απευθύνονται σε αυτόν, όσο και στο άκρο της πηγής, περίπτωση κατά την οποία απαιτείται η δημιουργία ενός προφίλ για κάθε καταναλωτή του συστήματος, το οποίο θα καθοδηγεί το σύστημα ταξινόμησης ανάλογα με τις προτιμήσεις του τελευταίου. Ως παράδειγμα μιας τέτοιας εφαρμογής, θα μπορούσε να θεωρηθεί ένα σύστημα φιλτραρίσματος της διαφημιστικής αλληλογραφίας, εγκατεστημένο στο mail server (πηγή) και ικανό να διακρίνει και να χαρακτηρίζει αυτόματα τα διαφημιστικά μηνύματα που απευθύνονται μαζικά στους χρήστες που εξυπηρετούνται από αυτόν (καταναλωτές).

2.8 Σχεδίαση συστήματος αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου

Ο Sebastiani έδωσε μια αρκετά καλή γραφική αναπαράσταση της διαδικασίας κατηγοριοποίησης κειμένου (Εικόνα 1). Η εργασία της κατασκευής ενός ταξινομητή κειμένων δε διαφέρει κατά πολύ από τις άλλες δραστηριότητες της μηχανικής μάθησης. Το πρωταρχικό πολύ βασικό θέμα είναι η αναπαράσταση του κειμένου. Έπειτα πρέπει να αφαιρεθούν οι λέξεις παρόμοιας σημασίας και να αντικατασταθούν με μία ισοδύναμη (Stemming), οι τετριμμένες λέξεις που συναντώνται στα περισσότερα έγγραφα (Stopwords) όπως είναι τα άρθρα, ρήματα κ.λπ. Ένα από τα βασικά προβλήματα της ΑΚΚ είναι η μείωση των γνωρισμάτων (features) λέξεις ή φράσεις που πολλές φορές μπορούν να φτάσουν τις δεκάδες χιλιάδες. Αυτό αποτελεί πρόβλημα στους αλγόριθμους μάθησης της κατηγοριοποίησης κειμένου.

Οι μέθοδοι για τη μείωση των γνωρισμάτων αναφέρονται ή στην επιλογή ενός υποσυνόλου από τα αρχικά γνωρίσματα (Feature selection) ή στο μετασχηματισμό των γνωρισμάτων δημιουργώντας άλλα νέα λιγότερα από τα αρχικά (Feature transformation). Έπειτα επιλέγεται ο αλγόριθμος μάθησης που θα χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση του κειμένου και τέλος δίνεται αξιολόγηση της απόδοσης του ταξινομητή.



Εικόνα 4: Διαδικασία της κατηγοριοποίησης κειμένου

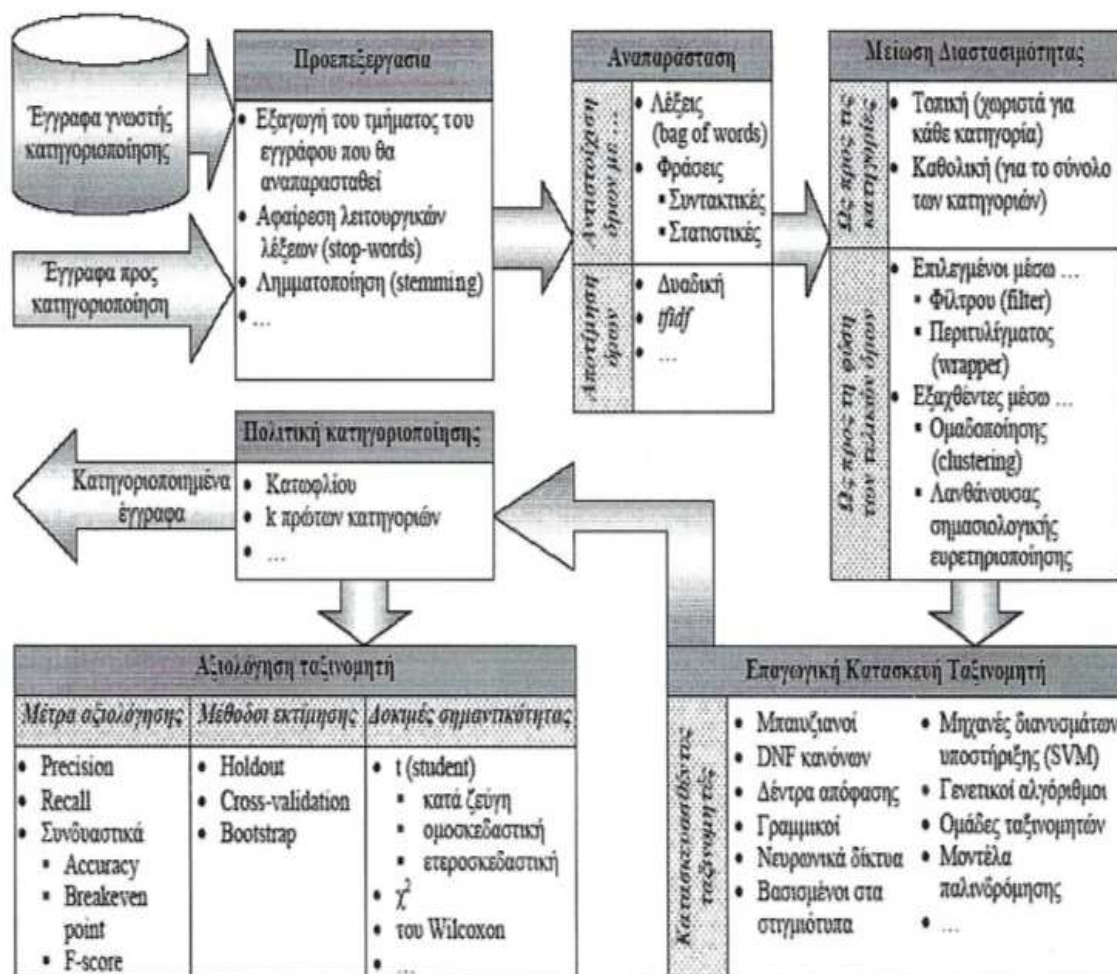
2.9 Αναπαράσταση κειμένων

Η κατηγοριοποίηση κειμένων, αναλαμβάνει την ανάθεση των εγγράφων που επεξεργάζονται σε κατηγορίες. Οι κατηγορίες αυτές ορίζονται από το χρήστη και τα έγγραφα ανατίθενται σε αυτές, με βάση τη θεματολογία τους. Ο όρος αυτόματη κατηγοριοποίηση κειμένου (automated text categorization) έχει καθιερωθεί στη σύγχρονη βιβλιογραφία να σημαίνει τη διαδικασία αυτόματης κατάταξης κειμένων φυσικής γλώσσας σε ένα προκαθορισμένο αριθμό θεματικών κατηγοριών γνωστών εκ των προτέρων. Ένας πιο τυπικός ορισμός που θα μπορούσε να δοθεί με τη βοήθεια του παρακάτω πίνακα απόφασης (decision matrix). Ο πίνακας απόφασης αποτελείται από ένα σύνολο $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ που είναι ένα σύνολο m προκαθορισμένων κατηγοριών και $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ που είναι το σύνολο των εγγράφων που θέλουμε να κατηγοριοποιήσουμε καθώς και από στοιχεία της μορφής $a_{ij} \in \{0,1\}$.

Η τιμή ανάθεσης 1 για το στοιχείο a_{ij} υποδηλώνει την απόφαση να ταξινομηθεί το έγγραφο d_j στην κατηγορία c_i , ενώ η τιμή 0 υποδηλώνει την απόφαση να μην ταξινομηθεί το έγγραφο d_j στην κατηγορία c_i . Το πρόβλημα είναι να προσεγγιστεί η άγνωστη συνάρτηση $f: D \times C \rightarrow \{0,1\}$ η οποία περιγράφει πώς πρέπει πραγματικά να καταταχτούν τα έγγραφα με μια συνάρτηση $f': D \times C \rightarrow \{0,1\}$ η οποία καλείται ταξινομητής, ή μοντέλο, ή υπόθεση, τέτοια ώστε οι f και η f' να συμπίπτουν όσο το δυνατόν περισσότερο.

	d_1	...	d_j	...	d_n
c_1	a_{11}	...	a_{1j}	...	a_{1n}
...	...	...	...	...	...
c_i	a_{i1}	...	a_{ij}	...	a_{in}
...	...	...	...	...	...
c_m	a_{m1}	...	a_{mj}	...	a_{mn}

Πίνακας 2: Πίνακας απόφασης κατηγοριοποίησης



Εικόνα 5: Σχεδίαση συστήματος αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου

Πρέπει να σημειωθεί ότι το όνομα που προσδίδεται στην κάθε κατηγορία, είναι αυθαίρετο και ως μοναδικό σκοπό έχει το διαχωρισμό μεταξύ των κατηγοριών. Η αντιστοίχιση των κειμένων στις κατηγορίες, πρέπει να γίνεται μόνο με βάση το περιεχόμενό τους και όχι βασιζόμενη σε άλλου είδους χαρακτηριστικά όπως είναι για παράδειγμα ο συγγραφέας ή η ημερομηνία συγγραφής τους. Είναι δυνατόν κάποιο έγγραφο να μπορεί να ενταχθεί σε παραπάνω από μία κατηγορίες από τη στιγμή που η κατάταξη με βάση το περιεχόμενό του έχει υποκειμενισμό. Δεν είναι λίγες οι φορές που άτομα έχουν διαφορετική άποψη για την κατηγοριοποίηση ενός εγγράφου. Ένα κείμενο ανάλογα με τις απαιτήσεις του προβλήματος μπορούμε να το αντιστοιχίσουμε σε n κατηγορίες – κατηγοριοποίηση πολλαπλής ετικέτας ή μπορούμε να πούμε ότι η κάθε κατηγορία μπορεί να περιέχει μ αριθμό εγγράφων. Η σημαντικότερη από τις δύο παραπάνω περιπτώσεις είναι να θέλουμε να κατατάξουμε ένα έγγραφο σε μία ακριβώς κατηγορία οπότε έχουμε τη λεγόμενη κατηγοριοποίηση μονής ετικέτας. Υπάρχουν δύο τρόποι για να συμπληρωθεί ο πίνακας απόφασης: Η συμπλήρωση ανά γραμμές – κατηγοριοποίηση προσανατολισμένη στις κατηγορίες ακολουθείται όταν δεν έχει καθοριστεί εκ των προτέρων ολόκληρο το σύνολο C των κατηγοριών και είναι δυνατό να αλλάξει στην πορεία. Η συμπλήρωση ανά στήλες –

προσανατολισμένη στα κείμενα ακολουθείται όταν το σύνολο D των κειμένων δεν είναι εκ των προτέρων καθορισμένο. Ολοκληρώνοντας τη σύντομη αυτή αναφορά στις πλέον θεμελιώδεις έννοιες της ΑΚΚ, κρίνεται σκόπιμη η εν τάχει παρουσίαση των διαφορετικών μορφών που η διαδικασία της κατηγοριοποίησης μπορεί να λάβει, σε σχέση με την εκάστοτε εφαρμογή.

3. Εξόρυξη γνώσης από δεδομένα

Η χρήση των υπολογιστών και του διαδικτύου τις τελευταίες δεκαετίες, πολλαπλασίασε εκθετικά τα δεδομένα που παράγονται και αποθηκεύονται. Όμως η αξιοποίηση αυτών των δεδομένων καθίσταται δύσκολη, λόγω του μεγάλου όγκου τους. Το επιστημονικό πεδίο της εξόρυξης δεδομένων (Data mining) έχει στόχο την αξιοποίηση και κατανόηση αυτών των δεδομένων. Η εξόρυξη δεδομένων, ασχολείται με την εξαγωγή πληροφοριών από τα δεδομένα. Στόχος είναι, να κατασκευαστούν προγράμματα υπολογιστών που να διαβάζουν αυτόματα μεγάλο όγκο δεδομένων, να τον επεξεργάζονται, να αναζητούν ανωμαλίες, ενδιαφέρουσες σχέσεις ή συσχετίσεις και να δημιουργούν μοντέλα κατάλληλα για πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων, με βάση τις παρατηρούμενες τιμές των μετρήσιμων γνωρισμάτων. Η εξόρυξη δεδομένων αντλεί βασικές μεθόδους από το πεδίο της μηχανικής μάθησης (Machine Learning), καθώς ο υπολογιστής καλείται να "μάθει" τη δομική περιγραφή κάποιων δειγμάτων. Το πεδίο της επιστήμης της εξόρυξης γνώσης από δεδομένα (Data mining), βρίσκεται στο σημείο όπου συναντώνται οι επιστήμες των βάσεων δεδομένων (Databases) της τεχνικής νοημοσύνης (Artificial intelligence) και της στατιστικής (Statistics). Παρακάτω περιγράφεται ο ορισμός, οι βασικές λειτουργίες και άλλες λεπτομέρειες της επιστήμης αυτής.

3.1 Ορισμός της εξόρυξης γνώσης από δεδομένα

Η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα, ορίζεται ως η διαδικασία χρήσης μίας ή περισσότερων τεχνικών εκμάθησης υπολογιστών (Machine learning techniques) για την αυτόματη ανάλυση κι εξαγωγή γνώσεων από δεδομένα που περιέχονται σε μία βάση δεδομένων. Η μηχανική μάθηση, προσφέρει το τεχνικό υπόβαθρο της εξόρυξης γνώσης. Χρησιμοποιείται για την εξαγωγή πληροφορίας από δεδομένα σε ανεπεξέργαστη μορφή (raw data). (Written, Frank, 2005: 24).

3.2 Λειτουργίες της εξόρυξης γνώσης

Η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα, περιέχει μεταξύ άλλων τις παρακάτω βασικές λειτουργίες με τη χρήση των οποίων μπορούν να κατασκευαστούν κατάλληλα μοντέλα πρόβλεψης και ανάλυσης (Suh S., 2012:6-16)

Κατηγοριοποίηση (Classification). Η κατηγοριοποίηση δεδομένων, αφορά την εκμάθηση ενός μοντέλου ώστε να γίνεται περιγραφή ενός συνόλου δεδομένων, αλλά και για να είναι δυνατή η πρόβλεψη του γνωρίσματος-στόχου σε μελλοντικά δεδομένα. Συνήθως, τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, το σύνολο εκπαίδευσης (Training set) και το σύνολο ελέγχου (Test set). Το πρώτο σύνολο χρησιμοποιείται για την εκμάθηση του μοντέλου κατηγοριοποίησης και το δεύτερο για τον έλεγχο των αποτελεσμάτων. Κριτήριο απόδοσης αποτελεί η ακρίβεια κατηγοριοποίησης, που στόχος είναι να διατηρείται σε υψηλά επίπεδα.

Συσταδοποίηση (Clustering). Η συσταδοποίηση είναι η δεύτερη βασική λειτουργία του data mining και αφορά την πρόβλεψη της ανάθεσης των εγγραφών σε συστάδες βασισμένες στην ομοιότητα των χαρακτηριστικών. Οι συστάδες δεν είναι προκαθορισμένες, παρά μόνο ο αριθμός τους σε κάποιες περιπτώσεις. Η κατασκευή τους, βασίζεται στη δομή των δεδομένων και στόχος είναι η επίτευξη μεγάλης

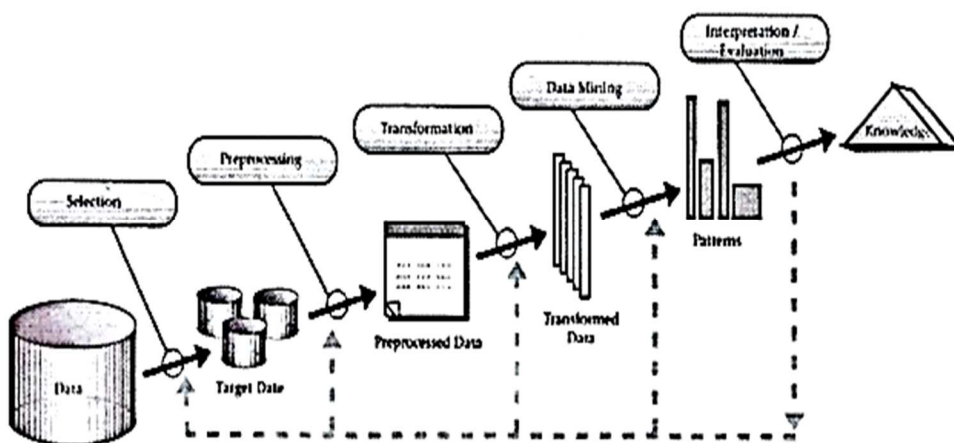
ομοιότητας στα δεδομένα της ίδιας συστάδας και όσο γίνεται μικρής ομοιότητας σε δεδομένα διαφορετικών συστάδων.

Κανόνες συσχέτισης (Association rules). Τελευταία από τις βασικές λειτουργίες της εξόρυξης γνώσης από δεδομένα είναι η εξαγωγή κανόνων συσχέτισης. Με αυτήν τη λειτουργία παράγονται προβλέψεις για την ύπαρξη κάποιου αντικειμένου σε μια συναλλαγή, βασισμένες στην ύπαρξη άλλων παρόντων αντικειμένων.

3.3 Ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων

Στη σύγχρονη εποχή, όπου η πληροφορία αποκτά νευραλγικό ρόλο σε όλους τους τομείς και η ποσότητα πληροφοριών είναι τεράστια λόγω της ανάπτυξης του διαδικτύου, είναι πολύ σημαντικό να γίνεται επεξεργασία και ερμηνεία των δεδομένων που συλλέγονται. Με την εφαρμογή της ανακάλυψης γνώσης σε βάσεις δεδομένων (Knowledge discovery in databases–KDD), η οποία είναι μια αυτοματοποιημένη, εξερευνητική ανάλυση και μοντελοποίηση μεγάλων αποθηκών δεδομένων (Adhikari, 2015:1), επιτυγχάνεται ο παραπάνω σκοπός. Η ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων, εκτός από την κυρίως πράξη της εξόρυξης γνώσης, περιλαμβάνει αρχικά τα στάδια της εξαγωγής και της προετοιμασίας των δεδομένων και στο τέλος ενέργειες σχετικές με τη λήψη αποφάσεων, ανάλογα με το αποτέλεσμα.

Η μείωση του όγκου των δεδομένων (Data reduction), είναι μια διαδικασία που καθίσταται απαραίτητη σε όλο και περισσότερες περιπτώσεις, λόγω αφενός της μεγάλης αύξησης στον όγκο των συλλεγόμενων πληροφοριών και αφετέρου στην ύπαρξη πολλών εγγραφών που αποτελούν «θόρυβο», είτε λόγω απώλειας πληροφορίας είτε λόγω τιμών που διαφέρουν πολύ από τις αναμενόμενες. Στο στάδιο της προεπεξεργασίας δεδομένων ανήκουν επίσης και άλλες λειτουργίες. Η λειτουργία της **συνάθροισης** (Aggregation), που αφορά το συνδυασμό δεδομένων από διαφορετικές πηγές σε ένα μοντέλο. Η λειτουργία της **μείωσης των διαστάσεων** (Dimensionality Reduction) όπου γίνεται απαλοιφή κάποιων διαστάσεων των δεδομένων για να γίνει ευκολότερη η επεξεργασία τους. Επίσης, η δειγματοληψία (Sampling), με την οποία γίνεται χρήση ενός αντιπροσωπευτικού δείγματος και όχι όλου του συνόλου δεδομένων (Garcia et al, 2015: 39–55.) Τέλος, σημαντικό κομμάτι μετά την προεπεξεργασία και πριν την εξόρυξη γνώσης είναι ο **μετασχηματισμός των τιμών των μεταβλητών** (Variable Transformation), όπως είναι η κανονικοποίηση τους. Στην παρακάτω εικόνα φαίνονται διακριτά τα 5 στάδια της διαδικασίας. Αρχικά η επιλογή των προς επεξεργασία δεδομένων, έπειτα η προεπεξεργασία τους και ο μετασχηματισμός, μετά η κυρίως εργασία εξόρυξης και τέλος η ερμηνεία και εκτίμηση των αποτελεσμάτων.



Εικόνα 6: Τα στάδια της Εξόρυξης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων

3.4 Αναγκαιότητα της μείωσης του όγκου των δεδομένων πριν από την εξόρυξη της γνώσης

Η ποσότητα των δεδομένων που συλλέγονται για ανάλυση, γίνεται ολοένα μεγαλύτερη και πιο πολύπλοκη. Το υλικό των υπολογιστών, ακολουθεί αυτήν την ανάπτυξη και μπορεί να χειρίζεται πλέον υπερβολικά μεγάλα σύνολα δεδομένων, τα ονομαζόμενα Big data (Dean, 2014: pp. 5–21). Ωστόσο, η επεξεργασία τόσο μεγάλων αρχείων δεν παύει να είναι υπολογιστικά δαπανηρή και δεν ενδείκνυται για πολλές περιπτώσεις. Για να γίνει εξαγωγή, σχετικών, αξιόπιστων και επαναλαμβανόμενων αποτελεσμάτων από τις αναλύσεις, είναι αναγκαίος ο μετασχηματισμός τους μέσω της προεπεξεργασίας τους (Ahlemeyer – Stubbe, 2014: 61). Με την εφαρμογή προεπεξεργασίας στα δεδομένα για μείωση του όγκου τους και συγκεκριμένα με τη **συμπύκνωσή** τους (Data Condensation), δημιουργείται ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο με μικρότερο μέγεθος αλλά και μικρή απώλεια χρήσιμης πληροφορίας.

Ένα δεύτερο πρόβλημα που επιλύουν οι τεχνικές μείωσης του όγκου των δεδομένων είναι η ύπαρξη πολλών εγγραφών που αποτελούν θόρυβο στα δεδομένα. Σε πολλά σύνολα δεδομένων και ιδιαίτερα στα πολύ μεγάλα, παρατηρούνται συνήθως πολλές εγγραφές που δυσκολεύουν την ανάλυση και την εξαγωγή συμπερασμάτων. Τέτοιες εγγραφές μπορεί να είναι όσες έχουν πεδία ελλιπώς συμπληρωμένα αλλά και όσες έχουν δομή πολύ διαφορετική από την αναμενόμενη (Maimon, Rokach, 2008: p.12). Σε αυτές τις περιπτώσεις κρίνεται αναγκαία η προεπεξεργασία των δεδομένων με χρήση τεχνικών επιλογής (Editing), ώστε να διαγραφούν τα θορυβώδη στοιχεία. Στις περισσότερες περιπτώσεις είναι θεμιτή η χρήση και των 2 μεθόδων (Condensation και editing) για να συνεχιστεί ορθότερα η διαδικασία της ανακάλυψης γνώσης, ωστόσο υπάρχει πάντα το αντιστάθμισμα να χαθεί πιθανώς χρήσιμη πληροφορία. Η χρήση των τεχνικών μείωσης του όγκου των δεδομένων πρέπει να γίνεται βάσει των προτεραιοτήτων που θέτει ο ερευνητής.

Γενικότερα, το στάδιο της προεπεξεργασίας των δεδομένων όπου γίνεται και η μείωση του όγκου τους, αναφέρεται και ως καθαρισμός των δεδομένων (Data cleaning). (Brown, 2014: 88).

3.5 Τεχνικές μείωσης του όγκου των δεδομένων

Οι τεχνικές μείωσης του όγκου των δεδομένων (Data reduction techniques, DRTs) χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες, ανάλογα με το είδος των στοιχείων τα οποία διαγράφονται. Έτσι, έχουμε τις τεχνικές μείωσης αντικειμένων (Item reduction

techniques) και αυτές της μείωσης διαστάσεων των δεδομένων (Dimensionality reduction techniques). Οι τεχνικές μείωσης αντικειμένων διαιρούνται σε δύο υποκατηγορίες με κριτήριο τη χρησιμοποίηση ή όχι δεδομένων που ήδη υπάρχουν στο σύνολο δεδομένων. Η **πρώτη** υποκατηγορία συνίσταται από τους αλγόριθμους επιλογής προτύπων (Prototype selection), οι οποίοι επιλέγουν αντιπροσωπευτικά κάποια από τα δεδομένα, ενώ η **δεύτερη** περιέχει τους αλγόριθμους αφαίρεσης προτύπων (Prototype abstraction), οι οποίοι δημιουργούν αντιπροσωπευτικά δεδομένα με βάση τα ήδη υπάρχοντα. Τέλος, οι αλγόριθμοι επιλογής προτύπων διακρίνονται ως αλγόριθμοι συμπίκνωσης δεδομένων (Data condensing) είτε ως αλγόριθμοι επιλογής δεδομένων (Data editing). Με τη συμπίκνωση, στόχος είναι η δημιουργία ενός συμπυκνωμένου συνόλου (Condensing set), σαφώς μικρότερου από το αρχικό σύνολο, ώστε να μειωθεί ο όγκος των δεδομένων και παράλληλα να αυξηθεί η ταχύτητα επεξεργασίας τους. Από την άλλη πλευρά, το επιλεγμένο σύνολο (Edited set), που προκύπτει μετά την εφαρμογή των αλγορίθμων data editing, στοχεύει στην αύξηση της ακρίβειας στη μετέπειτα κατηγοριοποίηση, απορρίπτοντας όσες εγγραφές αποτελούν "θόρυβο" (noisy instances).

Το υλικό που ακολουθεί στις υπόλοιπες ενότητες είναι βασισμένο εξ ολοκλήρου στη διατριβή του κ. Ουγιάρογλου (Ουγιάρογλου Στ., 2014).

3.6 Κριτήρια αξιολόγησης – Evaluation criteria

Οι τεχνικές μείωσης του όγκου των δεδομένων, μπορούν να εκτιμηθούν χρησιμοποιώντας τρία κριτήρια αξιολόγησης.

Το **πρώτο** είναι το ποσοστό μείωσης όγκου (Reduction Rate) των δεδομένων που, επιτυγχάνεται μετά από την εφαρμογή κάθε αλγορίθμου. Όπως είναι φανερό, υψηλότερα ποσοστά μείωσης όγκου δεδομένων είναι προτιμότερο να προκύπτουν από κάποια τεχνική, καθώς έτσι μειώνεται το υπολογιστικό κόστος επεξεργασίας και οι απαιτήσεις σε μνήμη, οπότε αυξάνεται η ταχύτητα εκτέλεσης του κατηγοριοποιητή εγγύτερων γειτόνων (NN Classifier) που θα ακολουθήσει.

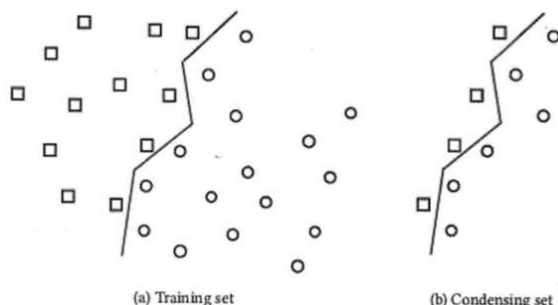
Δεύτερο κριτήριο είναι η ακρίβεια κατηγοριοποίησης, που επιτυγχάνεται με βάση το ελαττωμένο σύνολο δεδομένων. Οι αλγόριθμοι συμπίκνωσης δεδομένων (Data condensing algorithms), σκοπεύουν να διατηρήσουν υψηλή ακρίβεια που να μην αποκλίνει πολύ από αυτή που θα προέκυπτε χρησιμοποιώντας το αρχικό σύνολο δεδομένων. Από την άλλη πλευρά, οι αλγόριθμοι επιλογής δεδομένων (Data editing algorithms) στοχεύουν στη βελτίωση της τιμής αυτού του κριτηρίου.

Τρίτο κριτήριο είναι το υπολογιστικό κόστος προεπεξεργασίας που απαιτεί η εκτέλεση κάθε αλγορίθμου. Κάποιοι αλγόριθμοι απαιτούν μόνο ένα πέρασμα των δεδομένων (one-pass algorithms), γεγονός που τους καθιστά προτιμότερους βάσει αυτού του κριτηρίου, ενώ άλλοι με χρήση πολλών επαναλήψεων υστερούν σε αυτό το κομμάτι. Τελικά, ανάλογα με την εφαρμογή, καθένα από τα 3 κριτήρια αποκτά και διαφορετική βαρύτητα.

4. Αλγόριθμοι συμπίκνωσης δεδομένων (Data condensing algorithms)

Με τη συμπίκνωση δεδομένων, στόχος είναι να δημιουργηθεί το συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων όσο το δυνατόν μικρότερο από το αρχικό σύνολο, χωρίς να μειωθεί η ακρίβεια, στην κατηγοριοποίηση του νέου συνόλου. Με τον τρόπο αυτό, μειώνεται σημαντικά το υπολογιστικό κόστος και οι ανάγκες αποθήκευσης δεδομένων. Η βασική ιδέα στην πρόσληψη των αλγορίθμων αυτής της κατηγορίας είναι ότι τα δεδομένα που βρίσκονται μακριά από τις συνοριακές περιοχές των κλάσεων, κατηγοριοποιούνται πάντα σωστά, αφού οι εγγύτεροι γείτονες είναι της ίδιας κλάσης, επομένως μπορούν να παραλειφθούν. Αντίθετα, τα δεδομένα που

αντιστοιχούν σε διασυννοριακά σημεία θεωρείται σημαντικό να προστεθούν στο συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων και με βάση αυτά να δημιουργηθεί το μοντέλο κατηγοριοποίησης. Με τον τρόπο αυτό και όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα, επιτυγχάνεται μείωση τον αριθμού των εγγραφών, χωρίς να ελαττώνεται σημαντικά η ακρίβεια στην κατηγοριοποίηση.



Εικόνα 7: Τα αρχικά δεδομένα και το συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων όπου διατηρούνται μόνο τα διασυννοριακά σημεία

4.1 Ο αλγόριθμος συμπύκνωσης εγγύτερου γείτονα (Condensing nearest neighbor rule, CNN-rule)

Πρόκειται για τον πρώτο αλγόριθμο που προτάθηκε για συμπύκνωση των δεδομένων και γενικά για μείωση του όγκου των δεδομένων και αποτελεί σημείο αναφοράς για πολλές από τις εργασίες που ακολούθησαν σε αυτόν τον τομέα. Ο αλγόριθμος CNN-rule, διαβεβαιώνει ότι οποιοδήποτε από τα αντικείμενα που δεν συμπεριλαμβάνει στο condensing set μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ορθά με τη χρήση του condensing set. Επίσης, σημαντικό πλεονέκτημα του είναι ότι είναι μη παραμετρικός (non parametric), γεγονός που τον καθιστά ευκολότερο στην υλοποίηση και την εκτέλεση. Αντίθετα, τα κύρια αρνητικά στοιχεία του αλγορίθμου είναι τρία.

Πρώτον, η εξάρτηση του από τη σειρά με την οποία προσπελαύνει τα δεδομένα, είναι δηλαδή αλγόριθμος που βασίζεται στη σειρά (order dependent algorithm). Αυτό, έχει ως αποτέλεσμα την πιθανή δημιουργία διαφορετικών συμπυκνωμένων συνόλων, με πολλαπλές εκτελέσεις του στο ίδιο σύνολο δεδομένων.

Δεύτερον, η εκτέλεση του αλγορίθμου προϋποθέτει την παρουσία όλου του συνόλου των δεδομένων, στην κύρια μνήμη του υπολογιστή. Το όλο και περισσότερο αυξανόμενο μέγεθος των συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιούνται στις εφαρμογές, χαρακτηρίζει αυτό το μειονέκτημα ως σημαντικό.

Τρίτο και τελευταίο σημαντικό μειονέκτημα είναι ότι ο CNN-rule είναι αλγόριθμος μη-σταδιακός (non-incremental). Τα σημαντικά διασυννοριακά αντικείμενα που ο αλγόριθμος τελικά κρατάει, προστίθενται στο συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων στο τέλος της εκτέλεσης και όχι σταδιακά, οπότε η χρήση του δεν είναι δυνατή για περιβάλλοντα δυναμικά ή συνεχούς ροής (streaming). Ο αλγόριθμος, δέχεται για είσοδο το αρχικό σύνολο δεδομένων ως σύνολο εκπαίδευσης (training set) και σκοπός του είναι να δημιουργήσει ως έξοδο, το συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων. Ξεκινώντας η εκτέλεση και αφού το condensing set είναι κενό, μεταφέρεται σε αυτό ένα στοιχείο από το training set. Στη συνέχεια κι επαναληπτικά, εξετάζονται όλα τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης και όταν κάποιο από αυτά βρεθεί να έχει γνώρισμα κλάσης (class attribute) διαφορετικό από το στοιχείο που αποτελεί τον εγγύτερο του γείτονα (nearest neighbor) στο condensing set, τότε προστίθεται στο συμπυκνωμένο σύνολο. Όλα τα υπόλοιπα στοιχεία απορρίπτονται και τελικά στο συμπυκνωμένο σύνολο περιέχονται όσες εγγραφές είναι διαφορετικής κλάσης από ότι η κοντινότερή τους εγγραφή.

4.2 Ο αλγόριθμος IB2

Ο αλγόριθμος IB2 αποτελεί μία ταχύτερη παραλλαγή του αλγορίθμου CNN-rule. Πρόκειται για αλγόριθμο που εκτελείται με ένα πέρασμα (one pass algorithm).

Παρόμοια με τον CNN-rule, ο IB2 δεν είναι παραμετρικός, γεγονός που τον κάνει εξίσου εύκολο στην υλοποίηση και την εκτέλεση. Επίσης, θετικό του στοιχείο αποτελεί η κατασκευή του συμπυκνωμένου συνόλου η οποία γίνεται σταδιακά, καθιστώντας τον αλγόριθμο κατάλληλο για δυναμικά και συνεχούς ροής περιβάλλοντα. Επιπρόσθετα και σε αντίθεση με τον CNN-rule, ο IB2 δε θέτει ως προϋπόθεση την ύπαρξη ολόκληρου του συνόλου εκπαίδευσης, στην κύρια μνήμη του υπολογιστή. Από την άλλη πλευρά, ομοίως με τον άλλο αλγόριθμο, ο IB2 έχει το αρνητικό γνώρισμα να εξαρτάται από τη σειρά των δεδομένων και σε αντίθεση με εκείνον, δεν είναι σίγουρο ότι μετά από την εφαρμογή του τα δεδομένα που παραλείπονται θα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με ακρίβεια. Ο αλγόριθμος δέχεται ως είσοδο το σύνολο εκπαίδευσης (TS) και επιστρέφει ως έξοδο, το συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων (CS). Όπως και στον CNN-rule, το κενό αρχικά συμπυκνωμένο σύνολο δέχεται μία από τις εγγραφές του TS.

Στη συνέχεια, για κάθε εγγραφή από το αρχικό σύνολο δεδομένων, υπολογίζεται η εγγραφή που αποτελεί τον εγγύτερο γείτονα της από όσες υπάρχουν στο συμπυκνωμένο σύνολο (γραμμή 4). Μετά, η εγγραφή επιλέγεται για προσθήκη στο CS μόνο αν είναι διαφορετικής κλάσης από ότι ο εγγύτερος γείτονας. Τέλος, η εγγραφή διαγράφεται από το TS, το οποίο αδειάζει μετά από ένα πέρασμα του IB2 και επιστρέφεται το CS. Συγκρίνοντας τους δύο αυτούς αλγορίθμους, είναι δύσκολο να καταλάβει κάποιος τη διαφορά στη λειτουργικότητα τους καθώς μοιάζουν πάρα πολύ, αλλά και τα αποτελέσματα που επιστρέφουν είναι πολύ κοντινά. Ωστόσο, οι διαφορές τους είναι σημαντικές, αφού ο IB2 είναι κατάλληλος για περισσότερες εφαρμογές αλλά δεν εγγυάται την ορθή κατηγοριοποίηση των απορριπτέων δεδομένων. Για το λόγο αυτό, ενδείκνυται η χρήση του καθενός ανάλογα με την περίπτωση.

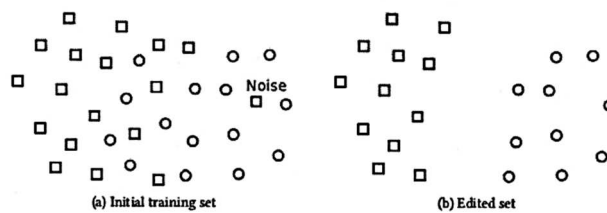
4.3 Άλλοι αλγόριθμοι συμπίκνωσης δεδομένων

Στη σχετική βιβλιογραφία έχουν προταθεί και άλλοι αλγόριθμοι συμπίκνωσης δεδομένων. Ένας είναι ο αλγόριθμος του Chen ο οποίος δεν είναι order-dependent αλλά έχει το αρνητικό να είναι παραμετρικός. Βασισμένη σε αυτόν, είναι η σειρά αλγορίθμων RSP (Reduction by space partitioning, RSP1, RSP2, RSP3). Ο RSP3 που θεωρείται ο καλύτερος αυτών, έχει το γνώρισμα να ορίζει προκαταβολικά το μέγεθος του εξαγόμενου συνόλου, αλλά είναι υπολογιστικά απαιτητικός.

5. Αλγόριθμοι επιλογής δεδομένων (Data editing algorithms)

Στη διαδικασία μείωσης του όγκου των δεδομένων, σημαντική είναι η επιλογή των δεδομένων (data editing). Σε αντίθεση με τη συμπίκνωση των δεδομένων, η επιλογή έχει ως πρωταρχικό σκοπό την αύξηση της ακρίβειας της κατηγοριοποίησης και όχι τόσο στην αύξηση του πλήθους των εγγραφών που διαγράφονται. Οι αλγόριθμοι data editing, το πετυχαίνουν αυτό επιλέγοντας για διαγραφή τις εγγραφές εκείνες που αποτελούν θόρυβο (noise), καθώς δε συνάδουν με τις πλησιέστερες τους.

Τελικά, παράγεται το επιλεγμένο σύνολο δεδομένων (edited set) στο οποίο η κατηγοριοποίηση επιτυγχάνει μεγαλύτερη ακρίβεια.



Εικόνα 8: Τα αρχικά δεδομένα όπου περιέχεται θόρυβος και το επιλεγμένο σύνολο

5.1 Ο αλγόριθμος επιλεγμένου εγγύτερου γείτονα (Edited nearest neighbor rule, ENN-rule)

Ο αλγόριθμος αυτός, ο οποίος ονομάζεται αλλιώς και Wilson's Editing, είναι ο πρώτος που προτάθηκε για επιλογή δεδομένων και αποτέλεσε τη βάση για όλους τους επόμενους. Είναι απλός στην υλοποίηση και η βασική του ιδέα είναι να θεωρεί ως θόρυβο όποια αντικείμενα του συνόλου εκπαίδευσης ανήκουν σε διαφορετική κλάση από ότι η πλειοψηφία των κοντινότερων τους εγγράφων. Οι κοντινότερες εγγραφές, ορίζονται παραμετρικά από το χρήστη και αυτό αποτελεί μειονέκτημα του αλγορίθμου αφού μπορεί να χρειαστούν πολλές διαδοχικές εκτελέσεις με διαφορετική είσοδο, ώστε να επιτευχθεί καλύτερη λύση. Επίσης, σημαντικό αρνητικό στοιχείο είναι το υψηλό υπολογιστικό κόστος του ENN το οποίο επιβαρύνεται κυρίως από τους υπολογισμούς αποστάσεων κάθε στοιχείου με τα υπόλοιπα ώστε να βρεθεί η γειτονιά του. Ο ENN-rule δέχεται ως είσοδο το σύνολο εκπαίδευσης (TS) και την παράμετρο k που αφορά το πόσες γειτονικές εγγραφές θα εξετάζονται για κάθε στοιχείο, ώστε να βρεθεί η κύρια κλάση στην κοντινή περιοχή του. Έξοδος αποτελεί το επιλεγμένο σύνολο δεδομένων (Edited set), από το οποίο θα λείπουν τα περισσότερα στοιχεία που αποτελούσαν θόρυβο στα αρχικά δεδομένα.

Ξεκινώντας η εκτέλεση, στο επιλεγμένο σύνολο αντιγράφονται όλα τα αρχικά δεδομένα, σε αντίθεση με τους αλγορίθμους data condensing όπου το condensing set αρχικά παρέμενε κενό και γέμιζε κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων. Έπειτα, για κάθε εγγραφή του TS, υπολογίζονται οι k εγγύτεροι γείτονες και η πλειοψηφούσα κλάση αυτών (major class). Αν η ελεγχόμενη εγγραφή ανήκει σε διαφορετική κλάση από ότι οι περισσότεροι γείτονές της, τότε αφαιρείται από το επιλεγμένο σύνολο. Σημαντικό στοιχείο είναι ότι κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης, συγκρίνονται τα στοιχεία από τα αρχικά δεδομένα τα οποία λίγο πριν μπορεί να είχαν ήδη αφαιρεθεί από το edited set. Για το λόγο αυτό, ο αλγόριθμος δεν είναι εξαρτώμενος από τη σειρά και δίνει ίδια αποτελέσματα σε κάθε εκτέλεση με ίδιο k , χαρακτηριστικό που είναι θετικό.

5.2 Ο Αλγόριθμος All-kNN

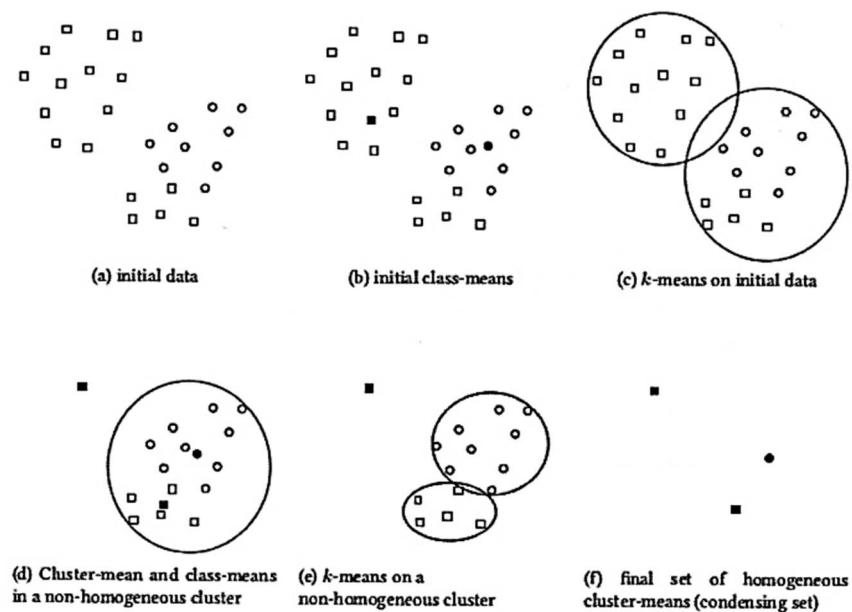
Ο αλγόριθμος All-kNN είναι πρόσθετος στο Weka, για data editing. Πρόκειται για παραλλαγή του ENN-rule και ουσιαστικά εκτελεί τον προηγούμενο αλγόριθμο πολλαπλές φορές αλλάζοντας την τιμή του k , ώστε να πετύχει μεγαλύτερη απαλοιφή θορυβωδών αντικειμένων. Με αυτόν τον τρόπο, δεν υπάρχει ανάγκη για πολλές δοκιμές με διαφορετική παράμετρο, ωστόσο είναι φανερό ότι το υπολογιστικό κόστος αυξάνει. Επίσης, η ανάγκη για εισαγωγή παραμέτρου υπάρχει, αφού πρέπει να ορίσουμε ως $kMax$ το μέγιστο αριθμό εγγύτερων γειτόνων που θα ελέγχονται για κάθε εγγραφή. Έτσι, ο All-kNN μπορεί να επιτύχει μεγαλύτερη απαλοιφή θορύβου, άρα και καλύτερη ακρίβεια για την κατηγοριοποίηση, αλλά είναι επίσης παραμετρικός και υπολογιστικά ακριβός. Ο αλγόριθμός All-kNN δέχεται ως είσοδο το σύνολο εκπαίδευσης και την παράμετρο $kMax$ η οποία καθορίζει μέχρι πόσοι

εγγύτεροι γείτονες θα ελεγχθούν σταδιακά. Ομοίως με τον ENN-rule, αρχικά τοποθετούνται όλες οι εγγραφές στο επιλεγμένο σύνολο από το οποίο έπειτα αφαιρούνται όσες κρίνονται ως θόρυβος. Οι έλεγχοι εγγύτερων γειτόνων είναι ίδιοι με τον ENN-rule, αλλά εκτελούνται περισσότερες φορές, όσες το kMax. Επίσης, γίνεται χρήση μιας μεταβλητής – σημαίας (flag), χάρη στην οποία δεν ελέγχεται η τιμή κλάσης της μεταβλητής με περισσότερους γείτονες αν προηγουμένως έχει αφαιρεθεί από το επιλεγμένο σύνολο δεδομένων.

5.3 Άλλοι αλγόριθμοι επιλογής δεδομένων

Στην κατηγορία του data editing, συγκαταλέγονται και άλλοι αλγόριθμοι. Περισσότερο γνωστός είναι ο αλγόριθμος multiedit, ο οποίος επίσης είναι βασισμένος στον ENN-rule. Η βασική ιδέα του είναι να χωρίζει το σύνολο εκπαίδευσης σε τυχαία υποσύνολα στα οποία εφαρμόζει τον ENN-rule για κάθε στοιχείο, χωρίς όμως να τα συγκρίνει με ολόκληρο το υποσύνολο, αλλά με μέρος αυτού. Άλλοι αλγόριθμοι, λιγότερο δημοφιλείς έχουν προταθεί για επιλογή δεδομένων, οι περισσότεροι των οποίων είναι παραλλαγές ή βασίζονται στον ENN-rule.

6. Αλγόριθμοι μείωσης του όγκου των δεδομένων, μέσω σχηματισμού ομοιογενών συστάδων (Data reduction algorithms through forming homogeneous clusters)



Εικόνα 9: Τα στάδια Data Reduction με σχηματισμό ομοιογενών συστάδων

Μια ξεχωριστή από τις άλλες κατηγορία μείωσης του όγκου των δεδομένων είναι αυτή που χρησιμοποιεί σχηματισμό ομοιογενών συστάδων. Η βασική ιδέα που διέπει τους αλγορίθμους αυτής της κατηγορίας, είναι ότι αν τα δεδομένα μπορέσουν με κάποιο τρόπο να χωριστούν σε συστάδες σε καθεμία από τις οποίες όλα τα στοιχεία είναι της ίδιας κλάσης, τότε η μετέπειτα κατηγοριοποίηση θα είναι πολύ πιο εύκολη. Η κατηγορία αυτή καταφέρνει να απαλείψει σε μεγάλο βαθμό τα βασικά μειονεκτήματα των κλασικών μεθόδων. Αυτό γιατί οι αλγόριθμοι αυτοί έχουν χαμηλό υπολογιστικό κόστος και αυξημένη ταχύτητα εκτέλεσης, δεν είναι παραμετρικοί, δεν εξαρτώνται από τη σειρά εισόδων των δεδομένων και τέλος, πετυχαίνουν υψηλά

ποσοστά μείωσης του όγκου των δεδομένων παράλληλα και όχι αντιστρόφως ανάλογα, με την αύξηση της ακρίβειας κατηγοριοποίησης.

6.1 Ο αλγόριθμος RHC (Reduction through homogeneous clusters)

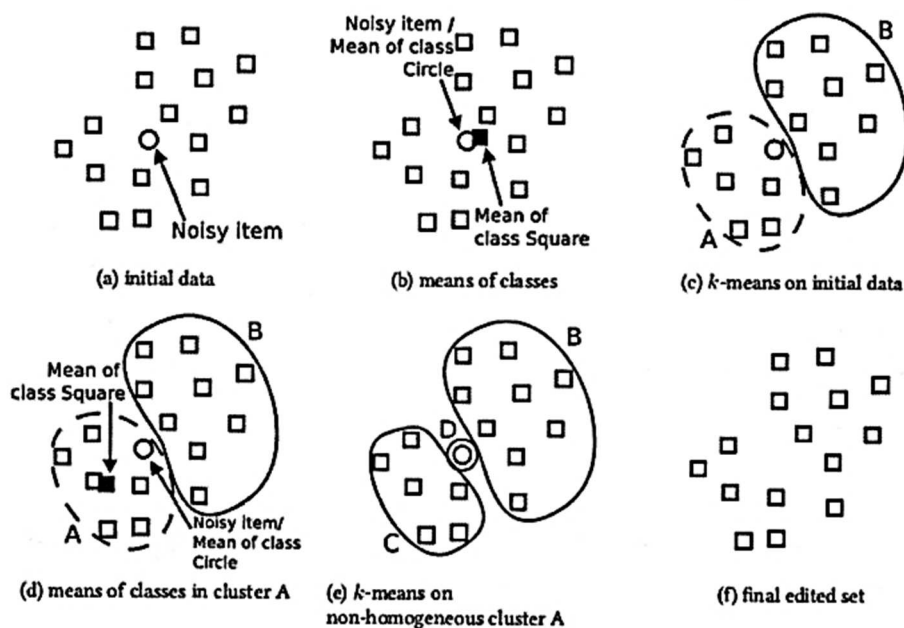
Ο RHC είναι ένας αλγόριθμος για μείωση του όγκου των δεδομένων ο οποίος διαιρεί διαδοχικά το σύνολο εκπαίδευσης σε συστάδες, μέχρις ότου όλες οι συστάδες να είναι ομοιογενείς, δηλαδή να περιέχουν εγγραφές των οποίων το class attribute να είναι το ίδιο. Όταν κάποια συστάδα βρεθεί να είναι ομοιογενής, υπολογίζεται το κέντρο βάρους (centroid) της και αυτό αποθηκεύεται μόνο στο συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων. Έτσι, είναι φανερό η εξοικονόμηση χώρου που επιτυγχάνεται, ιδιαίτερα αν το σύνολο δεδομένων δεν περιέχει πολλές θορυβώδεις εγγραφές. Η δημιουργία συστάδων γίνεται με τη χρήση του αλγορίθμου κατηγοριοποίησης k-Means. Ο RHC δεν είναι παραμετρικός, οπότε μόνη είσοδος του αποτελεί το σύνολο εκπαίδευσης TS, ενώ έξοδός του είναι το συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων, CS. Ο αλγόριθμος κάνει χρήση της δομής δεδομένων ουρά (Queue), στην οποία αποθηκεύει αρχικά όλα τα δεδομένα. Κατόπιν, ξεκινά μία σειρά από επαναλήψεις, κατά τις οποίες δημιουργεί συστάδες και αν κάποια από αυτές είναι ομοιογενής τοποθετεί το μέσο αντικείμενό της στο CS, αλλιώς τις επανατοποθετεί στην ουρά.

Συγκεκριμένα, ανακτάται το πρώτο στοιχείο της ουράς, που στην αρχή θα είναι όλο το TS και ελέγχεται αν είναι ομοιογενές. Στη συνέχεια, στόχος είναι να εκτελεστεί ο k-Means και να δώσει ως αποτέλεσμα τις νέες συστάδες (New clusters) κάθε μία από τις οποίες εισέρχεται μετά στην ουρά. Πριν από αυτό, προηγείται η κατασκευή του συνόλου class centroids όπου αποθηκεύονται τα κεντροειδή στοιχεία κάθε κλάσης. Αυτό το κομμάτι κώδικα αποτελεί μέρος βελτιστοποίησης ώστε η εκτέλεση να γίνει ταχύτερη, αφού αν ο k-Means εκτελεστεί με αρχικά δεδομένα τα κεντροειδή θα είναι πολύ πιο πιθανό οι συστάδες που θα εξάγει να έχουν στοιχεία αμιγώς μιας κλάσης, δηλαδή ομοιογενή (Wu, 2012). Οι επαναλήψεις συνεχίζονται μέχρι η ουρά να αδειάσει, γεγονός που θα σημαίνει ότι δεν υπάρχει άλλη ανομοιογενής συστάδα και όλα τα centroids έχουν προστεθεί στο συμπυκνωμένο σύνολο δεδομένων.

6.2 Ο αλγόριθμος EHC (Editing through homogeneous clusters)

Ο δεύτερος αλγόριθμος αυτής της κατηγορίας κι εξίσου σημαντικός με τον RHC είναι ο αλγόριθμος επιλογής δεδομένων μέσω σχηματισμού ομοιογενών συστάδων (EHC). Αντίθετα με τους υπόλοιπους αλγορίθμους data editing, πετυχαίνει πολύ ταχύτερη εκτέλεση και είναι επίσης μη-παραμετρικός. Ξεχωρίζοντας από τους υπόλοιπους, δεν είναι μία επέκταση του ENN-rule ούτε είναι βασισμένος σε εκείνον, αλλά χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο κατηγοριοποίησης k-Means. Παρόμοια με τον RHC, ο αλγόριθμος συνεχίζει να κατασκευάζει συστάδες δεδομένων μέχρι να είναι όλες τους ομοιογενείς. Επιπρόσθετα, διαγράφει όσα στοιχεία αποτελούν από μόνα τους μία (ομοιογενή προφανώς) συστάδα, αφού το γεγονός αυτό θα σημαίνει ότι αποτελούν θόρυβο ή διασυννοριακά σημεία τα οποία δυσκολεύουν την κατηγοριοποίηση. Στα ομοιογενή δεδομένα μιας συστάδας που αποτελείται μόνο από τετράγωνα, παρευρίσκεται ένα κυκλικό στοιχείο που αποτελεί θόρυβο. Αφού υπολογιστούν οι δύο μέσοι των δύο διαφορετικών κλάσεων, ο k-Means κατασκευάζει δύο συστάδες από τις οποίες η μία είναι ομοιογενής ενώ η άλλη συνεχίζει να περιέχει το κυκλικό σημείο. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για αυτήν τη δεύτερη συστάδα, με αποτέλεσμα μία από τις συστάδες που προκύπτουν να περιλαμβάνει μόνο τον κύκλο, οπότε απορρίπτεται από τον ΕΗΨ. Τελικά, το επιλεγμένο σύνολο δεδομένων θα περιλαμβάνει μόνο τετραγωνικά στοιχεία. Ο

κώδικας του αλγορίθμου αυτού μοιάζει πολύ με αυτόν του RHC, ωστόσο μία κύρια διαφορά είναι ότι αρχικά το επιλεγμένο σύνολο δεδομένων δεν παραμένει κενό, αλλά γεμίζει με όλα τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης. Αφού έχει προηγηθεί έλεγχος ότι η συστάδα είναι ομοιογενής, γίνεται η διαγραφή θορυβωδών αντικειμένων, αν αυτά αποτελούν το μοναδικό στοιχείο μιας συστάδας. Επίσης, όπως στον RHC, πριν εκτελεστεί ο k-Means, ορίζεται το σύνολο R όπου αποθηκεύονται τα μέσα στοιχεία κάθε κλάσης ώστε ο k-Means να εκτελεστεί αποτελεσματικότερα. Για να τερματίσει ο αλγόριθμος, πρέπει να αδειάσει η ουρά, οπότε όλες οι συστάδες που κατασκευάστηκαν να είναι ομοιογενείς. Έξοδο αποτελεί το edited set.



Εικόνα 10: Στάδια απαλοιφής θορύβου με τον EHC

6.3 Άλλοι αλγόριθμοι μείωσης του όγκου των δεδομένων μέσω σχηματισμού ομοιογενών συστάδων

Ο αλγόριθμος ERHC, αποτελεί συγχώνευση των δύο παραπάνω μεθόδων καθώς εφαρμόζει τον RHC αλλά επιπρόσθετα απορρίπτει συστάδες με πληθικό αριθμό 1 που προφανώς αποτελούν θόρυβο. Είναι ένας αλγόριθμος «δύο σε ένα», με πλεονεκτήματα στην ταχύτητα και στον όγκο της μείωσης, όμως ανάλογα με την εφαρμογή, μπορεί να είναι προτιμητέα μόνο μία από τις ιδιότητες των άλλων αλγορίθμων. Ο άλλος αλγόριθμος που έχει προταθεί είναι ο δυναμικός RHC (Dynamic RHC, dRHC), ο οποίος μπορεί να χειριστεί περιπτώσεις με δυναμικά μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα και συνεχούς ροής, αλλά και σύνολα δεδομένων μεγάλα σε όγκο που δε χωρούν στην κύρια μνήμη του υπολογιστή.

7. Σημασιολογικός ιστός και προβλήματα

Το διαδίκτυο σήμερα, αποτελεί τη μεγαλύτερη πηγή πληροφοριών, μεγάλοι όγκοι δεδομένων αναζητούνται, ανταλλάσσονται και επεξεργάζονται μέσω του παγκόσμιου ιστού. Επειδή, όμως ο όγκος των δεδομένων του ιστού έχει πάρει πολύ μεγάλες διαστάσεις χωρίς να υπάρχει ενιαίος τρόπος οργάνωσης, η ανταλλαγή και η επεξεργασία τους είναι πολύ δύσκολη. Ο σημασιολογικός ιστός, έρχεται ακριβώς να εξυπηρετήσει την ανάγκη για ενιαία οργάνωση των δεδομένων, ώστε το διαδίκτυο να γίνει μια αποδοτική παγκόσμια πλατφόρμα ανταλλαγής και επεξεργασίας από ετερογενείς πηγές πληροφορίας. Ένας γενικός ορισμός μας λέει ότι ο σημασιολογικός

ιστός δίνει δομή, οργάνωση και σημασιολογία στα δεδομένα, ώστε να είναι, σε μεγάλο βαθμό, κατανοητά από μηχανές (machine understandable). Ο όρος **σημασιολογικός ιστός** (Semantic web) χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά το 1998 από το δημιουργό του πρώτου φυλλομετρητή ιστοσελίδων και εξυπηρετητή διαδικτύου, Tim Berners Lee. Από τότε, καταβάλλεται μεγάλη προσπάθεια από την επιστημονική κοινότητα για την υλοποίησή του πάνω από τον παγκόσμιο ιστό. Στο βασικότερο επίπεδό του, ο σημασιολογικός ιστός αποτελεί μία συλλογή από συνοπτική πληροφορία για τη διακινούμενη πληροφορία, τα μεταδεδομένα, η οποία δεν είναι ορατή στον τελικό χρήστη. Τα **μεταδεδομένα**, χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν υπάρχοντα έγγραφα, ιστοσελίδες, βάσεις δεδομένων, προγράμματα που βρίσκονται στο διαδίκτυο. Οι εφαρμογές λογισμικού που κάνουν χρήση μεταδεδομένων, αποκτούν καλύτερη κατανόηση της σημασιολογίας του περιεχομένου τους και άρα μπορούν να τα επεξεργαστούν με πιο αποδοτικό τρόπο.

Η κατανόηση των μεταδεδομένων από τις μηχανές, είναι δυνατή μέσω της χρήσης ειδικών λεξικών (των οντολογιών) τα οποία παρέχουν κοινούς κανόνες και λεξιλόγια για την ερμηνεία των δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, είναι δυνατή η κοινή κατανόηση όρων και εννοιών από εφαρμογές που προέρχονται από διαφορετικά πληροφοριακά συστήματα. Απώτερος στόχος της όλης προσπάθειας είναι η ικανοποίηση των απαιτήσεων των συμμετεχόντων στην κοινωνία της πληροφορίας για αυξημένη ποιότητα υπηρεσιών. Αυτό, συνίσταται κυρίως στη βελτιωμένη αναζήτηση, εκτέλεση σύνθετων διεργασιών μέσω του διαδικτύου και στην εξατομίκευση της πληροφορίας, σύμφωνα με τις ανάγκες του εκάστοτε χρήστη.

Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που καλείται να λύσει ο σημασιολογικός ιστός είναι η πρόσβαση στην πληροφορία. Η αυξανόμενη παραγωγή και η συνεχής βελτίωση των μεθόδων ψηφιοποίησης, συμβάλλουν στην παραγωγή ενός ωκεανού ψηφιακών δεδομένων που προφανώς δύναται να δημιουργήσει μεγάλο αριθμό προβλημάτων. Το πιο σημαντικό ίσως από αυτά, είναι ο τρόπος με τον οποίο θα μπορεί κανείς να διαχειριστεί όλη αυτή την πληροφορία. Δε θα πρέπει να αμελούμε το γεγονός πως η ικανότητα παραγωγής, αποθήκευσης και μετάδοσης της πληροφορίας, έχει ξεπεράσει κατά πολύ τις δυνατότητες αναζήτησης, πρόσβασης και παρουσίασης. Λόγω του αυξανόμενου όγκου της πληροφορίας και των προβλημάτων αποτελεσματικής πρόσβασης, έχει γίνει τα τελευταία χρόνια ξεκάθαρο προς την επιστημονική κοινότητα ότι για την αύξηση της απόδοσης χρειάζονται νέες μέθοδοι υπολογισμού, ικανές να προσαρμοστούν σε μία πληθώρα παραμέτρων τόσο αντικειμενικών όσο και υποκειμενικών. Η απόδοση ενός συστήματος πρόσβασης στην πληροφορία, εκτιμάται μέσα από την ανάκληση και την ακρίβεια. Η αναφορά στα προβλήματα που αντιμετωπίζουν τα σύγχρονα συστήματα πρόσβασης στην πληροφορία, έχει άμεση σχέση με τον τύπο των ερωτήσεων που δέχονται ως είσοδο.

Υπάρχουν δύο διαφορετικά είδη ερωτημάτων, οι ερωτήσεις γενικού περιεχομένου και ειδικού περιεχομένου. Το μέγεθος της απάντησης σε ερωτήσεις γενικού περιεχομένου, είναι μεγάλο και παρουσιάζει εξαιρετικά μεγάλες αποκλίσεις ως προς τη σχετικότητα της ίδιας της ερώτησης. Το πρόβλημα, εστιάζεται στην επιλογή ενός μικρού συνόλου από τις πιο σχετικές απαντήσεις, είναι δηλαδή πρόβλημα ακρίβειας. Αντίθετα, για τις ερωτήσεις ειδικού περιεχομένου, το διαθέσιμο σύνολο σχετικών απαντήσεων είναι μικρό και το πρόβλημα που προκύπτει είναι πρόβλημα ανάκτησης.

7.1 Εξόρυξη πληροφορίας από το διαδίκτυο

Εξόρυξη πληροφορίας από το διαδίκτυο, ονομάζεται κάθε διαδικασία που έχει ως αποτέλεσμα την ανάκτηση πληροφορίας (Information retrieval) από τον

παγκόσμιο ιστό. Στο εξής, θα αναφερόμαστε στον όρο ανάκτηση πληροφορίας ως IR για συντομία. Η ανακτώμενη πληροφορία δεν περιορίζεται απλώς σε σελίδες HTML, αλλά μπορεί να είναι αρχεία πολυμέσων ή οποιοδήποτε είδος αρχείου έχει τη δυνατότητα να μεταφερθεί πάνω από το διαδίκτυο. Η ανάγκη για ανάκτηση πληροφορίας, πηγάζει από τις αρχές της δεκαετίας του 50 όταν ο Mooers εξέφρασε ανοιχτά σε δημοσίευσή του την ανάγκη για ανάκτηση πληροφορίας. Αργότερα, στη δεκαετία του 1960, το IR είχε γίνει πλέον ένα πολύ δημοφιλές θέμα καθώς πολλοί ερευνητές πίστευαν ότι μπορούν να αυτοματοποιήσουν τις μέχρι τότε χειροκίνητες διαδικασίες, όπως η δεικτοδότηση και η αναζήτηση. Προκειμένου να πετύχει τα στόχο της η κοινότητα IR, όρισε δύο βασικές ενέργειες που έχουν γίνει αντικείμενα έρευνας για πολλά χρόνια και είναι: η δεικτοδότηση και η αναζήτηση.

Η **δεικτοδότηση** αναφέρεται στον τρόπο με τον οποίο αναπαρίσταται η πληροφορία για τους σκοπούς της ανάκτησης. Η **αναζήτηση** αναφέρεται στον τρόπο με τον οποίο δομείται η πληροφορία όταν πραγματοποιείται ένα ερώτημα. Παρόλο που οι δύο αυτές διαδικασίες αποτελούν τον πυρήνα ενός συστήματος IR, άλλες διαδικασίες είναι αυτές που κερδίζουν έδαφος, όπως οι τεχνικές αναπαράστασης της πληροφορίας, με σκοπό να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητα της ανάκτησης. Στην παρούσα φάση, το IR αντιμετωπίζει μία σειρά από θέματα. Αρχικά, εφαρμόστηκε σε βάσεις δεδομένων βιβλιοθηκών, όπου σε ένα αρχείο αποθηκεύονταν γενικά χαρακτηριστικά κάθε εγγράφου, όπως ο τίτλος και ο συγγραφέας, και η αναζήτηση γινόταν βάσει αυτών των στοιχείων. Στη συνέχεια και εξαιτίας της αύξησης του μεγέθους των αποθηκευτικών μέσων, ολόκληρο το κείμενο αποθηκευόταν σε αρχείο και η αναζήτηση ήταν εφικτή σε ολόκληρες συλλογές από κείμενα. Έτσι, μέχρι ενός σημείου το IR αντιπροσώπευε την ανάκτηση κειμένων. Αργότερα και έως σήμερα, δίνεται περισσότερη σημασία στον όρο πληροφορία. Άλλωστε σήμερα, δεν έχουμε μόνο έγγραφα πάνω στα οποία γίνεται η αναζήτηση αλλά και αρχεία πολυμέσων.

Ωστόσο, το βασικό κλειδί στην υπόθεση του IR είναι η ανάκτηση πληροφορίας που προσεγγίζει περισσότερο τις ανάγκες του χρήστη που πραγματοποιεί την αναζήτηση. Ένα από τα βασικά στοιχεία του IR, είναι η μέτρηση του κατά πόσο τα ανακτημένα κείμενα είναι σχετικά με το ερώτημα που κάνουμε. Πολλές μετρικές, έχουν αναπτυχθεί με τις δύο πιο γνωστές να είναι η ανάκληση και η ακρίβεια. Η **ακρίβεια**, μας δίνει το επί τοις εκατό ποσοστό των σχετικών κειμένων εν συγκρίσει με αυτά που ανακτήθηκαν ενώ η **ανάκληση** μας δίνει το επί τοις εκατό ποσοστό των κειμένων που ανακτήθηκαν, εν συγκρίσει με μία συλλογή που γνωρίζουμε ότι περιέχει όλα τα σχετικά. Τα μεγέθη ακρίβεια και ανάκληση είναι αντιστρόφως ανάλογα. Αυτό σημαίνει πως για να αυξήσουμε την ανάκληση θα μειωθεί η ακρίβεια. Φυσικά ισχύει και το αντίστροφο. Ένα σύστημα μπορεί να πετύχει κατά μέσο όρο περίπου 30% ανάκληση και 30% ακρίβεια. Οι τιμές αυτές δεν έχουν καμία σύγκριση με ένα σύστημα διαχείρισης βάσης δεδομένων (DBMS) που τα ποσοστά αυτού προσεγγίζουν το 100%. Ωστόσο, θα μπορούσε κανείς να πει πως και τα δύο συστήματα πραγματοποιούν την ίδια διαδικασία, δηλαδή ανάκτηση πληροφορίας.

Αυτό, έχει να κάνει με τον τρόπο με τον οποίο δομείται ένα σύστημα DBMS και ο οποίος είναι τέτοιος ώστε να εξυπηρετεί απόλυτα τις ανάγκες ενός χρήστη. Αυτή η δυσκολία που αντιμετωπίζουν τα συστήματα IR (μικρές τιμές ανάκλησης και ακρίβειας), γεννά ένα άλλο επιστημονικό πεδίο το οποίο είναι το IF (Information filtering). Σε ένα κλασσικό άρθρο οι Belkin και Croft παρουσίασαν δύο διαφορετικούς ορισμούς για τα δύο παραπάνω θέματα οι οποίοι έχουν κοινές τεχνικές αλλά διαφέρουν σε τρία βασικά στοιχεία. Στο IF ο χρήστης μπορεί να περιμένει, εν γνώσει του, για μεγάλο χρονικό διάστημα μέχρι να του παρουσιαστεί μία απάντηση.

Επιπρόσθετα, το IF χειρίζεται και θέματα που από τη φύση τους είναι δυναμικά και εντάσσει στο μηχανισμό του στοιχεία εκμάθησης, σύμφωνα με τα κείμενα που προσθέτει στη συλλογή του. Τέλος, το βασικότερο είναι πως το IR αναζητά παραπλήσια κείμενα από μία μεγάλη συλλογή κειμένων, σε αντίθεση με το IF το οποίο προσπαθεί να αφαιρέσει από μία συλλογή τα εισερχόμενα κείμενα που δεν είναι σχετικά. Παρ' όλες τις διαφορές που έχουν τα δύο αυτά πεδία, δεν πρέπει να αμελούμε πως έχουν παραπλήσιο σκοπό: να εξασφαλίσουν ότι τα κείμενα που θα παρουσιαστούν στο χρήστη είναι σχετικά με το ερώτημά του. Τα διαγράμματα ακρίβειας/ανάκλησης είναι χρήσιμα, εφόσον μελετούμε την απόδοση ανάκτησης διαφορετικών αλγορίθμων σε ένα σύνολο από πρότυπες πληροφοριακές ανάγκες.

Ωστόσο, υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες θα θέλαμε να συγκρίνουμε την απόδοση αλγορίθμων ανάκτησης για ατομικές πληροφοριακές ανάγκες. Οι λόγοι για να το κάνουμε αυτό είναι δύο:

- η χρήση μέσων τιμών, που προκύπτουν από την εκτέλεση διαφόρων ερωτημάτων, μπορεί να αποκρύπτει σημαντικές ανωμαλίες στον αλγόριθμο ανάκτησης

- όταν συγκρίνουμε δύο αλγορίθμους, μπορεί να θέλουμε να μελετήσουμε κατά πόσο ο ένας είναι καλύτερος του άλλου για κάθε μία από τις πληροφοριακές ανάγκες που έχουμε και όχι συνολικά. Σε τέτοιες περιπτώσεις, υπολογίζουμε μία μόνο τιμή ακρίβειας για κάθε ερώτημα, η οποία θα μπορούσε να θεωρηθεί ως σύνοψη του συνολικού διαγράμματος ακρίβειας/ανάκλησης. Συνήθως, αυτή η τιμή είναι η ακρίβεια σε κάποιο συγκεκριμένο επίπεδο ανάκλησης. Φυσικά, αυτές είναι λίγες από τις πολλές προσεγγίσεις που μπορούν να γίνουν.

7.2 Η Γλώσσα HTML

Τα αρχικά HTML προέρχονται από τις λέξεις Hyper Text Markup Language. Η HTML, δεν είναι γλώσσα προγραμματισμού. Είναι μία περιγραφική γλώσσα (markup language) δηλαδή ένας ειδικός τρόπος γραφής κειμένου. Βασικό στοιχείο της γλώσσας αυτής είναι έννοια του "tag" (ετικέτα). Κάθε στοιχείο των σελίδων HTML, εμφανίζεται ανάμεσα σε ετικέτες (tags) και οι ετικέτες αυτές καθορίζουν την τοποθεσία μέσα στη σελίδα των στοιχείων αυτών και τη μορφή με την οποία θα εμφανίζονται και θα φαίνονται. Όλες οι σελίδες HTML, ξεκινούν με την ετικέτα <html> και τελειώνουν με την αντίστοιχη ετικέτα τέλους </html>. Επίσης, κάθε σελίδα HTML αποτελείται από δύο τμήματα. Το **πρώτο** τμήμα καθορίζεται από τις ετικέτες <head> και </head> και το **δεύτερο** από τις «body» και </body>.

Το **πρώτο τμήμα** αποτελεί την κεφαλή του κειμένου και καθορίζει διάφορες παραμέτρους της συγκεκριμένης σελίδας. Για παράδειγμα, καθορίζει τον τίτλο της, τη σχέση της με άλλες σελίδες, τη μορφή που μπορεί να έχει ή ακόμα και τη scripting γλώσσα που μπορεί να χρησιμοποιήσει. Από τα παραπάνω στοιχεία, αυτό που χαρακτηρίζει κατά κάποιο τρόπο τη συγκεκριμένη σελίδα είναι ο τίτλος της, ο οποίος εμφανίζεται ανάμεσα στις ετικέτες <title> και </title>.

Το **δεύτερο τμήμα**, αποτελεί το σώμα της σελίδας και είναι αυτό που περιέχει όλη την πληροφορία που επιθυμεί ο δημιουργός της σελίδας να παρουσιάσει, με τη μορφή κειμένου, ή εικόνων, ή με διασυνδέσεις προς άλλες σελίδες δικές του ή άλλων ατόμων. Από τα στοιχεία που μπορούν να τοποθετηθούν στο σώμα μιας σελίδας HTML, τα περισσότερα μπορούν να ενταχθούν σε δύο βασικές κατηγορίες.

Η **πρώτη**, αποτελείται από τα στοιχεία ορισμού περιοχής τα οποία είναι οι επικεφαλίδες, οι παράγραφοι και οι οριζόντιες γραμμές. Σημαντικό ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι επικεφαλίδες, οι οποίες καθώς τονίζονται από το δημιουργό της σελίδας, υποδηλώνουν ότι περιέχουν κάποια πληροφορία η οποία πρέπει να

προσεχτεί. Υπάρχουν έξι επίπεδα από επικεφαλίδες, το H_1 είναι το πιο σημαντικό και το H_6 το λιγότερο σημαντικό. Το κείμενο που εμφανίζεται σαν επικεφαλίδα, περιέχεται ανάμεσα σε ετικέτες της μορφής `<h1>` και `</h1>`, δηλαδή ανάλογα με την επικεφαλίδα καθορίζεται και η ετικέτα.

Η **δεύτερη** βασική κατηγορία αποτελείται από τα στοιχεία ορισμού κειμένου, τα οποία ορίζουν τύπους χαρακτήρων στο κείμενο. Βασική υποκατηγορία αυτών των στοιχείων, αποτελούν τα στοιχεία τύπου γραμματοσειράς. Ανάλογα με τα στοιχεία που επιλέγει ο δημιουργός της σελίδας, μπορεί να παρουσιάσει κάποιο κείμενο, ή με πιο έντονα γράμματα, είτε με πλάγιους χαρακτήρες, είτε να είναι υπογραμμισμένο. Ένα κείμενο, για να εμφανίζεται με έντονα γράμματα πρέπει να βρίσκεται είτε ανάμεσα στις ετικέτες `<b>` και `</b>` είτε ανάμεσα στις `<strong>` και `</strong>`.

Για να εμφανίζεται με πλάγιους χαρακτήρες, πρέπει να βρίσκεται ανάμεσα στις ετικέτες `<i>` και `</i>`. Για να είναι υπογραμμισμένο, πρέπει να βρίσκεται ανάμεσα στις ετικέτες `<u>` και `</u>`. Ο δημιουργός της σελίδας, μπορεί να εμφανίζει στη σελίδα του διάφορες εικόνες. Για να το επιτύχει αυτό χρειάζεται ένα άλλο στοιχείο της γλώσσας HTML, το `img`, το οποίο ανήκει στα στοιχεία ορισμού κειμένου. Το στοιχείο αυτό καθορίζεται από την ετικέτα `<img>` και δεν έχει ετικέτα τέλους. Ένα ακόμα πολύ χρήσιμο και θεμελιώδες στοιχεία της γλώσσας HTML, είναι οι υπερδεσμοί. Οι υπερδεσμοί περιέχονται ανάμεσα στις ετικέτες `<a>` και `</a>` και έχουν την ακόλουθη μορφή: `<a href="urlpage">hyperlink - text</a>`. Στο πεδίο «href» του στοιχείου `a` δίνεται η διεύθυνση της σελίδας προς την οποία δείχνει ο συγκεκριμένος υπερδεσμός. Ανάμεσα στις δύο ετικέτες δίνεται το κείμενο που παρουσιάζει ο υπερδεσμός και η σελίδα προς την οποία δείχνει, επομένως κατά κάποιο τρόπο παρουσιάζει και το περιεχόμενο της σελίδας αυτής.

8. Μηχανική μάθηση

8.1 Εισαγωγή

Η μάθηση (Learning), είναι μία από τις θεμελιώδεις ιδιότητες της νοήμονος συμπεριφοράς του ανθρώπου. Παρά τις τελετές και τις έρευνες επί χρόνια από τους επιστήμονες του πεδίου της γνωστικής ψυχολογίας και τους φιλοσόφους, η έννοια της μάθησης δεν έχει γίνει πλήρως κατανοητή. Πώς θα μπορούσαν οι επιστήμονες του χώρου της ΤΝ να δημιουργήσουν υπολογιστικά συστήματα ικανά να μάθουν, να επιτύχουν, δηλαδή τη λεγόμενη μηχανική μάθηση (Machine learning); Αυτή μπορεί να οριστεί ως «το φαινόμενο κατά το οποίο ένα σύστημα βελτιώνει την απόδοσή του κατά την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, χωρίς να υπάρχει ανάγκη να προγραμματιστεί εκ νέου.». Βάσει του ορισμού αυτού, η μηχανική μάθηση έχει ως σκοπό τη δημιουργία μηχανών ικανών να μαθαίνουν, να βελτιώνουν, δηλαδή την απόδοσή τους σε κάποιους τομείς μέσω της αξιοποίησης προηγούμενης γνώσης και εμπειρίας. Ένας σχετικός γενικός ορισμός μηχανικής μάθησης δίνεται από τον Mitchell (1997): «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέμε ότι μαθαίνει από την εμπειρία E ως προς κάποια κλάση εργασιών T και μέτρο απόδοσης P , αν η απόδοσή του σε εργασίες από το T , όπως μετριέται από το P , βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας E .».

Δηλαδή, μηχανική μάθηση (Machine learning), καλείται η δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από σύνολα δεδομένων, με χρήση υπολογιστικών συστημάτων. Εκτός από ορισμούς της μάθησης που έχουν διατυπωθεί (Simon, 1983; Minsky, 1985; Michalski, 1986) τις τελευταίες δεκαετίες, έχουν δοθεί διάφοροι σχετικοί ορισμοί για τη μηχανική μάθηση (Carbonell, 1987; Mitchell, 1997; Witten&Frank, 2000). Ένα γνωστικό ή γνωσιακό σύστημα (cognitive system) είναι ένα φυσικό ή τεχνητό σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών με ιδιότητες μάθησης,

συλλογισμού, αντίληψης, λήψης αποφάσεων, επικοινωνίας, δράσης κ.α., μπορεί να χρησιμοποιήσει δύο βασικές ιδιότητες:

- απόκτηση γνώσης, κατά τη διάρκεια αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον του
- βελτίωση της εκτέλεσης ενεργειών, με επαναλήψεις (δηλαδή βελτίωση της απόδοσής του).

Ο άνθρωπος, παρατηρώντας το περιβάλλον του και προσπαθώντας να δημιουργήσει απλοποιημένες (αφαιρετικές) παραστάσεις του, κατασκευάζει διάφορα μοντέλα, χρησιμοποιώντας διαδικασίες που βασίζονται σε μεθόδους επαγωγικής μάθησης (inductive learning) και επαγωγή (induction). Επιπρόσθετα, ο άνθρωπος μπορεί να δημιουργήσει διάφορες νέες δομές που καλούνται *πρότυπα* (patterns).

Η διαδικασία δημιουργίας τέτοιων προτύπων και μοντέλων, από διάφορα σύνολα δεδομένα, καλείται μηχανική μάθηση (machine learning). Στην επαγωγική μάθηση (Inductive learning), με τη διαδικασία της επαγωγής (induction), ο άνθρωπος μαθαίνει κατανοώντας το περιβάλλον του, μέσω παρατηρήσεων και δημιουργεί μια απλοποιημένη (αφαιρετική) εκδοχή του, που ονομάζεται νοητικό μοντέλο (mental model). Επιπλέον, ο άνθρωπος έχει τη δυνατότητα να οργανώνει και να συσχετίζει τις εμπειρίες και τις παρατηρήσεις του, δημιουργώντας νέες δομές που ονομάζονται νοητικά πρότυπα (mental patterns), με αξιοποίηση του επαγωγικού και του απαγωγικού συλλογισμού. Στη δημιουργία νέων προτύπων από παλαιά, βασίζονται οι τρόποι μάθησης που εξαρτώνται, σε μεγαλύτερο ή μικρότερο βαθμό, από την προϋπάρχουσα γνώση για ένα πρόβλημα, όπως είναι η μάθηση από επεξηγήσεις και η μάθηση από περιπτώσεις. Σε σχέση με την ανθρώπινη ικανότητα προς μάθηση, οι φιλόσοφοι θέτουν το ερώτημα «*Πώς μπορεί ένας επαγωγικός συλλογισμός που οδηγεί στη μάθηση να αξιολογηθεί ως προς την ορθότητά του;*». Αντίστοιχα, οι ψυχολόγοι ρωτούν «*Πώς αποθηκεύει ο εγκέφαλος τα αποτελέσματα της διαδικασίας της μάθησης, δηλαδή τα νοητικά μοντέλα και τα πρότυπα;*». Στο χώρο της ΤΝ απλώς ρωτούν «*Πώς μπορεί μία μηχανή να δημιουργήσει νέα μοντέλα και πρότυπα μάθησης από συγκεκριμένα παραδείγματα και πόσο αξιόπιστα είναι αυτά τα μοντέλα και πρότυπα στην πράξη;*».

8.2 Είδη μηχανικής μάθησης

Ο τομέας της μηχανικής μάθησης, αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης, ανάλογους με τους τρόπους με τους οποίους μαθαίνει ο άνθρωπος: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση. Πιο αναλυτικά:

- **Επιβλεπόμενη μάθηση** (Supervised learning) είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους (σύνολο εκπαίδευσης) σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα:

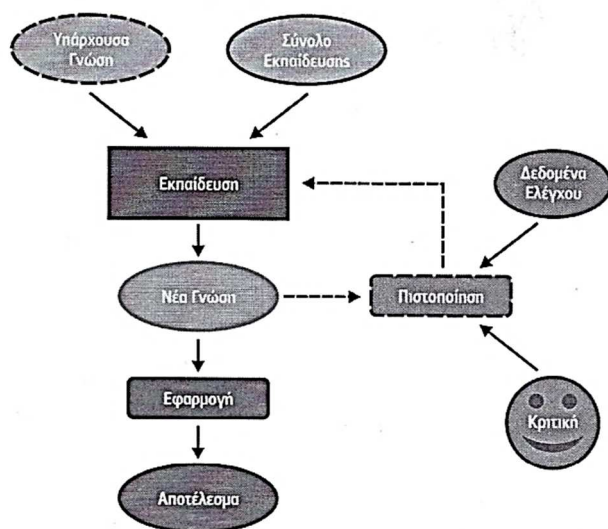
- Ταξινόμησης (Classification)
- Πρόγνωσης (Prediction)
- Διερμηνείας (Interpretation)

- **Μη επιβλεπόμενη μάθηση** (Unsupervised learning), όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων, υπό μορφή παρατηρήσεων, χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα:

- Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis)
- Ομαδοποίησης (Clustering)

- **Ενισχυτική μάθηση** (Reinforcement learning), όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού (Planning), όπως για

παράδειγμα ο έλεγχος της κίνησης των ρομπότ και η βελτιστοποίηση των εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους.



Εικόνα 11: Φάσεις μηχανικής μάθησης

8.3 Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης

Ένας από τους συνηθέστερους τρόπους μηχανικής μάθησης, είναι μέσω επαγωγών που παρέχουν, δια του προτασιακού λογισμού, ένα μηχανισμό εξαγωγής (όχι απαραίτητα σωστών) λογικών συμπερασμάτων από παραδείγματα. Οι αλγόριθμοι επαγωγικής μάθησης (Inductive learning algorithms), είναι ένα είδος αλγορίθμων που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της ΤΝ και ιδιαίτερα στο χώρο της μηχανικής μάθησης. Σκοπός των αλγορίθμων αυτών, είναι η κατάληξη σε αποφάσεις σχετικές με τις σχέσεις που κυριαρχούν μέσα σε ένα σύνολο παραδειγμάτων, που έχουν συγκεντρωθεί από παρατηρήσεις. Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης, εφαρμόζονται κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης (classification problems) και παρεμβολής (Regression problems). Δημιουργούνται μοντέλα πρόβλεψης διακριτών τάξεων, κατά την κατηγοριοποίηση και αριθμητικών τιμών κατά την παρεμβολή. Για προβλήματα πρόβλεψης, χρησιμοποιείται κυρίως μια παραλλαγή τους, οι αλγόριθμοι ημιεπιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, οι οποίοι λειτουργούν με σύνολο εκπαίδευσης μέσα στο οποίο υπάρχουν παραδείγματα μη γνωστών εξόδων.

Στην επιβλεπόμενη επαγωγική μάθηση (Supervised inductive learning) το σύστημα πρέπει να «μάθει», δηλαδή να κατασκευάσει ένα νέο μοντέλο, υπό μορφή μιας συνάρτησης πρόγνωσης (Predictor function), η οποία θα απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές, επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Γνωστότεροι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης είναι:

- Δένδρα απόφασης (Decision Trees)
- Μάθηση βασισμένη σε επεξηγήσεις (Explanation - Based Learning)
- Μάθηση βασισμένη σε περιπτώσεις (Case - Based Learning)
- Μάθηση νευρωνικών δικτύων (π.χ. Backpropagation Neural Networks)
- Μάθηση μέσω στατιστικών μεθόδων (π.χ. μάθηση κατά Bayes)
- Συλλογική μάθηση από ενδυνάμωση (Boosting)

8.4. Δένδρα απόφασης

Τα Δένδρα απόφασης-ΔΑ (Decision trees) είναι ο γνωστότερος αλγόριθμος επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης και έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλούς τομείς όπου απαιτείται ταξινόμηση, όπως ενδεικτικά, στην αναγνώριση προσώπων σε εικόνες, στην ιατρική για διάγνωση περιστατικών, για προβλέψεις απαραίτητες στη διαφήμιση, για προώθηση προϊόντων και, γενικότερα, για εξόρυξη γνώσης. Ο αλγόριθμος ΔΑ οδηγεί στη δημιουργία μιας δενδροειδούς μορφής που τα φύλλα της αποτελούν κατηγορίες ταξινόμησης (classes). Η δενδροειδής αυτή μορφή, μπορεί να αναγνωστεί και ως ένα σύνολο κανόνων που καλούνται κανόνες ταξινόμησης (classification rules) και να δώσει μια πειστική απάντηση στο ερώτημα « *Πώς μπορεί μία μηχανή να δημιουργήσει γενικούς κανόνες από συγκεκριμένες παρατηρήσεις και πόσο αξιόπιστοι είναι αυτοί οι κανόνες στην πράξη;* ». Βασικές προϋποθέσεις για τη λειτουργία ενός αλγορίθμου επαγωγικής μάθησης είναι:

- καθορισμός ενός συνόλου χαρακτηριστικών (features set- FS) ως των προϋποθέσεων του επιδιωκόμενου προς εξαγωγή κανόνα ταξινόμησης:

$$FS = \{F_1, F_2, F_3, \dots, F_{|FS|}\}$$

- ύπαρξη προκαθορισμένων διακριτών κατηγοριών ταξινόμησης (classes- C) ως στόχου του διαχωρισμού τον οποίο θα επιδιώξει ο αλγόριθμος και στη συνέχεια ως συμπερασμάτων (conclusions) των κανόνων στους οποίους θα οδηγήσει η αναγνώριση της δενδροειδούς μορφής που θα αναπτύξει ο αλγόριθμος:

$$C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_{|c|}\}$$

- ύπαρξη επαρκούς αριθμού δειγμάτων που θα προκύψουν από παρατηρήσεις και θα χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία του εκπαιδευτικού συνόλου (training set - TS).

8.5 Εισαγωγικές παρατηρήσεις

Οι βασικές πρωταρχικές έννοιες της μάθησης (Learning), της νοημοσύνης (Intelligence) της εξόρυξης δεδομένων (Data Mining) με τις αντίστοιχες σύγχρονες έννοιες της μηχανικής μάθησης (Machine Learning), της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence) της εξόρυξης ανομοιογενών συνόλων δεδομένων (Imbalanced Data Sets) από μεγάλες βάσεις δεδομένων, είναι στενά συνδεδεμένες και αλληλοεπιδρούσες μεταξύ τους, όσον αφορά θεωρητικά και εφαρμοσμένα προβλήματα των υπολογιστικών επιστημών (computing sciences) και των πολυποίκιλων εφαρμογών τους. Η μάθηση, μπορεί να αναφέρεται στην απομνημόνευση εμπειριών και στη δημιουργία πολύπλοκων επιστημονικών θεωριών.

Αναφέρονται διάφορες μορφές μάθησης, ταξινομήσεις, κατηγοριοποιήσεις, όπως επαγωγική (Jevons, 1874; Plotkin, 1971; Quilan, 1990), υπολογιστική συλλογική (Kolmogorov, 1965; Kearns and Vazirani, 1994; Antony and Bartlett, 1999), ενισχυτική μάθηση, μάθηση δένδρων αποφάσεων (Friejenbaum, 1961; Breimann et al., 1984; Breiman, 1996), στατιστικές μέθοδοι μάθησης (DeGroot, 1970; Hastie et al., 2001; Domingos and Pazzani, 1997; Elkan, 1997, Christiani and Scholkopf, 2002) σχέσεις γνώσης και μάθησης (Fikes et al., 1972; Mitchel et al., 1986; Minton 1988; Dietterich, 1990).

8.6 Εφαρμογές της μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση ή γνωσιακές μηχανές (Machine Learning), ένας κλάδος της ΤΝ, είναι ένα επιστημονικό πεδίο που αναφέρεται στο σχεδιασμό και στην ανάπτυξη αλγορίθμων που δέχονται ως είσοδο (input) εμπειρικά δεδομένα, όπως εκείνα που προέρχονται από αισθητήρες (sensors) ή βάσεις δεδομένων και δίνει σχέδια ή σχετικές προβλέψεις για τα χαρακτηριστικά των εμπλεκόμενων μηχανισμών που

δημιούργησαν τα δεδομένα. Τα κύρια χαρακτηριστικά των αγνώστων βασικών κατανομών πιθανοτήτων, μπορούν να γίνουν γνωστά έτσι ώστε τα δεδομένα να χρησιμοποιηθούν με αποδοτικό τρόπο, από έναν εκπαιδευόμενο. Τέτοια δεδομένα, μπορούν να θεωρηθούν ως περιπτώσεις πιθανών σχέσεων, μεταξύ των παρατηρούμενων μεταβλητών. Ένα από τα κύρια αντικείμενα της έρευνας της μηχανικής μάθησης είναι ο σχεδιασμός αλγορίθμων που αναγνωρίζουν πολυσύνθετα σχέδια και μπορούν να λάβουν νοήμονες αποφάσεις, βασισμένες στα δεδομένα εισόδου. Μία βασική δυσκολία, είναι ότι η ομάδα όλων των δυνατών συμπεριφορών με όλα τα πιθανά δεδομένα εισόδου είναι πολύ μεγάλη για να συμπεριληφθεί σε ένα σύνολο δεδομένων που έχουν παρατηρηθεί (επιλεγμένα δεδομένα [training data]). Με βάση τα προηγούμενα, ο εκπαιδευόμενος (learner) πρέπει να γενικεύσει από τα δεδομένα παραδείγματα έτσι ώστε να μπορεί να παράγει χρήσιμα συμπεράσματα για νέα προβλήματα.

Η μηχανική μάθηση, μπορεί εναλλακτικά να οριστεί ως ένα επιστημονικό πεδίο που προσδίδει στους υπολογιστές την ικανότητα να μάθουν χωρίς να έχουν άμεσα προγραμματισθεί για τέτοιο σκοπό (Samuel, 1959). Ο A. Samuel ένας Αμερικανός καθηγητής του πανεπιστημίου Stanford, πρωτοπόρος στα πεδία TN και θεωρίας παιγνίων υπολογιστών, παρουσίασε το 1959 ένα πρόγραμμα υπολογιστή για το παιχνίδι της ντάμας (Checkers-playing program), που θεωρείται ως το πρώτο πρόγραμμα αυτομάθησης υπολογιστή. Αναφέρεται ότι μία μηχανή μαθαίνει κάθε φορά που αλλάζει τη δομή του, το πρόγραμμα ή τα δεδομένα, που βασίζονται στα δεδομένα εισόδου ή σε ανταπόκριση εξωτερικών πληροφοριών, έτσι ώστε η αναμενόμενη απόδοση θα βελτιωθεί. Τέτοιες αλλαγές, όπως η πρόσθεση εγγραφών σε μία βάση δεδομένων, ανήκουν σε δικαιοδοσίες άλλων γνωστικών αντικειμένων και γενικά είναι γνωστές ως μάθηση. Για παράδειγμα, όταν η απόδοση μίας μηχανής αναγνώρισης ομιλίας βελτιώνεται, μετά από το άκουσμα διάφορων δειγμάτων της ομιλίας ενός ατόμου, κατανοούμε και μπορούμε να πούμε ότι μηχανή έχει μάθει. Η μηχανική μάθηση συνήθως αναφέρεται σε αλλαγές σε συστήματα που εκτελούν διαδικασίες (αναγνώριση, διάγνωση, σχεδιασμός, έλεγχος ρομπότ, προβλέψεις, κλπ.), που σχετίζονται με την TN. Διάφορα γνωστικά αντικείμενα έχουν χρησιμοποιηθεί στην μηχανική μάθηση, όπως:

- Στατιστική (Anderson, 1958)
- Μοντέλα εγκεφάλου (McCulloch et al. 1943, Rosenblatt 1958, Sejnowski et al. 1988, Gluk et al. 1989),
- Προσαρμοσμένη θεωρία ελέγχου (Bolling et al. 1988, Sutton et al. 1987)
- TN (Samuel 1959, Carbonell 1983, Laird et al. 1986, Minton 1988, Kolodner 1993, Quinlan 1990, Muggleton 1991, Etzioni 1993, Lavra et al. 1994)
- Εξελικτικά μοντέλα [Evolutionary Models]
- Γενετικοί αλγόριθμοι (Holland, 1975)
- Γενετικός προγραμματισμός (Koza, 1992–1994).

Σύμφωνα με το έγκυρο διεθνές επιστημονικό σχήμα της ACM για τα γνωστικά αντικείμενα της πληροφορικής, η μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος της TN που αποτελεί μία υποκατηγορία των μεθοδολογιών υπολογισμών, βασικής κατηγορίας της πληροφορικής. Το πολυδιάστατο φάσμα εφαρμογών της μηχανικής μάθησης, περιλαμβάνει τα ακόλουθα σημαντικά γνωστικά αντικείμενα:

Εφαρμογές προηγμένων υπολογισμών

- Νόηση μηχανών (Machine perception)
- Ενόραση υπολογιστών (Computer vision)
- Επεξεργασία φυσικών γλωσσών (Natural language processing)

- Αναγνώριση σχεδίων (Syntactic pattern recognition)
- Μηχανές αναζήτησης (Search engines)

Γενικές εφαρμογές υπολογισμών

- Μηχανική λογισμικού (Software engineering)
- Μετακινήσεις ρομπότ (Robot locomotion)
- Αναγνώριση ομιλίας και χειρόγραφων (Speech and handwriting recognition)
- Προσαρμοζόμενοι ιστότοποι (Adaptive websites)
- Αναγνώριση αντικειμένων στην ενόραση υπολογιστών (Object recognition in Computer vision)
- Παίξιμο παιχνιδιών (Game playing)
- Εξόρυξη ακολουθιών (Sequence mining)
- Εξόρυξη γνώμων (Sentiment analysis or opinion mining)
- Συναισθηματικοί υπολογισμοί (Affective computing)
- Ανάκτηση πληροφοριών (Information retrieval)
- Συνιστώμενα συστήματα (Recommender systems)

Προηγμένοι υπολογισμοί και οικονομία

- Υπολογιστική οικονομία (Computational finance)
- Ανάλυση αγοράς μετοχών (Stock market analysis)
- Ανίχνευση απάτης πιστωτικών καρτών (Detecting credit card fraud)

Προηγμένοι υπολογισμοί και ιατρική

- Βιοπληροφορική (Bioinformatics)
- Μέσα αλληλεπίδρασης εγκεφάλου–μηχανών (Brain–machine interfaces)
- Χημειοπληροφορική (Cheminformatics)
- Ιατρικές διαγνώσεις (Medical diagnosis)
- Δομημένος έλεγχος υγείας (Structural health monitoring)
- Ταξινόμηση ακολουθιών DNA (Classifying DNA sequences)

8.7 Μορφές μηχανικής μάθησης

Οι πράκτορες μάθησης, μπορεί να περιλαμβάνουν ορισμένα στοιχεία εκτέλεσης, τα οποία αποφασίζουν ποιες ενέργειες θα πραγματοποιηθούν και τα στοιχεία μάθησης που τροποποιούν τα στοιχεία εκτέλεσης, έτσι ώστε να λαμβάνουν καλύτερες αποφάσεις. Οι ερευνητές της μηχανικής μάθησης, χρησιμοποιούν μία μεγάλη ποικιλία στοιχείων μάθησης των οποίων η σχεδίαση επηρεάζεται από το περιβάλλον στο οποίο εφαρμόζονται. Η σχεδίαση αυτή επηρεάζεται από τους ακόλουθους παράγοντες:

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

Για τη δημιουργία των στοιχείων εκτέλεσης υπάρχουν διάφοροι τρόποι, ενώ οι συνιστώσες των πρακτόρων περιλαμβάνουν ορισμένες πληροφορίες και στόχους. Για κάθε μία από τις συνιστώσες μπορεί να υπάρξει μάθηση μέσα από κατάλληλη ανάδραση. Ο τύπος ανάδρασης για τη μάθηση, σχετίζεται με τον προσδιορισμό της φύσης των μαθησιακών προβλημάτων, που αντιμετωπίζουν οι πράκτορες. Για τη λειτουργία αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, χρειάζονται αναπαραστάσεις γνωστών πληροφοριών, οι οποίες αντιστοιχούν στις συνιστώσες των πρακτόρων, π.χ. αλγόριθμος μάθησης για πιθανοτικές περιγραφές (δίκτυα Bayes) για

συμπερασματικές συνιστώσες πρακτόρων θεωρίας αποφάσεων, αλγόριθμος μάθησης για γραμμικά σταθμισμένα πολυώνυμα για συναρτήσεις χρησιμότητας σε προγράμματα παιχνιδιών κ.α. Για το σχεδιασμό μαθησιακών συστημάτων, χρειάζεται η διαθεσιμότητα προηγούμενων γνώσεων. Το μεγαλύτερο μέρος της ανθρώπινης μάθησης προκύπτει μέσα στα πλαίσια μεγάλου όγκου σχετικών γνώσεων και πληροφοριών, που ευρίσκονται στο Διαδίκτυο (Internet) και σε σχετικές βάσεις δεδομένων (data bases).

8.8 Επαγωγική μάθηση

Η επαγωγική μάθηση, αφορά τη μάθηση συναρτήσεων από παραδείγματα εισόδων και εξόδων τους. Η μάθηση με διακριτές τιμές, ονομάζεται *ταξινόμηση*, ενώ η μάθηση συνεχών συναρτήσεων ονομάζεται *παλινδρόμηση*. Η επαγωγική μάθηση, περιλαμβάνει την εύρεση μίας συνεπούς υπόθεσης που συμφωνεί με τα παραδείγματα. Η δυνατότητα εύρεσης μίας απλής συνεπούς υπόθεσης, εξαρτάται από την επιλογή του χώρου των υποθέσεων. Το πρόβλημα της μάθησης, χαρακτηρίζεται ως εφικτό αν ο χώρος των υποθέσεων περιλαμβάνει την πραγματική συνάρτηση, διαφορετικά το πρόβλημα μάθησης χαρακτηρίζεται ως ανέφικτο (Jevons, 1984; Plotkin, 1971; Quilan, 1990).

8.9 Υπολογιστική μάθηση

Η θεωρία υπολογιστικής μάθησης (computational learning theory) είναι ένα πεδίο που ανήκει στη τομή των τριών συνόλων: ΤΝ, στατιστική και θεωρητική επιστήμη υπολογιστών. Οι αλγόριθμοι μάθησης, που επιστρέφουν υποθέσεις που είναι πιθανώς προσεγγιστικά σωστές, ονομάζονται *αλγόριθμοι μάθησης PAC* (probably approximately correct). Μία υπόθεση h , θεωρείται προσεγγιστικά σωστή αν το αντίστοιχο σφάλμα $e(h)$ είναι μικρότερο ή ίσο μίας μικρής σταθεράς ϵ , δηλαδή $e(h) \leq \epsilon$. Χαρακτηριστικό παράδειγμα για την επιλογή της απλούστερης συνεπούς υπόθεσης, αποτελεί το αποκαλούμενο «ξυράφι Ockham» (Ockham's Razor) (William of Ockham, 1285-1349), δηλαδή επιλέξτε την απλούστερη υπόθεση που συμφωνεί με τα δεδομένα. Η θεωρία υπολογιστικής μάθησης, αναλύει την πολυπλοκότητα του δείγματος και την υπολογιστική δυσκολία της επαγωγικής μάθησης (Plotkin, 1971; Shavlik and Dietterich, 1990; Weiss and Kulikowski, 1991; Kearns and Vazirani, 1994; Antony and Bartlett, 1999).

8.10 Στατιστικές μέθοδοι μάθησης

Οι μέθοδοι στατιστικής μάθησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για κατασκευή πολύπλοκων μοντέλων, όπως τα δίκτυα Bayes και τα νευρωνικά δίκτυα. Η μάθηση, μπορεί να θεωρηθεί ως μία μορφή αβέβαιης συλλογιστικής, από παρατηρήσεις. Η διεργασία μάθησης, μπορεί να πάρει τη μορφή διαδικασίας πιθανοτικού συμπερασμού (τύπου Bayes), οπότε παρέχει γενικές λύσεις σε προβλήματα υπερπροσαρμογής, θορύβου και βέλτιστης πρόβλεψης. Η μάθηση, (Bayesian Learning) υπολογίζει την πιθανότητα κάθε υπόθεσης με βάση τα δεδομένα και κάνει προβλέψεις σε αυτή τη βάση. Οι προβλέψεις, γίνονται με χρήση όλων των υποθέσεων, που είναι σταθμισμένες σύμφωνα με τις πιθανότητές τους, αντί με χρήση μίας μόνο βέλτιστης υπόθεσης (DeGroot, 1970; Berger, 1985; Gelman et al., 1995; Hastie et al., 2001). Βασικές ποσότητες στην προσέγγιση Bayes είναι:

- (i) η εκ των προτέρων πιθανότητα κάθε υπόθεσης και
- (ii) η πιθανοφάνεια των δεδομένων κάτω από κάθε υπόθεση.

Οι μέθοδοι στατιστικής μάθησης περιλαμβάνουν τη «μάθηση παραμέτρων με πλήρη δεδομένα» (complete data parameter learning), που υπολογίζει αριθμητικές

παραμέτρους για ένα μοντέλο πιθανοτήτων με σταθερή δομή. Το πρόβλημα μάθησης παραμέτρων μέγιστης πιθανοφάνειας με πλήρη δεδομένα για ένα δίκτυο Bayes, αναλύεται σε ανεξάρτητα προβλήματα μάθησης με καθένα να αντιστοιχεί σε κάθε παράμετρο. Το πλέον σύνθηδες μοντέλο δικτύου Bayes που χρησιμοποιείται σε μηχανική μάθηση είναι το αποκαλούμενο «απλοϊκό μοντέλο Bayes'» (naïve Bayes model) που θεωρεί ότι τα χαρακτηριστικά είναι υπό συνθήκη, ανεξάρτητα μεταξύ τους με δεδομένη την κατηγορία (Domingos and Pazzani, 1997; Elkan, 1991).

Τα μοντέλα που βασίζονται σε στιγμιότυπα, αναπαριστούν κατανομές χρησιμοποιώντας συλλογές στιγμιότυπων εκπαίδευσης, όπου ο αριθμός παραμέτρων αυξάνεται ανάλογα με το σύνολο εκπαίδευσης. Η μέθοδος «πλησιέστερου γείτονα» εξετάζει στιγμιότυπα που βρίσκονται πλησιέστερα στο ερευνούμενο σημείο, ενώ οι «μέθοδοι πυρήνων» (μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης) σχηματίζουν ένα σταθμισμένο (ως προς την απόσταση) συνδυασμό όλων των στιγμιότυπων (Aizerman et al. 1964; Boser et al., 1992; Vapnik, 1998; Cristianini and Scholkopf, 2002).

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύπλοκες πολυπαραμετρικές μη - γραμμικές συναρτήσεις, των οποίων οι παράμετροι μπορούν να υπολογισθούν από θορυβώδη δεδομένα και έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλές εφαρμογές (Cowan and Sharp, 1988; Bishop, 1995; Ripley, 1996). Τα νευρωνικά δίκτυα πολλών επιπέδων (με προς τα εμπρός τροφοδότηση σήματος), μπορούν να αναπαραστήσουν οποιαδήποτε συνάρτηση, με την προϋπόθεση ότι διαθέτουν αρκετές μονάδες. Η ελαχιστοποίηση του σφάλματος εξόδου μπορεί να γίνει εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο «οπισθοδιάδοσης» για τη μέθοδο «κατάβασης πλαγιάς» στο χώρο παραμέτρων. Ο αποκαλούμενος *αισθητήρας* (perceptron) είναι ένα νευρωνικό δίκτυο με προς τα εμπρός τροφοδότηση σήματος χωρίς κρυφές μονάδες, που μπορεί να αναπαραστήσει μόνο γραμμικά διαχωρίσιμες συναρτήσεις (Rosenblatt, 1957).

8.11 Ενισχυτική μάθηση

Η *ενισχυτική μάθηση* (reinforcement learning). χρησιμοποιεί παρατηρημένες ειδικές αναδράσεις (ανταμοιβές ή ενισχύσεις) για τη μάθηση (σχεδόν) βέλτιστων πολιτικών για το περιβάλλον και σε πολλά πολύπλοκα πεδία θεωρείται ότι αποτελεί το μόνο εφικτό τρόπο για εκπαίδευση προγραμμάτων έτσι ώστε να επιτυγχάνονται υψηλά επίπεδα αποδόσεων. Βέλτιστη πολιτική είναι η πολιτική που μεγιστοποιεί την αναμενόμενη συνολική ανταμοιβή. Η ενισχυτική μάθηση θεωρείται ένας μικρόκοσμος του συνολικού προβλήματος της ΤΝ, που μελετάται σε διάφορα απλοποιημένα περιβάλλοντα για να διευκολύνεται η πρόοδος. Η παθητική μάθηση (passive learning) αναφέρεται στη μάθηση χρησιμότητας καταστάσεων ή ζευγών καταστάσεων-ενεργειών, συμπεριλαμβανομένων και της μάθησης μοντέλων περιβάλλοντος. Η ενεργητική μάθηση (active learning) αναφέρεται στην εξερεύνηση (exploration), όπου οι πράκτορες πρέπει να μάθουν τι κάνουν και να βιώσουν όσο το δυνατόν περισσότερα για το περιβάλλον με σκοπό να μάθουν πως να συμπεριφέρονται μέσα σε αυτό. Η εκμάθηση του τρόπου με τον οποίο συνδέονται οι καταστάσεις και η πληροφόρηση των περιορισμών μεταξύ των καταστάσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο «προσαρμόσιμος δυναμικός προγραμματισμός» (adaptive dynamic programming), που μαθαίνει το μοντέλο μετάβασης περιβάλλοντος καθώς προχωρά και επιλύει αντίστοιχες διαδικασίες αποφάσεων Markov με χρήση μεθόδων δυναμικού προγραμματισμού.

Η «ιεραρχική ενισχυτική μάθηση» (hierarchical reinforcement learning) μπορεί να χρησιμοποιηθεί για επίλυση προβλημάτων (σε πολλά αφαιρετικά επίπεδα) με πολύπλοκες συμπεριφορές (Forestier and Varaiya, 1975; Parr and Russell, 1998; Dietterich, 2000; Sutton et al., 2000; Andre and Russell, 2002).

9. Big Data

9.1 Εισαγωγή

Στη σημερινή εποχή δεχόμαστε καθημερινά καταγίγισμο δεδομένων και πληροφοριών. Ο όρος Big Data, αναφέρεται σε βάσεις δεδομένων των οποίων το μέγεθος είναι πέραν των δυνατοτήτων των λογισμικών τυπικών βάσεων δεδομένων. Τα όργανα των συνήθων λογισμικών, αδυνατούν να συλλάβουν, να αποθηκεύσουν, να διαχειριστούν και να αναλύσουν βάσεις τέτοιων δεδομένων. Αυτός ο όρος, είναι σκόπιμα υποκειμενικός και ενσωματώνει τον ορισμό, που δηλώνει πόσο μεγάλο χρειάζεται να είναι ένα σύνολο δεδομένων προκειμένου να θεωρηθεί σαν σύνολο Big Data. Ο όρος αυτός, δεν προσδιορίζει τα Big Data χρησιμοποιώντας τη σύγκριση ενός συνόλου δεδομένων με ένα σύνολο συγκεκριμένου αριθμού terabytes (εκατοντάδες gigabytes). Υποθέτουμε ότι καθώς η τεχνολογία αναπτύσσεται, θα αυξάνεται και το μέγεθος των συνόλων δεδομένων που θα πληρούν τις προϋποθέσεις για να ανήκουν στην κατηγορία των Big Data. Ο ορισμός, μπορεί να ποικίλλει κατά τομέα, εξαρτώμενος από τα διαθέσιμα είδη λογισμικών και τα μεγέθη των συνόλων δεδομένων που είναι συνήθη στην κάθε βιομηχανία. Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα παραπάνω, σε πολλούς τομείς της σύγχρονης κοινωνίας, τα Big Data κυμαίνονται από μερικές δωδεκάδες terabytes μέχρι πολλαπλά petabytes. Καθώς, περιστοιχίζομαστε από βάσεις δεδομένων με εκατοντάδες πεδία, με εκατομμύρια δεδομένα και δισεκατομμύρια πληροφορίες, θεωρείται πλέον σίγουρο από τους ερευνητές πως οι επιστήμες, οι επιχειρήσεις και η βιομηχανία θα υποβληθούν σε τεράστιες αλλαγές από την επιρροή των Big Data. Τα δεδομένα, θεωρούνται από τους ερευνητές, ένα πανίσχυρο ακατέργαστο υλικό το οποίο δύναται να επηρεάσει αποφάσεις που αφορούν κυβερνήσεις και επιχειρήσεις, αποφάσεις που παλαιότερα στηρίζονταν απλά σε εικασίες. Γίνεται φανερό, πως η σωστή διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων μπορεί να οδηγήσει σχεδόν κάθε όψη της μοντέρνας κοινωνίας, συμπεριλαμβανομένων των υπηρεσιών κινητής τηλεφωνίας, των πωλήσεων, των βιομηχανιών, των οικονομικών υπηρεσιών και των επιστημών.

9.2 Τα Big Data στη σύγχρονη κοινωνία

Τα Big Data παρουσιάζουν απaráμιλλες ευκαιρίες σε διάφορους τομείς της ζωής. Κάποιοι από τους δρόμους που μας ανοίγουν, είναι επιτάχυνση των επιστημονικών ανακαλύψεων και καινοτομιών, η βελτίωση της υγείας και της ιατρικής περίθαλψης, η δημιουργία νέων τομέων μελέτης που μέχρι σήμερα δεν ήταν δυνατή, η βελτίωση λήψης αποφάσεων μέσω των προβλέψεων που προσφέρει η ανάλυση δεδομένων, συνειδητοποίηση της δυναμικής της ανθρώπινης συμπεριφοράς καθώς και η δυνατότητα επίδρασης στο εμπόριο μέσα στην παγκόσμια οικονομία.

Ας δούμε λίγο πιο αναλυτικά τους τομείς τους οποίους έχουν επηρεάσει σημαντικά τα Big Data. Η αστρονομία, είναι μια φανταστική εφαρμογή των Big Data καθώς οδηγείται από την πρόοδο των αστρονομικών οργάνων. Κάθε pixel που λαμβάνεται από τα νέα αστρονομικά όργανα, μπορεί να έχει μερικές εκατοντάδες χαρακτηριστικά τα οποία μπορούν να μεταφραστούν, πλέον πολύ γρήγορα, σε πρόβλημα κλίμακας petabyte. Αυτή η ραγδαία αύξηση δεδομένων, δημιούργησε ένα νέο τομέα ο οποίος ονομάζεται Astro-informatics. Ο τομέας της αστροπληροφορικής, δημιουργεί συνεργασίες μεταξύ της επιστήμης των υπολογιστών, της στατιστικής και της αστρονομίας. Στο πεδίο της αστρονομίας, έχει έλθει επανάσταση χάρη στο Sloan Digital Sky Survey [SDSS,2008]. Πρόκειται για ένα τεράστιο πολύ-φίλτρο που απεικονίζει φασματοσκοπική έρευνα του σύμπαντος, χρησιμοποιώντας ένα οπτικό τηλεσκόπιο σε παρατηρητήριο στο Νέο Μεξικό. Η μεγάλη εξέλιξη στον τομέα της

αστρονομίας, γίνεται κατανοητή αν σκεφτούμε ότι πριν από το Sloan Digital Sky Survey, μεγάλο κομμάτι της δουλειάς ενός αστρονόμου ήταν η συλλογή εικόνων από το σύμπαν. Από το 2000 που ξεκίνησε η συλλογή δεδομένων από το SDSS, οι απαραίτητες εικόνες βρίσκονται ήδη σε βάση δεδομένων. Ύστερα, το έργο που έχει να επιτελέσει ο αστρονόμος είναι να βρει ενδιαφέροντα αντικείμενα και φαινόμενα μέσα σε αυτή τη βάση δεδομένων. Στον τομέα της βιολογία υπάρχει πλέον, καθιερωμένη κατάθεση επιστημονικών δεδομένων σε δημόσια αποθήκη πληροφοριών. Επιπλέον, κερδίζει όλο και περισσότερο έδαφος στους χώρους της επιστημονικής κοινότητας, η δημιουργία δημόσιων βάσεων δεδομένων, έτοιμων προς χρήση από πολλούς επιστήμονες. Στην πραγματικότητα, υπάρχει μεγάλη πειθαρχία στον τομέα της βιοπληροφορικής. Η πειθαρχία αυτή, φαίνεται να είναι εξ ολοκλήρου αφιερωμένη στην επιμέλεια και στην ανάλυση δεδομένων, που αφορούν σε τέτοιες επιστήμες. Το μέγεθος και ο αριθμός των διαθέσιμων συνόλων δεδομένων, αυξάνεται εκθετικά, ειδικότερα με την έλευση της Next Generation Sequencing. Πρόκειται για τη διαδικασία προσδιορισμού της ακριβούς αλληλουχίας των νουκλεοτιδίων, μέσα στο μόριο του DNA. Όπως είναι φανερό, η χρήση αυτής της τεχνολογίας παρέχει συνεχώς αναρίθμητα δεδομένα στους επιστήμονες, σχετικά με τη γνώση των ανθρώπινων γονιδίων και πολυάριθμων τύπων ζωής.

Τα Big Data έχουν τη δυναμική να φέρουν επανάσταση ακόμα και στον τομέα της εκπαίδευσης. Πρόσφατα διεξήχθη λεπτομερής, ποσοτική σύγκριση ανάμεσα στις διαφορετικές προσεγγίσεις που ελήφθησαν από 35 πειραματικά σχολεία στη Νέα Υόρκη. Τα αποτελέσματα, έδειξαν ότι μία από τις κορυφαίες πέντε εφαρμοσμένες τακτικές στα σχολεία, ήταν η χρήση δεδομένων που οδηγούσαν στην κατάρτιση των μαθητών. Φανταστείτε, έναν κόσμο όπου έχουμε πρόσβαση σε μία τεράστια βάση δεδομένων, από την οποία συλλέγουμε οποιαδήποτε λεπτομερή μέτρηση για την ακαδημαϊκή επίδοση των μαθητών. Αυτά τα δεδομένα θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για το σχεδιασμό κάποιων περισσότερο αποδοτικών προσεγγίσεων για την εκπαίδευση. Οι σχεδιασμοί αυτοί, θα μπορούσαν να αναφέρονται σε προχωρημένα, πανεπιστημιακού επιπέδου μαθήματα. Βρισκόμαστε ακόμη μακριά από μια τέτοιου είδους πρόσβαση σε τέτοια δεδομένα, αλλά υπάρχουν ισχυρές τάσεις προς αυτή την κατεύθυνση. Συγκεκριμένα, υπάρχει μεγάλη τάση προς την ανάπτυξη ιστοσελίδων που αφορούν εκπαιδευτικές δραστηριότητες. Αυτό το γεγονός, θα οδηγήσει στην παραγωγή ολοένα αυξανόμενης ποσότητας λεπτομερών δεδομένων σχετικά με την επίδοση των μαθητών.

Η ιατρική φροντίδα, είναι άλλος ένας τομέας που μαρτυρά μια αξιοσημείωτη εφαρμογή των Big Data. Είναι πλέον παγκοσμίως αποδεκτό, πως η χρήση της τεχνολογίας πληροφοριών δύναται να μειώσει το κόστος της ιατρικής φροντίδας, καθώς αυξάνει την ποιότητά της. Η ιατρική φροντίδα, μπορεί να γίνει περισσότερο ποιοτική δίνοντας επιπλέον προσοχή στην πρόληψη, στην εξατομίκευση και βάσει αυτών στην εκτενέστερη συνεχή παρακολούθηση των ασθενών. Η United Health care στις ΗΠΑ, δαπανά μεγάλη προσπάθεια στην αναγνώριση των διαθέσεων των πελατών όπως καταγράφονται από 4 φωνητικά αρχεία. Η εν λόγω εταιρεία, συνδυάζει την επεξεργασία της φυσικής γλώσσας με δεδομένα κειμένου, προκειμένου να αναγνωρίσει τα αισθήματα και την ικανοποίηση του πελάτη ασθενούς. Αυτό είναι ένα τυπικό παράδειγμα λήψης διαφορετικών Big Data και ανάπτυξης αναλυτικών μοντέλων. Η McKinsey & Company, είναι παγκόσμια συμβουλευτική εταιρεία. Ασχολείται με την ποιοτική και την ποσοτική ανάλυση δεδομένων, με σκοπό τη λήψη βέλτιστων αποφάσεων. Σύμφωνα με δική της εκτίμηση, μόνο στις ΗΠΑ γίνεται ετήσια εξοικονόμηση 300 δισεκατομμυρίων δολαρίων.

Η McKinsey & Company, υποστηρίζει, επίσης τη μεγάλη επίδραση των Big Data στον εργασιακό τομέα. Είναι γεγονός πως το 2010 ήταν αναγκαίοι στον τομέα της εργασίας 140.000–190.000 εργάτες με «αναλυτική» εμπειρία. Επιπροσθέτως, 1.5 εκατομμύριο διευθυντές διαφόρων επιχειρήσεων χρειάστηκε να ενημερωθούν για τα νέα δεδομένα της αγοράς. Αξιοσημείωτο γεγονός είναι πως η πρόσφατη έκθεση PCAST στο Network in g and I TR&D χαρακτήρισε τα Big Data ως «ερευνητικό εμπόδιο» το οποίο «μπορεί να επιταχύνει την πρόοδο σε ένα ευρύ φάσμα προτεραιοτήτων». Ακόμη και τα μέσα ενημέρωσης, εκτιμούν την αξία τους καθώς είναι αποδεδειγμένη από άρθρα στον Economist [Eco, 2011], στους New York Times [NYT, 2012], και στο National Public Radio [NPR, 2011].

Η τελευταία δεκαετία, χαρακτηρίζεται από την άνθηση ιστοσελίδων των μέσων κοινωνικής δικτύωσης όπως το Facebook, το LinkedIn και το Twitter. Όλες αυτές οι ιστοσελίδες, διευκολύνουν το αυξανόμενο φάσμα των ανθρωπίνων αλληλεπιδράσεων το οποίο παρέχει βάσεις Big Data. Το γεγονός πως σε όλες τις πτυχές της ζωής μας εμφανίζονται πλέον τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, δηλώνεται σαν σύνθεση πολύπλοκων σχέσεων μεταξύ πολλών ατόμων. Είναι κοινώς αποδεκτό πως η έρευνα σε αυτόν τον τομέα θα βελτιώσει τις γνώσεις μας πάνω στην τυπολογία των κοινωνικών δικτύων και θα ενισχύσει τη μελέτη των ανθρωπίνων αλληλεπιδράσεων. Η Google, η Apple και το Facebook μαζί με πολλές άλλες διαδικτυακές εταιρείες που υπάρχουν σήμερα, παρέχουν υπηρεσίες που κυμαίνονται από την ανεύρεση παλιών φίλων μέχρι τη δυνατότητα να μοιραζόμαστε σκέψεις και προσωπικές δραστηριότητες. Επιπλέον, αν σκεφτούμε πως υπάρχει δυνατότητα να κοινοποιούμε την τοποθεσία στην οποία βρισκόμαστε, ανά πάσα στιγμή και να αποθηκεύουμε τα αρχεία μας στο Google Drive, μπορούμε να αντιληφθούμε την τεράστια έκταση δεδομένων που συλλέγονται καθημερινά για καθένα από μας ξεχωριστά. Αυτά τα δεδομένα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση των υπηρεσιών που μας προσφέρονται, μέσω ποικιλίας αλγορίθμων. Όλες αυτές οι αποθήκες δεδομένων που αναφέρθηκαν παραπάνω, μας δελεάζουν προκειμένου να διανεύουμε τα προσωπικά μας δεδομένα σε συλλέκτες δεδομένων σαν αντάλλαγμα για τις υπηρεσίες που μας προσφέρονται. Ο δελεασμός, φαίνεται από τα τεράστια νούμερα χρηστών σε καθένα από τα αναπτυσσόμενα προγράμματα του internet. Οι θεωρητικές τεχνικές δικτύων, παρέχουν αποδοτικά μέσα για την ανάλυση όλων των παραπάνω δεδομένων. Ωστόσο, υπάρχουν περιορισμοί στα υπάρχοντα μοντέλα ανάλυσης, τα οποία περιορίζουν την επέκταση αυτών των μεθόδων σε περισσότερο εξελιγμένες εφαρμογές. Παρόλα αυτά, αυτοί οι περιορισμοί, οφείλονται κυρίως στην έλλειψη χωρητικότητας για την επαρκή ανάλυση των ατελών δεδομένων που χαρακτηρίζουν τέτοιες εφαρμογές. Τέλος, υπάρχουν πολλοί άλλοι τομείς που σχετίζονται άμεσα με τη μεγάλη αξία των Big Data. Στον πολεοδομικό σχεδιασμό χρησιμοποιούνται μέσω της σύνδεσης αξιόπιστων, γεωγραφικών δεδομένων.

Στις μεταφορές, χρησιμοποιούνται μέσω ανάλυσης των λεπτομερών δεδομένων των οδικών δικτύων. Στον περιβαλλοντικό σχεδιασμό, χρησιμοποιούνται δίκτυα με αισθητήρες που συλλέγουν δεδομένα. Στις υπολογιστικές επιστήμες, χρησιμοποιείται μια νέα μεθοδολογία αυξανόμενης δημοφιλίας του δραματικά μειούμενου κόστους απόκτησης πληροφοριών. Στην ανάλυση συστηματικού οικονομικού ρίσκου, τα Big Data χρησιμοποιούνται μέσω ολοκληρωμένης ανάλυσης ενός δικτύου αντιθέσεων προκειμένου να φανούν οι εξαρτήσεις ανάμεσα σε οικονομικές οντότητες. Στην εθνική ασφάλεια, μέσω ανάλυσης κοινωνικών δικτύων και οικονομικών συναλλαγών πιθανών τρομοκρατών. Στην ασφάλεια υπολογιστών, τα Big Data χρησιμοποιούνται μέσω ανάλυσης συνδεδεμένων πληροφοριών γνωστών σαν Security Information and Event Management (SIEM).

9.3 Ανεύρεση και καταγραφή δεδομένων

Τα Big Data δεν είναι μια καινούρια ιδέα. Ήδη, από την προηγούμενη δεκαετία κι ίσως νωρίτερα, αρκετοί ερευνητές ασχολήθηκαν και μελέτησαν το θέμα του μεγάλου όγκου δεδομένων. Ένα από τα βασικά θέματα που τους απασχόλησε, ήταν ο τρόπος ανεύρεσης και καταγραφής δεδομένων. Μέσω επιστημονικών πειραμάτων και προσομοιώσεων προβλημάτων, διαπίστωσαν πως είναι δυνατό να λαμβάνουν petabytes δεδομένων καθημερινά. Τα περισσότερα από τα δεδομένα, δεν έχουν ενδιαφέρον και για αυτό χρειάζεται έρευνα, στο επιστημονικό πεδίο που αφορά στη μείωση των δεδομένων. Η μείωση αυτή είναι απαραίτητη, έτσι ώστε οι χρήστες των δεδομένων να μπορούν να τα διαχειριστούν χωρίς να χάνουν ουσιαστικές πληροφορίες. Απαιτούνται on-line τεχνικές ανάλυσης, διότι δεν είναι δυνατόν πρώτα να αποθηκεύσουμε τα δεδομένα και στη συνέχεια να μειώσουμε το μέγεθός τους. Η **πρωταρχική πρόκληση**, είναι να βρεθούν τα κατάλληλα φίλτρα προκειμένου να φιλτραριστούν τα εισερχόμενα δεδομένα και να μη χαθούν χρήσιμες πληροφορίες.

Η **δεύτερη πρόκληση**, είναι η αυτόματη παραγωγή των metadata, δηλαδή των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν προκειμένου να περιγραφεί ποια δεδομένα συμμετέχουν, εγγράφονται και με ποιο τρόπο γίνεται η μέτρησή τους. Για παράδειγμα, σε διάφορα επιστημονικά πειράματα, οι σημαντικές λεπτομέρειες που αφορούν σε συγκεκριμένες πειραματικές συνθήκες, απαιτείται να ερμηνεύουν σωστά τα αποτελέσματα. Επιπροσθέτως, κρίνεται απαραίτητο, τα metadata να καταγράφονται με δεδομένα από παρατήρηση. Τα συστήματα πρόσκτησης metadata, μειώνουν το βάρος του επιστήμονα – μελετητή, στην καταγραφή αυτών των δεδομένων.

Ιδιαίτερα σημαντικές έννοιες που εμπλέκονται στην ανεύρεση και την εγγραφή των Big Data είναι ο όγκος (*volume*), η προέλευση (*provenance*), η αλήθεια (*veracity*), η ταχύτητα (*velocity*) και η ποικιλία (*variety*) αυτών των δεδομένων. Η έννοια του όγκου των δεδομένων, έχει ιδιαίτερα μεγάλη σημασία σήμερα, εξαιτίας της ραγδαίας διαθεσιμότητας των βάσεων δεδομένων κλίμακας terabyte και petabyte. Οι βάσεις αυτές, προκύπτουν μέσω επιστημονικών προσομοιώσεων και πειραμάτων, οι οποίες μπορεί να αφορούν σε δεδομένα που προκύπτουν από επιχειρηματικές συναλλαγές ή ψηφιακά αποτυπώματα μεμονωμένων ατόμων. Η ραγδαία αύξηση του όγκου των δεδομένων σε διάφορους τομείς, σε επιχειρήσεις ή σε ανθρωπιστικές επιστήμες, παρουσιάζει αλλαγές στην κλίμακα και στην προέλευση (*provenance*) των δεδομένων. Όσον αφορά στην προέλευση των δεδομένων, η καταγραφή πληροφοριών σχετικά με τα δεδομένα κατά τη γέννησή τους, είναι άχρηστη αν αυτές οι πληροφορίες δε μπορούν να μεταφραστούν, μέσω της πορείας ανάλυσης. Με την κατάλληλη προέλευση, γίνεται εύκολη η αναγνώριση όλης της μετέπειτα επεξεργασίας των δεδομένων. Παρόλα αυτά, απαιτείται επιπλέον έρευνα στον τομέα της παραγωγής κατάλληλων metadata και συστημάτων δεδομένων που κρατούν την προέλευση τους κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ανάλυσης. Ο όρος αλήθεια (*veracity*), αναφέρεται στην ποιότητα των δεδομένων λαμβάνοντας υπόψη την πολυπλοκότητά τους, τις χαμένες τιμές, το θόρυβο και την μετατόπιση του συνόλου δεδομένων. Η έννοια της μετατόπισης, είναι περισσότερο προφανής στην περίπτωση των Big Data καθώς τα αφανή δεδομένα ίσως παρουσιάζουν μια διανομή που δεν είναι ορατή στα χρησιμοποιούμενα δεδομένα. Αυτό το πρόβλημα, είναι άμεσα συνδεδεμένο με την έννοια της ταχύτητας (*velocity*) και παρουσιάζει την πρόκληση δημιουργίας αλγορίθμων που μπορούν να αντιμετωπίσουν αναταράξεις στη διανομή των δεδομένων. Η δημιουργία τέτοιων αλγορίθμων, είναι ένας καθιερωμένος ερευνητικός τομέας στο πεδίο απόκτησης δεδομένων και λαμβάνει τη μορφή απόκτησης πληροφοριών μέσω δεδομένων συνεχούς ροής (*streaming data*). Το θέμα

της ποικιλίας (variety), είναι αναμφισβήτητα μοναδικό και πολύ ενδιαφέρον. Η εισροή πολυμορφικών δεδομένων, όπως τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, οι φωτογραφίες, τα video, σε συνδυασμό με τα δεδομένα συγκεκριμένης μορφής, παρέχει συνεχώς ευκαιρίες για απόκτηση Big Data.

9.4 Επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων

Στις περισσότερες περιπτώσεις, οι πληροφορίες που συλλέγονται από τα δεδομένα δε βρίσκονται στην κατάλληλη μορφή για ανάλυση. Είναι λογικό, πως δε μπορούμε να αναμένουμε αποδοτική ανάλυση των δεδομένων αν προηγουμένως δεν έχουν πάρει συγκεκριμένη μορφή. Σε αυτό το στάδιο, χρειάζεται μια διαδικασία εξαγωγής πληροφοριών που αναδεικνύει τις απαιτούμενες πληροφορίες από τις πηγές δεδομένων και τις εκφράζει σε μια δομημένη μορφή κατάλληλη προς ανάλυση. Μια τέτοια εξαγωγή πληροφοριών είναι σημαντικά εξαρτημένη από την εκάστοτε εφαρμογή. Αυτό σημαίνει ότι, υπάρχει μεγάλη διαφορά στη λήψη πληροφοριών από μια εικόνα των άστρων και από μια απεικόνιση μαγνητικής τομογραφίας. Δεδομένης της ανομοιογένειας των εισερχόμενων δεδομένων, δεν είναι αρκετή η απλή καταγραφή τους σε μια βάση δεδομένων. Αρκεί να σκεφτούμε απλά τα δεδομένα που μπορούμε να εξάγουμε από μια σειρά επιστημονικών πειραμάτων. Αν έχουμε απλά μερικά σύνολα δεδομένων, αυτό δεν εξασφαλίζει ότι είναι δυνατή η ανεύρεση των πληροφοριών που χρειαζόμαστε. Πιθανώς, ορισμένα επαρκή metadata δίνουν κάποια ελπίδα, αλλά εξακολουθούν να υπάρχουν εμπόδια εξαιτίας των διαφορών στις πειραματικές λεπτομέρειες και στη δομή της καταγραφής των δεδομένων. Η ανάλυση δεδομένων, δημιουργεί αρκετά περισσότερες προκλήσεις σε σχέση με τον απλό εντοπισμό, τον προσδιορισμό, την κατανόηση και την επίκληση δεδομένων.

Προκειμένου να έχουμε μια αποδοτική ανάλυση δεδομένων μεγάλης κλίμακας, όλη η ανάλυσή τους πρέπει να διενεργηθεί με έναν εντελώς αυτοματοποιημένο τρόπο. Για να επιτευχθεί αυτός ο τρόπος, θεωρείται απαραίτητη η έκφραση των διαφορών στη δομή των δεδομένων. Λαμβάνοντας υπόψη τους σκοπούς για τους οποίους θα χρησιμοποιηθεί μια βάση δεδομένων, κάθε σχεδιασμός βάσεων δεδομένων έχει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα σε σχέση με άλλους σχεδιασμούς βάσεων. Ο σχεδιασμός των βάσεων δεδομένων, αποτελεί σήμερα έναν ιδιαίτερα ενδιαφέρον και σημαντικό επιστημονικό τομέα. Καθώς οι απαιτήσεις διαχείρισης δεδομένων αυξάνονται καθημερινά, κρίνεται απαραίτητη η συνεχής εξέλιξη του σχεδιασμού τέτοιων βάσεων. Προς αυτή την κατεύθυνση, θα βοηθούσε, η επινόηση νέων εργαλείων σχεδίασης που θα έδιναν πιο αποτελεσματική ανάλυση σε λιγότερο χρόνο. Ενδιαφέρουσα ιδέα θα ήταν η παραίτηση από τους ήδη υπάρχοντες σχεδιασμούς, με σκοπό την ανάπτυξη νέων τεχνικών, ώστε να γίνεται αποτελεσματική χρήση των βάσεων δεδομένων απουσίας έξυπνου σχεδιασμού βάσης. Οι υπάρχουσες μέθοδοι εξέτασης Big Data, είναι ριζικά διαφορετικές σε σχέση με τις παραδοσιακές στατιστικές αναλύσεις μικρών δειγμάτων δεδομένων.

Τα Big Data είναι συχνά ανομοιογενή και αναξιόπιστα. Παρόλα αυτά, ακόμη και με αυτά τα χαρακτηριστικά, μπορούν να είναι περισσότερο πολύτιμα σε σχέση με μικρά δείγματα διότι οι γενικές στατιστικές συνήθως αποκαλύπτουν περισσότερο αξιόπιστα μονοπάτια ανάλυσης και κρυμμένη γνώση. Επιπροσθέτως, τα δίκτυα των Big Data που συνδέουν ανομοιογενείς πληροφορίες, δύναται να βοηθήσουν στην αντιστάθμιση χαμένων δεδομένων καθώς διακρίνονται από πλεονασμό πληροφοριών. Με τέτοια δίκτυα, διευκολύνεται η διασταύρωση συγκρουόμενων περιπτώσεων δεδομένων και η επικύρωση αξιόπιστων σχέσεων μεταξύ τους.

9.5 Ερμηνεία αποτελεσμάτων

Η ύπαρξη της δυνατότητας ανάλυσης των Big Data, έχει πολύ μικρή αξία αν οι χρήστες των δεδομένων δε μπορούν να κατανοήσουν την ανάλυση αυτή. Η ερμηνεία των αποτελεσμάτων μιας ανάλυσης δεδομένων, είναι μια δύσκολη διαδικασία, η οποία συχνά απαιτεί τη μελέτη όλων των υποθέσεων που έχουν γίνει κατά την ανάλυση. Βασικό στοιχείο, που προκύπτει σαν εμπόδιο στην προσπάθεια ερμηνείας, είναι το γεγονός πως υπάρχουν πολλές πηγές σφαλμάτων. Αρκεί να σκεφτούμε πως τα υπολογιστικά συστήματα μπορεί να έχουν σφάλματα, τα μοντέλα ανάλυσης που χρησιμοποιούμε μπορεί να βασίζονται σε υποθέσεις και τα τελικά αποτελέσματα να προκύπτουν από λανθασμένα δεδομένα. Εξαιτίας όλων των παραπάνω, ο ερευνητής δεν πρέπει να αφήσει εξ ολοκλήρου τη μελέτη του πάνω στο υπολογιστικό σύστημα που χρησιμοποιεί. Καθήκον του είναι να προσπαθήσει να κατανοήσει και να επικυρώσει την αλήθεια των αποτελεσμάτων, που προκύπτουν από το σύστημα. Βέβαια, η διαδικασία αυτή δεν είναι απλή εξαιτίας της πολυπλοκότητας των Big Data. Είναι σπάνιο, να είναι αρκετά μόνο τα αποτελέσματα της ανάλυσης μιας βάσης δεδομένων. Συχνά χρειάζονται συμπληρωματικές πληροφορίες οι οποίες επεξηγούν τον τρόπο με τον οποίο αντλήθηκε ένα αποτέλεσμα και πάνω σε ποια βασίστηκε.

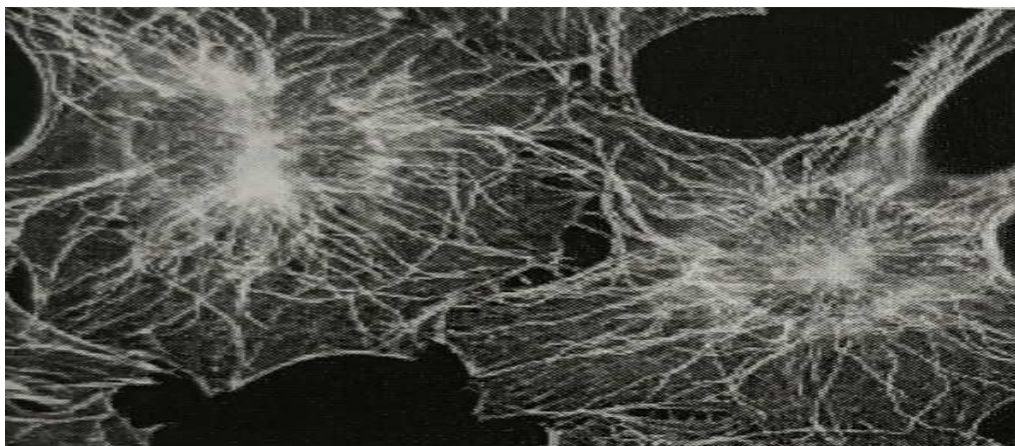
Αυτές οι επιπλέον πληροφορίες που χρησιμοποιούνται, αποτελούν την προέλευση των δεδομένων που προκύπτουν σαν αποτέλεσμα της ανάλυσης. Αναζητώντας τον καλύτερο τρόπο για την απόκτηση, την αποθήκευση και την εξέταση προέλευσης των δεδομένων, σε συνδυασμό με τεχνικές κατάλληλες να συλλάβουν επαρκή metadata, είναι δυνατή η δημιουργία της κατάλληλης υποδομής. Μια κατάλληλη υποδομή, θα έδινε τη δυνατότητα στους χρήστες της να ερμηνεύσουν ορθά τα αναλυτικά αποτελέσματα και να επαναλάβουν τις διαφορετικές υποθέσεις, παραμέτρους και σύνολα δεδομένων. Επιπροσθέτως, ο χρήστης των δεδομένων, πρέπει να έχει την ικανότητα αναγνώρισης της προέλευσης των δεδομένων ώστε να κατανοήσει πλήρως τις πληροφορίες που λαμβάνει από τη βάση.

10. Νευρωνικά δίκτυα

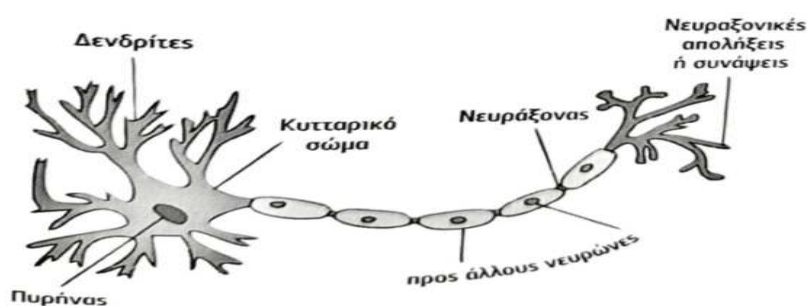
10.1 Εισαγωγή

Ο όρος νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks, Connectionist Networks, Parallel Distributed Processing Models) περιγράφει έναν αριθμό από διαφορετικά μαθηματικά μοντέλα, εμπνευσμένα από αντίστοιχα βιολογικά μοντέλα, δηλαδή μοντέλα που προσπαθούν να μιμηθούν τη συμπεριφορά των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ήδη από το 19^ο αιώνα οι επιστήμονες παραδέχονται ότι ο εγκέφαλος αποτελείται από διακριτά στοιχεία, τους νευρώνες (neurons), που επικοινωνούν το ένα με το άλλο. Οι νευρώνες, συνιστούν το βασικό δομικό κομμάτι του ανθρώπινου εγκεφάλου. Υπολογίζεται ότι ο εγκέφαλος περιέχει 10^9 περίπου νευρώνες τοποθετημένους σε ομάδες, κάθε μία από τις οποίες συνιστά ένα φυσικό νευρωνικό δίκτυο. Έτσι, ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει εκατοντάδες φυσικά νευρωνικά δίκτυα, καθένα από τα οποία περιέχει χιλιάδες διασυνδεδεμένους νευρώνες με μέσο αριθμό διασυνδέσεων ανά νευρώνα 1000 με 10.000. Ένας νευρώνας, διαχωρίζεται από τα υπόλοιπα κύτταρα με μια μεμβράνη και έχει την ικανότητα να μεταφέρει ηλεκτρικά σήματα από αυτόν το νευρώνα προς τους υπόλοιπους νευρώνες, με τους οποίους επικοινωνεί. Κάθε νευρώνας αποτελείται από 3 κύρια τμήματα:

- τους **δενδρίτες** (dendrites), οι οποίοι λειτουργούν ως κανάλια εισόδου για τον νευρώνα,
- το κυρίως κυτταρικό σώμα (cell body),
- τον άξονα του κυττάρου- νευροάξονα (axon), που συνδέει ένα νευρώνα με άλλους νευρώνες.



Εικόνα 12: Μικροσκοπική εικόνα φυσικών νευρώνων



Εικόνα 13: Σχηματικό διάγραμμα ενός τυπικού νευρώνα

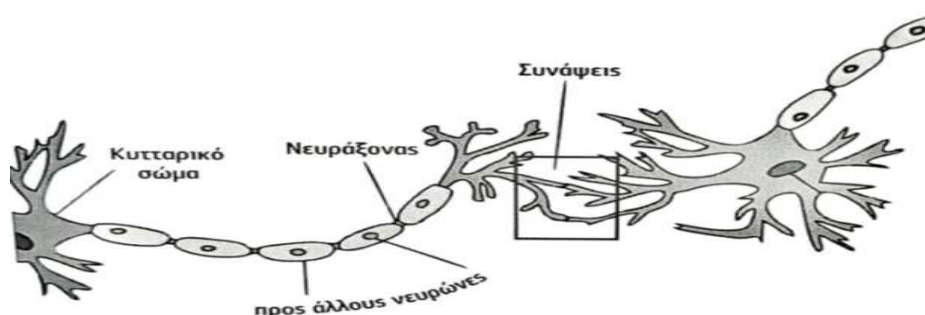
Ο άξονας του ενός νευρώνα, μεταφέρει σήματα στους δενδρίτες των γειτονικών νευρώνων, μέσω του σημείου ένωσης που ονομάζεται νευροαξονική απόληξη ή σύναψη (synapse). Ένας νευρώνας, μπορεί να λάβει σήματα από ένα σύνολο γειτονικών νευρώνων μέσω των δενδριτών, να τα επεξεργαστεί και να τροφοδοτήσει την έξοδό του, μέσω του άξονα προς ένα άλλο σύνολο γειτονικών νευρώνων. Τα σήματα που έρχονται μέσω των δενδριτών, ζυγίζονται και τα αποτελέσματα αθροίζονται. Όταν το άθροισμα ξεπεράσει το οριακό επίπεδο (τιμή κατωφλίου), ο νευρώνας δημιουργεί μια έξοδο (με τη μορφή νευρικής ώσης ή ηλεκτρικού σήματος) στον άξονά του, η οποία εν συνεχεία μέσω των συνάψεων θα μεταφερθεί στους γειτονικούς νευρώνες. Για την παραγωγή σήματος, ο νευρώνας δέχεται σήματα εισόδου που επιδρούν αυξομειώνοντάς το. Όταν αθροιστικά το δυναμικό ξεπεράσει κάποιο όριο (ποικίλλει από κατηγορία σε κατηγορία κυττάρου μεταξύ -40 mV και -75 mV), τότε ο νευρώνας διεγείρεται και παράγει το ηλεκτρικό σήμα. Ο νευρώνας μεταφέρει το ηλεκτρικό σήμα πάντοτε προς μια προβλέψιμη και σταθερή κατεύθυνση. Υπάρχουν δυο διακριτές καταστάσεις σημάτων:

- Δυναμικό ηρεμίας
- Δυναμικό ενέργειας.

Τα σήματα που λαμβάνονται από ένα νευρώνα, μεταβάλλονται από τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά των επαφών των συνάψεων, ώστε να εμποδίζονται μερικά και να επιτρέπεται σε άλλα να διαδοθούν. Τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά των συνάψεων αποτελούν κάποιο είδος πληροφορίας μοναδικής σε κάθε νευρώνα. Με αυτόν τον τρόπο, οι πληροφορίες που κρατούνται από ένα δίκτυο κατανέμονται στους νευρώνες του. Η μεταβίβαση πληροφορίας γίνεται με βάση το δυναμικό ενέργειας

που καθορίζεται όχι από τον τύπο του σήματος, αλλά από την οδό του εγκεφάλου μέσα από διακριτά επικοινωνούντες νευρώνες από τους οποίους περνάει το σήμα.

Η έκφραση διακριτά επικοινωνούντα στοιχεία, είναι η βάση του ορισμού των ψηφιακών κυκλωμάτων, αλλά σε καμία περίπτωση ο εγκέφαλος δεν είναι ένας ψηφιακός ηλεκτρονικός υπολογιστής ούτε ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής μπορεί να αντικαταστήσει τον εγκέφαλο. Μία από τις βασικές αιτίες, είναι ότι τα πολλαπλά φυσικά νευρωνικά δίκτυα του εγκεφάλου είναι οργανωμένα σε τμήματα, που λειτουργούν παράλληλα, το καθένα από αυτά μπορεί να προκαλέσει ανεξάρτητες συμπεριφορές, εμφανίζοντας πλαστικότητα στην ανάληψη λειτουργιών (δηλαδή προσαρμόζονται σε αλλαγές που επιφέρει το εσωτερικό ή εξωτερικό περιβάλλον, ώστε να εξακολουθούν να λειτουργούν επιτυχώς στο μέτρο του δυνατού) και ως εκ τούτου δε μπορούν να εξομοιωθούν με ηλεκτρονικά κυκλώματα που δε διαθέτουν παρόμοια χαρακτηριστικά.



Εικόνα 14: Φυσικοί διασυνδεδεμένοι νευρώνες

10.2 Προσομοίωση φυσικών ΝΔ με τεχνητά ΝΔ

Τα μαθηματικά μοντέλα των τεχνητών ΝΔ, σε πλήρη αντιστοιχία με τα βιολογικά, αποτελούνται από έναν αριθμό απλών και με υψηλό βαθμό εσωτερικής διασύνδεσης επεξεργαστικών μονάδων, οργανωμένων σε στρώματα. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα–ΤΝΔ (Artificial neural networks–ANN) επεξεργάζονται πληροφορίες, ανταποκρινόμενα δυναμικά σε εξωτερικά ερεθίσματα (εισόδους). Κάθε τεχνητός νευρώνας, αποτελείται από πολλές εισόδους x_i και μία μόνο έξοδο y . Κάθε είσοδος x_i ζυγίζεται με ένα βάρος w_i και τα αποτελέσματα αθροίζονται μέσω της συνάρτησης αθροίσματος (summation function) F : $F = \sum_i^n x_i w_i$

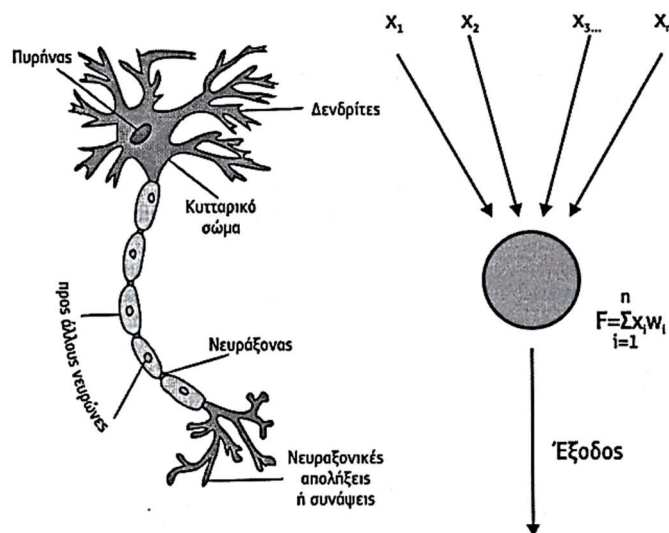
Ο τεχνητός νευρώνας, δίνει έξοδο μέσω της συνάρτησης μετάβασης (transfer function), μόνο όταν το ζυγισμένο άθροισμα των εισόδων είναι μεγαλύτερο μιας ορισμένης τιμής κατωφλίου (threshold value) θ , δηλαδή όταν $\sum_i^n x_i w_i - \theta > 0$

Ένας τεχνητός νευρώνας, αποτελεί απλοποιημένο μοντέλο του φυσικού νευρώνα κατά το ότι τα βάρη διασύνδεσης σχηματίζουν τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά της επαφής της σύναψης και η τιμή κατωφλίου προσομοιώνει τη συμπεριφορά κορεσμού του φυσικού νευρώνα. Ένα από τα απλούστερα ΤΝΔ που προσομοιώνουν τον φυσικό νευρώνα είναι ο στοιχειώδης perceptron (basic perceptron), δηλαδή ένα ΤΝΔ που αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα. Η έξοδος a του perceptron για ένα διάνυσμα εισόδου $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ δίνεται μέσω της συνάρτησης μετάβασης g ως ακολούθως $a = g(\sum_{i=1}^n x_i w_i)$.

Τα ΤΝΔ, συνήθως οργανώνονται σε επίπεδα (layers) τα οποία καλούνται και στρώματα. Τα ενδιάμεσα επίπεδα, καλούνται κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) και δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν. Τα επίπεδα, αποτελούνται από έναν αριθμό μονάδων (units) ή κόμβων (nodes) που είναι έτσι συνδεδεμένες μεταξύ τους, ώστε

μία μονάδα να έχει συνδέσμους με πολλές άλλες μονάδες του ίδιου ή άλλου επιπέδου. Οι μονάδες, επιδρούν σε άλλες μονάδες με το να τις διεγείρουν ή να αναστέλλουν την ενεργοποίησή τους. Για να επιτευχθεί αυτό, η μονάδα λαμβάνει το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισόδων, μέσω των συνδέσμων που καταλήγουν σε αυτήν και παράγει μέσω της συνάρτησης μετάβασης μία μοναδική έξοδο, εάν το άθροισμα υπερβαίνει μία τιμή κατωφλίου. Οι εισοδοί παρουσιάζονται στο δίκτυο μέσω του επιπέδου εισόδου (input layer) το οποίο επικοινωνεί με έναν ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα συνδέονται με το επίπεδο εξόδου (output layer) από το οποίο εξάγεται η απάντηση. Βασικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής των ΤΝΔ που πρέπει να καθοριστούν κατά τη δημιουργία τους είναι:

- Ο αριθμός των ενδιάμεσων κρυφών επιπέδων,
- Ο αριθμός των μονάδων (ή κόμβων) ανά επίπεδο,
- Ο τρόπος σύνδεσης των μονάδων μεταξύ τους,
- Η τιμή ενεργοποίησης (τιμή κατωφλίου),
- Η μορφή της συνάρτησης μετάβασης,
- Οι τιμές των αρχικών βαρών μεταξύ των μονάδων,
- Οι αλγόριθμοι (κανόνες εκπαίδευσης) που χρησιμοποιούνται, για να ενισχυθούν οι σύνδεσμοι μεταξύ των μονάδων κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης.



Εικόνα 15: Ο φυσικός νευρώνας σε σχέση με τον στοιχειώδη τεχνητό νευρώνα (Perceptron)

10.3 Ιστορική αναδρομή

Τα ορόσημα στην εξέλιξη του χώρου των ΤΝΔ είναι τα ακόλουθα:

1943: McCulloch & Pitts. Δημιουργούν το πρώτο μοντέλο ΤΝΔ

1949: Hebb. Δημιουργεί το μοντέλο μάθησης που πήρε το όνομά του στο οποίο κάθε φορά που ενεργοποιείται μια σύναψη αυτή ενισχύεται, με αποτέλεσμα το δίκτυο να μαθαίνει λίγο περισσότερο, το πρότυπο που του παρουσιάζεται εκείνη τη στιγμή.

1957: Rosenblatt. Προτείνει το στοιχειώδες ΤΝΔ του απλού αισθητήρα που ονόμασε Perceptron.

1969: Minsky & Papert. Αποδεικνύουν μαθηματικά ότι τα ΤΝΔ ενός επιπέδου δε μπορούν να λύσουν μη γραμμικά προβλήματα.

1982: Μαθηματική απόδειξη ότι ένα ΤΝΔ πολλών επιπέδων μπορεί να αποθηκεύσει οποιαδήποτε πληροφορία.

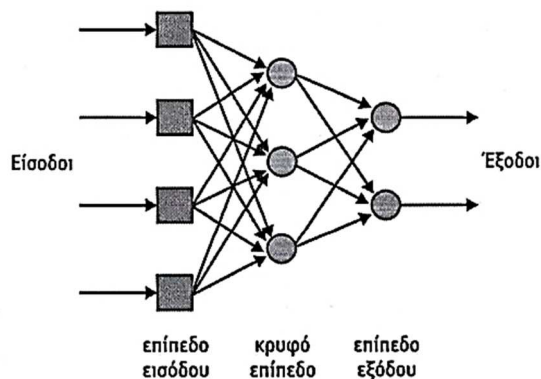
1986: Werbos & Rumelhart. Προτείνουν τη μέθοδο οπισθοδιάδοσης (backpropagation) για την εκπαίδευση ΤΝΔ.

10.4 Αρχιτεκτονική ΤΝΔ

Όσον αφορά το πώς είναι συνδεδεμένες οι μονάδες μεταξύ τους, υπάρχουν δυο βασικές κατηγορίες ΤΝΔ:

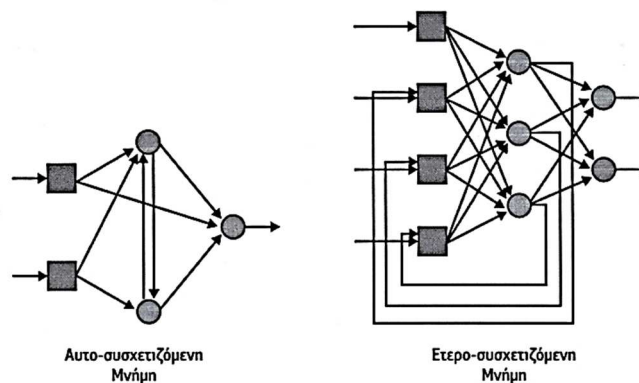
- πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) και
- οπίσθιας τροφοδότησης (feed backward).

Στα ΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης, οι μονάδες είναι οργανωμένες σε διαφορετικά επίπεδα, ώστε οι μονάδες του ενός επιπέδου να τροφοδοτούν τις μονάδες του επόμενου επιπέδου, ως ότου τροφοδοτηθούν και οι μονάδες του τελευταίου επιπέδου. Δηλαδή, δεν υπάρχει έξοδος μονάδας ενός επιπέδου που να αποτελεί είσοδο μονάδας του ίδιου ή προηγούμενων επιπέδων. Τέτοια ΤΝΔ είναι τα δίκτυα οπισθοδιάδοσης (backpropagation).



Εικόνα 16: Παράδειγμα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης

Στα οπισθίως τροφοδοτούμενα δίκτυα, που καλούνται και ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ (recurrent ANN), επιτρέπεται στις μονάδες ενός επιπέδου να τροφοδοτούν και μονάδες του ίδιου επιπέδου ή και προηγούμενων επιπέδων. Αν η ανατροφοδότηση αφορά κόμβους στο ίδιο επίπεδο, τότε τα δίκτυα καλούνται αυτοσυσχετιζόμενες μνήμες (auto associated memories) διαφορετικά, καλούνται ετεροσυσχετιζόμενες μνήμες (heteroassociated memories).

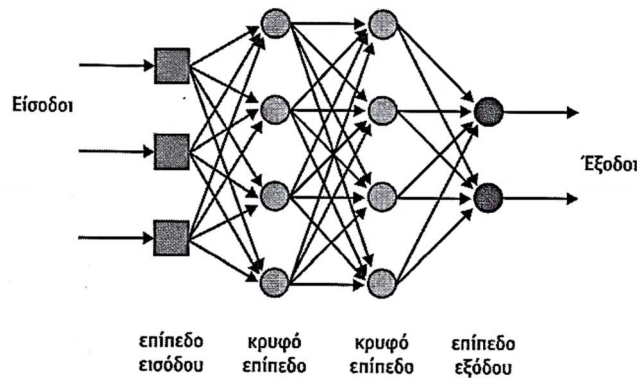


Εικόνα 17: Παράδειγμα ανατροφοδότησης ΤΝΔ

Στα ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ δεν υπάρχουν συνήθως άνω του ενός ενδιάμεσα (κρυφά) επίπεδα. Αν και τα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα είναι πολύ χρήσιμα, τα περισσότερα των νευρωνικών δικτύων είναι πρόσθιας τροφοδότησης.

10.5 Πολυεπίπεδα ΤΝΔ

Κοινό χαρακτηριστικό της δομής των πολυεπίπεδων ΤΝΔ είναι ότι διαθέτουν τουλάχιστον ένα κρυφό επίπεδο. Οι κόμβοι των διάφορων επιπέδων, μπορεί να είναι πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected), δηλαδή κάθε κόμβος του ενός επιπέδου συνδέεται με όλους τους κόμβους του επόμενου, ή μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected). Τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται με βάση τον τρόπο με τον οποίο είναι συνδεδεμένοι οι κόμβοι τους, δηλαδή αν είναι πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) ή οπίσθιας τροφοδότησης (feed backward ή recurrent). Στην πλειονοψηφία των εφαρμογών, χρησιμοποιούνται δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης ενός κρυφού επιπέδου με πλήρως συνδεδεμένους κόμβους.

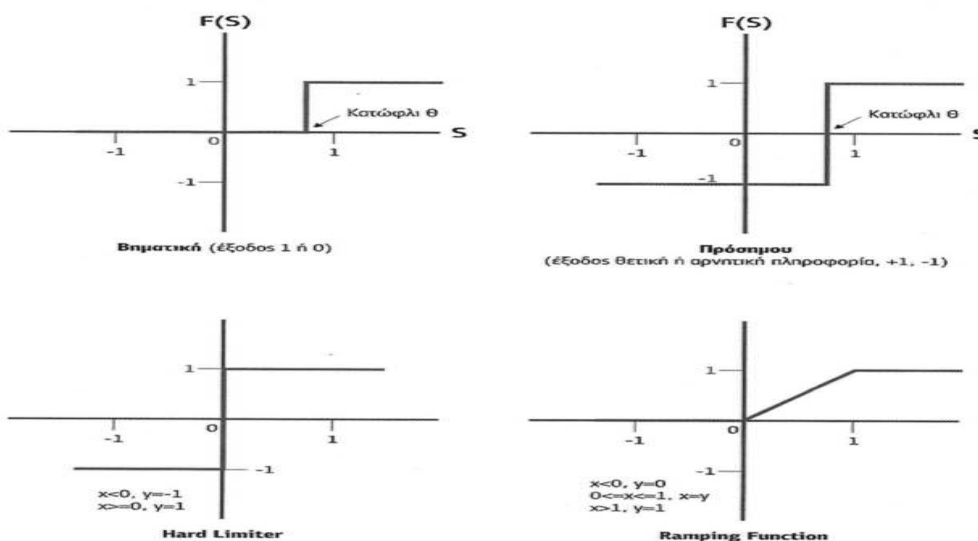


Εικόνα 18: Πολυεπίπεδο ΤΝΔ ενός κρυφού επιπέδου πρόσθιας τροφοδότησης 2 κρυμμένων επιπέδων με πλήρως συνδεδεμένους κόμβους

10.6 Συναρτήσεις μετάβασης

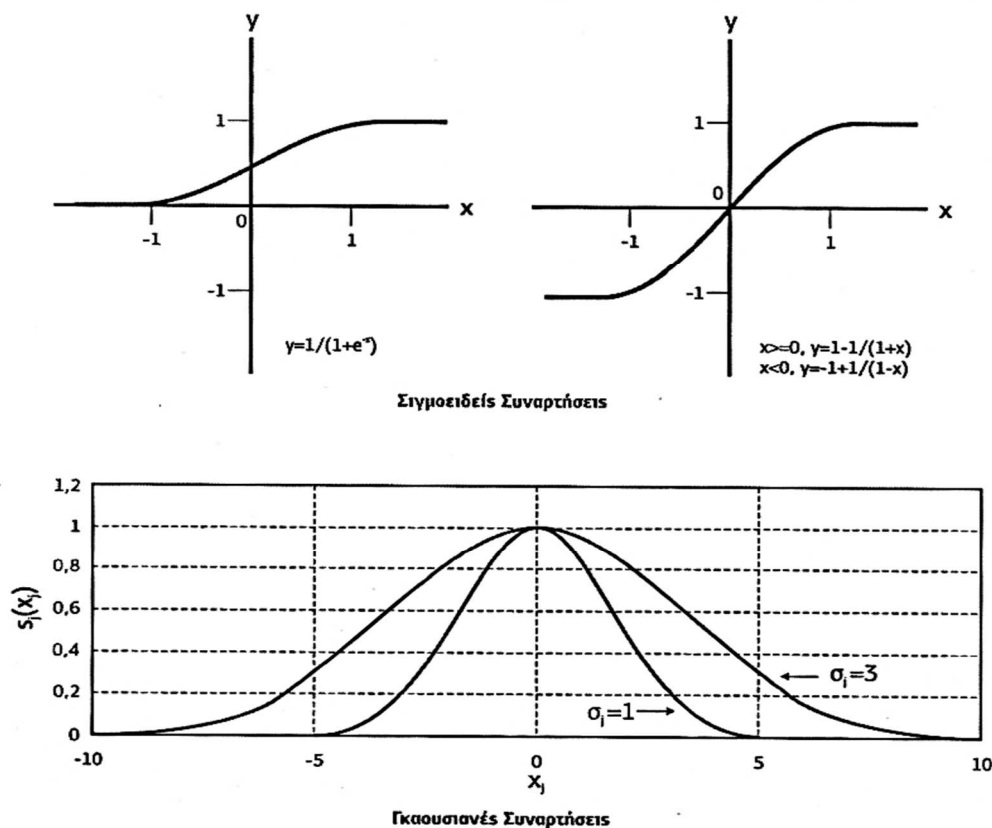
Όσον αφορά τις συναρτήσεις μετάβασης (transfer functions) οι πιο απλές είναι οι γραμμικές, όπως οι παρακάτω:

- βηματικές συναρτήσεις ή συναρτήσεις κατωφλίου (threshold functions),
- συναρτήσεις προσήμου (sign functions),
- συναρτήσεις βηματικής μεταβολής (hard limiter functions),
- συναρτήσεις αναρρίχησης (ramping functions).κά



Εικόνα 19: Γραμμικές συναρτήσεις μετάβασης

Ένα γνωστό ΤΝΔ που χρησιμοποιεί τη δυαδική γραμμική συνάρτηση είναι το perceptron. Συχνότερα, χρησιμοποιούνται μη γραμμικές συναρτήσεις, όπως οι σιγμοειδείς συναρτήσεις (sigmoid functions) και οι Γκαουσιανές συναρτήσεις (Gaussian functions).



Εικόνα 20: Σιγμοειδείς και Γκαουσιανές συναρτήσεις μετάβασης

Στη Γκαουσιανή συνάρτηση που παρουσιάζεται στην εικόνα 20, σ_j είναι ο συντελεστής Γκαουσιανής διασποράς και c_j είναι το κέντρο που στην περίπτωση της εικόνας 20 είναι το 0, το δε αποτέλεσμα της υπολογίζεται ως εξής:

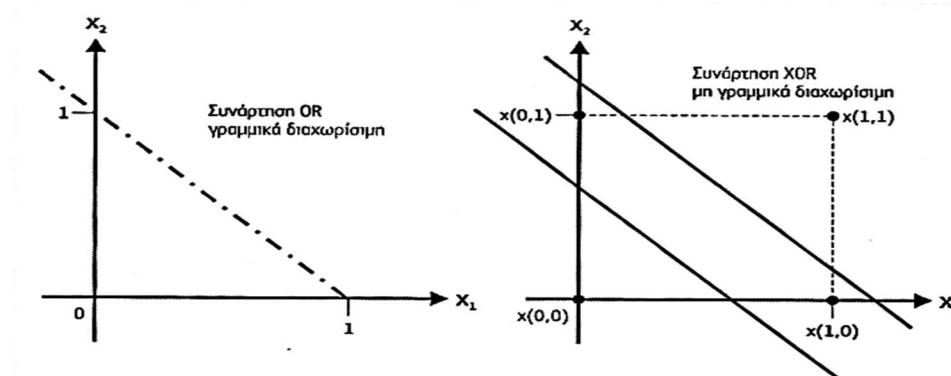
$$S_i(x_j) = \exp\left(-\frac{(x_j - c_j)^2}{2\sigma_j^2}\right)$$

10.7 ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης

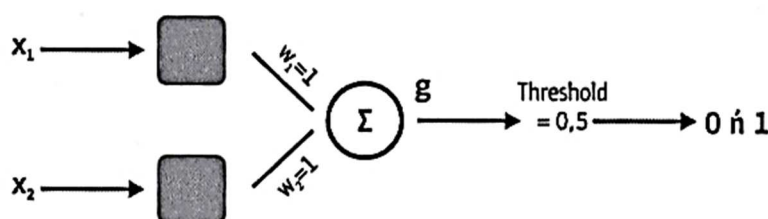
10.7.1 Perceptrons

Αν και ο όρος perceptron (Rosenblatt, 1962) χρησιμοποιήθηκε αρχικά για το στοιχειώδες ΤΝΔ πολλών εισόδων και μόνο μιας εξόδου, έχει επικρατήσει να χαρακτηρίζονται ως perceptrons όλα τα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης που δεν περιέχουν στην αρχιτεκτονική τους κρυφά επίπεδα. Αν διαθέτουν την κατάλληλη δομή, οι perceptrons είναι ικανοί να επιλύουν οποιαδήποτε γραμμική συνάρτηση, όπως την κλασική συνάρτηση με διαχωρίσιμες τιμές “or”. Ο perceptron περιέχει στη δομή του δύο κόμβους εισόδου και διαθέτει έναν κόμβο εξόδου. Ως είσοδοι γίνονται δεκτές οι τιμές 0 και 1 και ως εξοδοί προκύπτει η τιμή 0 ή 1 σύμφωνα με τον πίνακα αληθείας. Το ότι οι Perceptrons δε μπορούν να επιλύσουν προβλήματα με μη γραμμικά διαχωρίσιμες τιμές εξόδου, όπως η περίπτωση του χορ οδήγησε στην

ανάγκη προσθήκης κρυφών επιπέδων στη δομή των perceptrons και στη δημιουργία πολυεπίπεδων ΤΝΔ.



Εικόνα 21: Διαχωρισμός τιμών συναρτήσεων



Εικόνα 22: Ο Perceptron που επιλύει τη γραμμικά διαχωρίσιμη συνάρτηση or

10.7.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση ΤΝΔ – δίκτυα Kohonen

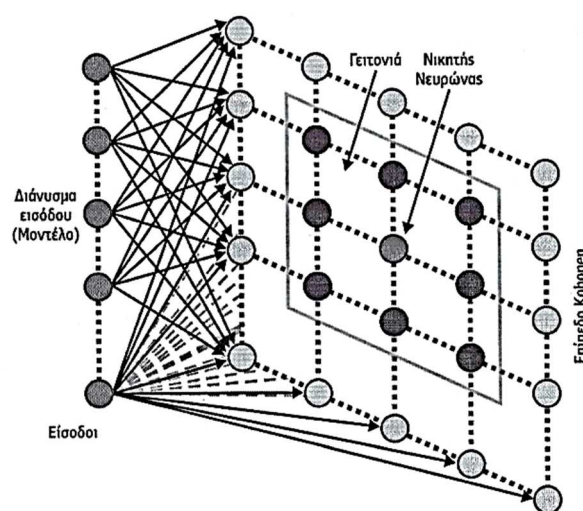
Αυτό το μοντέλο των δικτύων, προτάθηκε το 1984 από τον Kohonen και αφορά δίκτυα που ακολουθούν διαδικασία εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη, δε δέχονται καμία εξωτερική επέμβαση ως προς το σε τι πρέπει να εκπαιδευθεί ένα δίκτυο να αναγνωρίζει. Το χαρακτηριστικό του προτύπου αυτού είναι ότι μπορεί να ταξινομεί διανύσματα με τη βοήθεια ενός αλγόριθμου μη επιβλεπόμενης μάθησης.

Το δίκτυο Kohonen, οργανώνει τον πίνακα των βαρών του με τέτοιο τρόπο, ώστε να αναγνωρίζει όποια κανονικότητα υπάρχει, στα διανύσματα εισόδου. Στο σημείο αυτό, προσομοιώνει μία σημαντική αρχή της οργάνωσης των αισθητηρίων οργάνων του εγκεφάλου: η κατανομή των νευρώνων παρουσιάζει κανονικότητα, που αντικατοπτρίζει κάποια ειδικά χαρακτηριστικά των εξωτερικών ερεθισμάτων που διαδίδονται σε αυτά. Κάθε δίκτυο Kohonen αποτελείται από δύο επίπεδα: το 1^ο είναι το επίπεδο εισόδου και το 2^ο καλείται επίπεδο Kohonen (Kohonen layer), με ιδιαίτερο χαρακτηριστικό ότι είναι οργανωμένο σε μορφή πλέγματος, το οποίο μπορεί να έχει οποιαδήποτε διάσταση: για παράδειγμα, μπορεί να έχουμε ένα δισδιάστατο πλέγμα, δηλαδή μία επιφάνεια που έχει επάνω της $n \times m$ μονάδες που αντιστοιχούν στους νευρώνες. Τα δύο αυτά επίπεδα έχουν πλήρη συνδεσμολογία, δηλαδή κάθε μονάδα εισόδου συνδέεται με όλες τις μονάδες του επιπέδου Kohonen. Αν το επίπεδο εισόδου αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα με k στοιχεία εισόδου, τελικά έχουμε $k \times n \times m$ συνδέσεις.

Η παρακάτω εικόνα δείχνει την τυπική δομή ενός τέτοιου δικτύου. Η εκπαίδευση ενός δικτύου Kohonen, περιλαμβάνει την παρουσίαση στο δίκτυο ενός μοντέλου (pattern) και τελικά την εύρεση στο επίπεδο Kohonen εκείνων των μονάδων για τις οποίες ισχύει ότι το άθροισμα των τιμών ενεργοποίησης που καταλήγουν σε αυτές, έχουν τις υψηλότερες τιμές (δηλαδή μια μονάδα ξεχωρίζει από τις υπόλοιπες σε σχέση με τη συνολική ενέργεια που δέχεται). Τα βάρη της μονάδας

που κέρδισε και όλων των μονάδων που αποτελούν τη γειτονιά ή συστάδα (*cluster*), ρυθμίζονται βάσει του νόμου της εκμάθησης. Στην αρχή της περιόδου εκπαίδευσης, η γειτονιά είναι ένα μεγάλο μέρος του επιπέδου Kohonen, μέσα σε μια προκαθορισμένη ακτίνα από τη μονάδα που κερδίζει. Όμως, η ακτίνα αυτή μειώνεται προοδευτικά όσο προχωράει η εκπαίδευση. Η προσαρμογή των βαρών, γίνεται με τέτοιο τρόπο, ώστε μετά την εκπαίδευση το δίκτυο να είναι σε θέση να διεγείρει την ίδια πάντα μονάδα εξόδου για διανύσματα εισόδου που ανήκουν στην ίδια κατηγορία.

Επειδή η εκπαίδευση γίνεται αυτόνομα (χωρίς στόχους), δε μπορούμε να γνωρίζουμε εκ των προτέρων σε ποια από τις τάξεις θα αντιστοιχεί η καθεμία από τις μονάδες εξόδου, με αποτέλεσμα η αντιστοίχιση να γίνεται μόνο μετά την εκπαίδευσή τους με το σχηματισμό γειτονιών συσχετισμένων με τις επιδιωκόμενες τάξεις. Ο κανόνας εκμάθησης μπορεί να διαφέρει από μονάδα σε μονάδα της γειτονιάς, αλλά συνήθως ακολουθεί τη γνωστή συνάρτηση του μεξικάνικου καπέλου (*mexican hat function*). Λόγω του τρόπου εκπαίδευσής τους, τα δίκτυα Kohonen καλούνται και αυτο-οργανωμένοι χάρτες (*self-organizing maps*).



Εικόνα 23: Τυπικό δίκτυο Kohonen

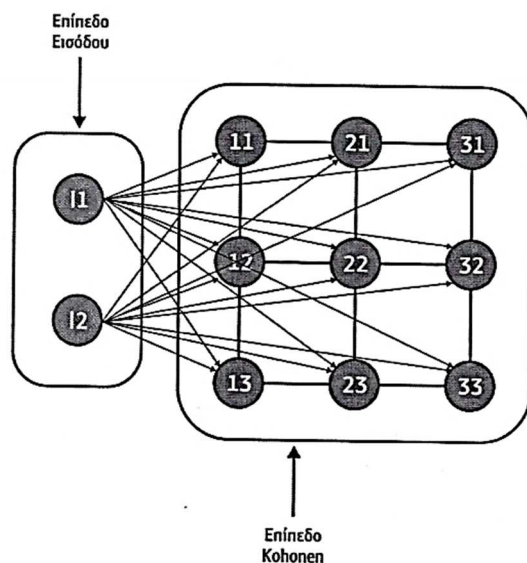
Έστω το δίκτυο Kohonen της παρακάτω εικόνας το οποίο θέλουμε να εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει δυο τάξεις κατηγοριοποίησης, δηλαδή να μάθει 2 γειτονιές. Το επίπεδο εισόδου του δικτύου αποτελείται από 2 μονάδες, ενώ το επίπεδο Kohonen διαθέτει 9 νευρώνες. Η εκπαίδευση θα πραγματοποιηθεί σε 2 κύκλους εκπαίδευσης.

1^{ος} : το δίκτυο θα μάθει να αναγνωρίζει την 1^η τάξη διαχωρισμού

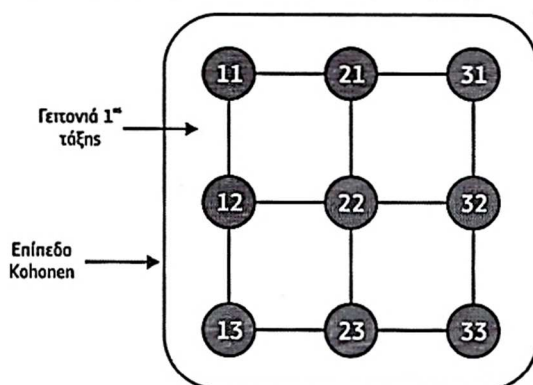
2^{ος} : η εκπαίδευση θα επαναληφθεί για το ήδη εκπαιδευμένο δίκτυο, ώστε να μάθει και τη δεύτερη τάξη.

Στο παράδειγμά μας, κατά τον 1^ο κύκλο το σύνολο εκπαίδευσης θα αποτελείται από δείγματα μοντέλων της 1^{ης} τάξης διαχωρισμού. Στην αρχή, τα συνδεσμικά βάρη θα είναι τυχαία και αφού υπολογιστεί η ενέργεια που δέχεται κάθε μονάδα του επιπέδου Kohonen, θα επιλεγεί η νικήτρια μονάδα και η γειτονιά της. Στην περίπτωσή μας η νικήτρια μονάδα είναι η 11 και η γειτονιά της αποτελεί τις μονάδες 12 και 21. Οι 7 πιο αδύνατες μονάδες του επιπέδου θα εξαιρεθούν της διαδικασίας εκπαίδευσης και οι υπόλοιπες ως μια γειτονιά θα συμμετέχουν στη διαδικασία, ώστε να διαμορφωθούν τα τελικά βάρη τους. Στον 2^ο κύκλο, θα διατηρηθούν τα βάρη της 1^{ης} γειτονιάς και ο κύκλος θα επαναληφθεί με δείγματα μοντέλων που ανήκουν στη 2^η τάξη

διαχωρισμού. Τα δίκτυα Kohonen έχουν μεγάλη εφαρμογή στην εξόρυξη δεδομένων (data mining) κυρίως μέσα από μεγάλες βάσεις δεδομένων στο διαδίκτυο.



Εικόνα 24: Παράδειγμα δικτύου Kohonen

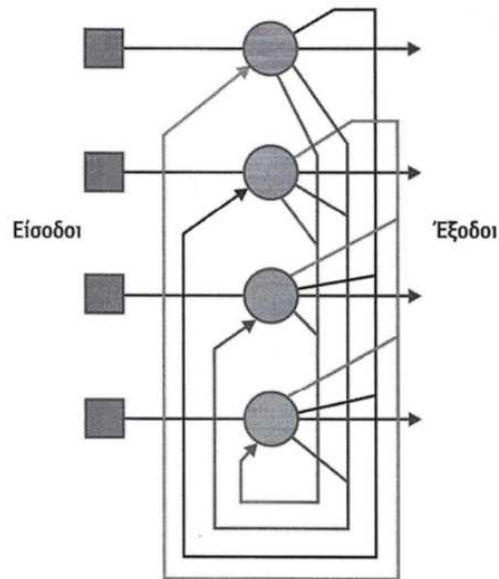


Εικόνα 25: Γειτονιά μετά τον 1^ο κύκλο εκπαίδευσης δικτύου Kohonen

10.7.3 Ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ – δίκτυα Hopfield

Ένα δίκτυο Hopfield είναι μια μη γραμμική συσχετιστική μνήμη (auto associative memory) ή μνήμη διευθυνσιοδοτούμενη από τα περιεχόμενα. Η κύρια λειτουργία μιας τέτοιας μνήμης, είναι η ανάκτηση ενός προτύπου, που έχει αποθηκευτεί σε αυτήν. Τα δίκτυα Hopfield, ανήκουν στην κατηγορία των ανατροφοδοτούμενων (recurrent) ΤΝΔ. Η δομή των δικτύων Hopfield, έχει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Υπάρχει μόνο ένα επίπεδο, αλλά με πολλές μονάδες (νευρώνες).
- Είναι δυαδικά συστήματα: κάθε μονάδα χαρακτηρίζεται από μία δυαδική κατάσταση, δηλαδή μπορεί να έχει μία από δύο δυνατές τιμές. Συνήθως, οι τιμές αυτές είναι 0 και 1, αλλά αυτό δεν είναι απαραίτητο.
- Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων είναι πλήρεις, δηλαδή κάθε μονάδα συνδέεται με κάθε άλλη μονάδα στο δίκτυο.
- Όλοι οι νευρώνες λειτουργούν ταυτόχρονα ως είσοδοι και έξοδοι του δικτύου.



Εικόνα 26: Αρχιτεκτονική του Δικτύου Hopfield

Σε ένα δίκτυο Hopfield με n μονάδες και δομή όπως περιεγράφηκε παραπάνω, έχουμε $n \times (n - 1)$ συνδέσεις, διότι κάθε μονάδα συνδέεται με κάθε άλλη μονάδα, αλλά όχι με τον εαυτό της. Στη γενική περίπτωση, οι συνδέσεις έχουν και συγκεκριμένη κατεύθυνση. Έτσι, σε κάθε ζευγάρι μονάδων που συνδέονται, υπάρχει σύνδεση και προς τις δύο κατευθύνσεις, δηλαδή μεταξύ των μονάδων i και j υπάρχουν η σύνδεση w_{ij} και η σύνδεση w_{ji} . Γενικά, στα δίκτυα Hopfield ισχύει πάντα ότι $w_{ij} = w_{ji}$, διότι τότε εξασφαλίζεται ότι το δίκτυο συγκλίνει και καταλήγει σε μία σταθερή κατάσταση. Η μάθηση στα δίκτυα Hopfield είναι επιβλεπόμενη, με συνάρτηση μετάβασης τη συνάρτηση προσήμων. Χαρακτηριστικό των δικτύων αυτών είναι ότι τα βάρη του δικτύου συνεχώς αναπροσαρμόζονται κατά τη φάση της εκπαίδευσης. Κατά την εκπαίδευση, η κατάσταση των μονάδων αλλάζει (από 0 σε 1 και αντίστροφα) ή παραμένει η ίδια. Η εκπαίδευση ολοκληρώνεται όταν δεν πραγματοποιούνται πλέον άλλες αλλαγές. Τα δίκτυα Hopfield χρησιμοποιούνται σε προβλήματα βελτιστοποίησης.

10.7.4 Προτερήματα των ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ, διαφέρουν αισθητά από άλλες τεχνικές υλοποίησης υπολογιστικών συστημάτων, που επιλύουν προβλήματα παρόμοια με αυτά που επιλύουν στα ΤΝΔ, στα παρακάτω:

- Δε χρησιμοποιούν σύμβολα για αναπαράσταση εννοιών του μοντέλου,
- Δεν κάνουν (σαφή) προγραμματισμό της συμπεριφοράς του μοντέλου.
- Αυτοπρογραμματίζονται μαθαίνοντας να παράγουν συγκεκριμένες εξόδους, όταν δίνονται κάποιες είσοδοι.

Οι παραπάνω διαφορές χαρακτηρίζουν και τα προτερήματά τους που είναι τα ακόλουθα:

Όσον αφορά το σχεδιασμό:

- Ένα ΤΝΔ σχεδιάζεται σε αναλογία με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Οι μηχανικοί, αντλούν από τη νευροβιολογία νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.

- Σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες, όχι μόνο για το συγκεκριμένο σύνολο, υποδειγμάτων με το οποίο εκπαιδεύεται αλλά και για όποιο καινούργιο υπόδειγμα παρουσιαστεί.

- Παρουσιάζουν ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδιασμού, με την έννοια ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα επιστημονικά πεδία που περιέχουν εφαρμογές των ΤΝΔ, επιτρέποντας λόγω αυτού τη διάχυση της σχετικής τεχνογνωσίας.

Όσον αφορά την υλοποίηση:

- Ένα ΤΝΔ δομείται από τη σύνδεση νευρώνων, οι οποίοι θεωρούνται μη γραμμικές συσκευές. Η μη γραμμικότητα, είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, αν ο φυσικός μηχανισμός για την παραγωγή των σημάτων εισόδου είναι μη γραμμικός.

- Η γνώση κατά την είσοδο στο ΤΝΔ, αναπαρίσταται από μια διασκορπισμένη μορφή (ένα σύνολο από τιμές χαρακτηριστικών σε μορφή συμβολοσειράς) και όχι από μια τεχνικά κατασκευασμένη συμβολική μορφή (π.χ. δομημένη εγγραφή ενός αρχείου ή μιας βάσης, δεδομένων).

Όσον αφορά τη δομή:

- Έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους επαναλαμβάνοντας απλώς την εκπαίδευσή τους με νέο σύνολο παραδειγμάτων από το μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

- Ένα ΤΝΔ υλοποιημένο σε υλικό (hardware) έχει τη σημαντική ιδιότητα να είναι ανεκτικό σε σφάλματα. Για παράδειγμα, αν μια σύνδεση ενδιάμεσου επιπέδου διαγραφεί ή ένα βάρος αλλοιωθεί, η λειτουργία του δικτύου δε θα επηρεαστεί, γιατί το συνολικό μέσο σφάλμα δε θα αλλάξει σημαντικά.

- Η δομή των ΤΝΔ σε επίπεδα, τους δίνει δυνατότητες παράλληλων λειτουργιών και κάνει δυνατή την υλοποίησή τους σε VLSI (Very Large Scale Integration) τεχνολογία, που τα καθιστά κατάλληλα, μεταξύ άλλων τεχνολογιών, να συμπεριληφθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

10.7.5 ΤΝΔ και ανθρώπινος εγκέφαλος

Υπάρχουν πολλά χαρακτηριστικά των ΤΝΔ κοινά με συμπεριφορές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Πιο συγκεκριμένα, μπορούν να παρατηρηθούν τα παρακάτω.

- Η συμπεριφορά τους είναι βιολογικά ερμηνευόμενη.
- Δίνουν συγκεκριμένες απαντήσεις, σε συγκεκριμένα ερεθίσματα.
- Μαθαίνουν, με επαναληπτική παρουσίαση παραδειγμάτων.
- Λειτουργούν ικανοποιητικά, ακόμα και μετά από καταστροφή ορισμένων κόμβων ή με ελλιπείς εισόδους.

- Αναγνωρίζουν και κατηγοριοποιούν νέες πληροφορίες, παρόμοιες με ήδη κατηγοριοποιημένες.

- Εξηγούν το φαινόμενο της αμνησίας, λόγω του ότι η ορθή λειτουργία ενός εκπαιδευμένου δικτύου μπορεί να αλλοιωθεί αν καταστραφεί ένα σημαντικό μέρος της δομής του, αλλά μόλις αποκατασταθεί η λειτουργία του θα επανέλθει κανονικά, δεδομένου ότι τα βάρη που έχουν δημιουργηθεί μεταξύ των μονάδων κατά την εκπαίδευση εξακολουθούν να υφίστανται αναλλοίωτα.

10.7.6 Εφαρμογές των ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ, είναι δημοφιλή σε προβλήματα τα οποία περιέχουν μη προβλέψιμες λειτουργίες και δεν είναι πλήρως κατανοητά (κατηγοριοποίηση, αποτίμηση, πρόβλεψη):

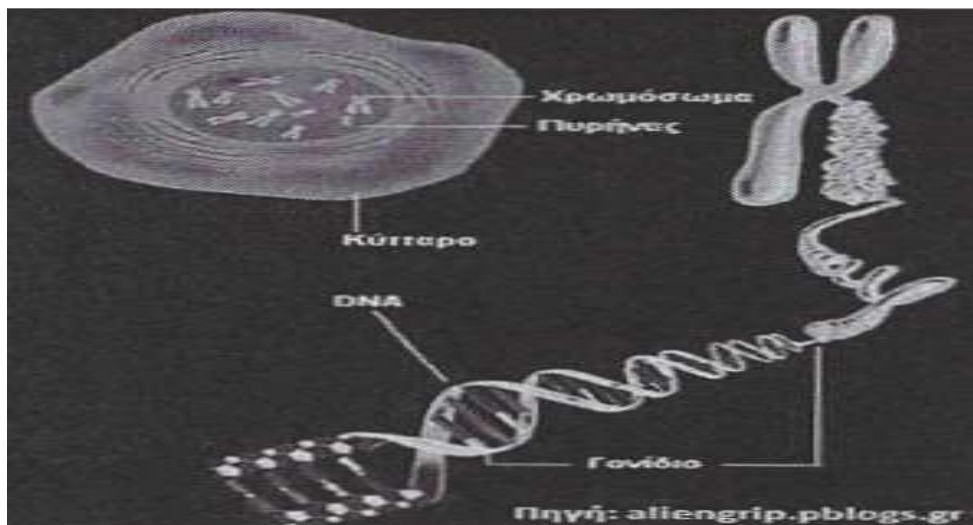
- αναγνώριση εικόνας,
- επεξεργασία φωνής,
- σχεδιασμός ενεργειών (planning),
- εξόρυξη πληροφορίας,
- χρονοπρογραμματισμός (Scheduling),
- συστήματα ελέγχου και παραγωγής.

Όλα τα παραπάνω βρίσκουν εφαρμογή στη ρομποτική, στην άμυνα, στην αεροπορία, στην αυτοκίνηση, στη διαγνωστική ιατρική, σε γεωλογικές έρευνες, στην οικονομία (τραπεζικές εφαρμογές), στη βιομηχανία και σε πολλούς ακόμα χώρους παραγωγής.

11. Γενετικοί αλγόριθμοι

11.1 Φυσική εξέλιξη: Η αρχική έμπνευση

Οι γενετικοί αλγόριθμοι-ΓΑ (Genetic algorithms-GA) αποτελούν μία από τις μεθόδους που χρησιμοποιεί η ΤΝ, για να δημιουργήσει συστήματα μηχανικής μάθησης που βασίζονται στην εξελικτική μάθηση (Evolutionary learning). Πιο συγκεκριμένα, οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι γνωστικά συστήματα που μιμούνται την αναπαραγωγική διαδικασία πληθυσμών, απλών βιολογικών οργανισμών, κατά τη φάση της φυσικής εξέλιξης. Η διαδικασία, λαμβάνει χώρα στα χρωμοσώματά τους (chromosomes), τα οποία με τη σειρά τους καταγράφουν τη δομή κάθε οργανισμού μέσω των γονιδίων τους (genes).

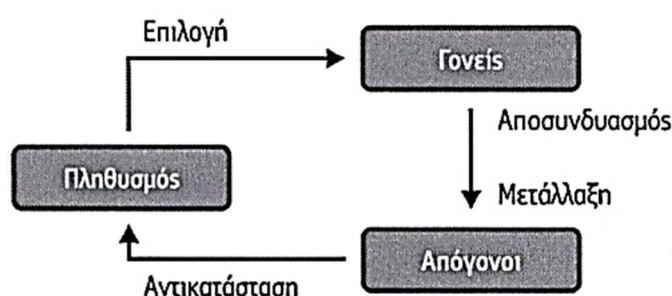


Εικόνα 27: Δομή φυσικού χρωμοσώματος

Η συνδυασμένη δράση της φυσικής επιλογής και ο ανασυνδυασμός του γενετικού υλικού (των γονιδίων) κατά τη διάρκεια της αναπαραγωγής, αποτελούν την κινητήρια δύναμη της εξέλιξης. Η μίμηση των φυσικών μεθόδων, οδήγησε στην ανάπτυξη των επονομαζόμενων εξελικτικών αλγορίθμων (Evolutionary algorithms) μια κατηγορία άμεσων, πιθανολογικών αλγορίθμων αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Τυπικά, ένας εξελικτικός αλγόριθμος αρχικοποιεί τον πληθυσμό του σε τυχαίες τιμές, αν και μπορεί να χρησιμοποιηθεί προηγούμενη γνώση του πεδίου εφαρμογής (αν υπάρχει), για να επιδράσει στην αρχικοποίηση του πληθυσμού. Ακολουθεί η αξιολόγηση του πληθυσμού, με απόδοση αντίστοιχων τιμών ποιότητας

σε κάθε άτομο του πληθυσμού, στο συγκεκριμένο περιβάλλον. Η αξιολόγηση, γίνεται μέσω της *συνάρτησης ποιότητας* (αντιπροσωπευτικής του συγκεκριμένου περιβάλλοντος), η οποία μπορεί να είναι πολύ απλή, όπως ο υπολογισμός μιας απλής συνάρτησης, ή εξαιρετικά πολύπλοκη, όπως η εκτέλεση μιας πολύπλοκης προσομοίωσης. Η *επιλογή*, συνήθως υλοποιείται σε δύο βήματα: επιλογή γονέων και επιβίωση γονέων. Κατά την επιλογή των γονέων καθορίζεται ποια άτομα θα γίνουν γονείς και πόσους *απογόνους/παιδιά* (*off springs/children*) θα αποκτήσουν.

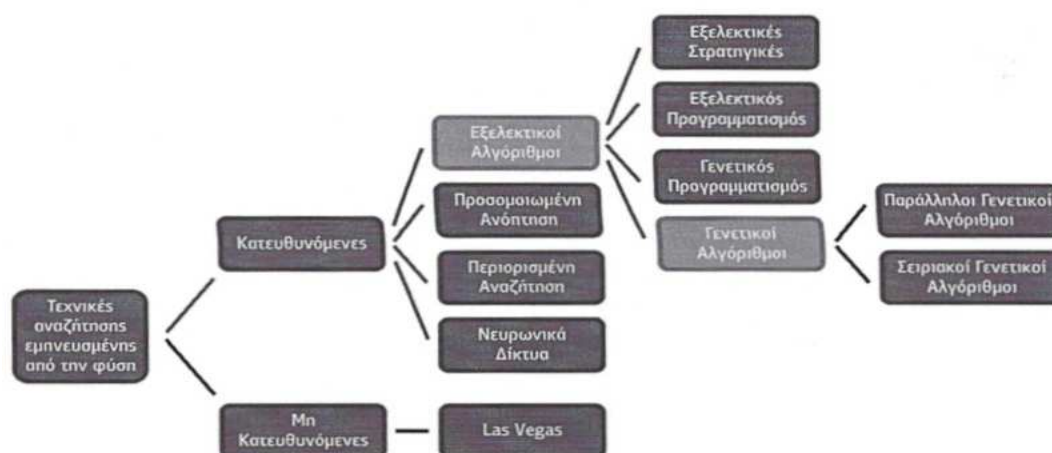
Οι απόγονοι, δημιουργούνται μέσω ανασυνδυασμού των γονέων, δηλαδή με την ανταλλαγή πληροφορίας μεταξύ των γονέων και μέσω μετάλλαξης, η οποία διαταράσσει περαιτέρω τους απογόνους. Ακολουθεί η χρήση της συνάρτησης ποιότητας, για την αξιολόγηση των απογόνων και τελικά η επιλογή των ατόμων του πληθυσμού που θα επιβιώσουν στην επόμενη γενιά. Η διαδικασία αυτή, ονομάζεται *εξελικτικός κύκλος* (*evolutionary cycle*). Το παρακάτω σχήμα εμφανίζει τον συνήθη εξελικτικό κύκλο.



Εικόνα 28: Ο εξελικτικός κύκλος των Γενετικών Αλγορίθμων

11.2 Ιστορική εξέλιξη

Ο όρος *γενετικός αλγόριθμος* (ΓΑ) χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον John Holland (1975) για έναν από τους βασικούς εκπροσώπους των εξελικτικών αλγορίθμων, ο οποίος θεωρείται και ως ο ευρύτερα γνωστός εξελικτικός αλγόριθμος των τελευταίων χρόνων. Όμως, πολλοί ερευνητές χρησιμοποιούν κυρίως τον όρο *εξελικτική υπολογιστική* (*Evolutionary computation*), προκειμένου να αναφερθούν στις εξελίξεις των τελευταίων ετών σε έναν τομέα που υπερβαίνει κατά πολύ τον αρχικό ΓΑ και ανήκει στις κατευθυνόμενες τεχνικές αναζήτησης εμπνευσμένες από τη φύση.



Εικόνα 29: Ο τομέας των μεθόδων αναζήτησης εμπνευσμένων από τη φύση

Αρκετοί επιστήμονες, έχουν δραστηριοποιηθεί στην ανάπτυξη της εξελικτικής υπολογιστικής από τη δεκαετία του 1960. Το 1975, κυκλοφόρησε το βιβλίο του John

Holland “*Adaptation in natural and artificial systems*” και ο Kenneth DeJong, μεταπτυχιακός φοιτητής του Holland, ολοκλήρωσε τη διδακτορική του διατριβή με θέμα “*Analysis of the behavior of class of genetic adaptive systems*”. Θεωρείται ότι αμφότερα τα συγγράμματα έθεσαν τα θεμέλια των γενετικών αλγορίθμων. Ο DeJong, ήταν ο πρώτος που παρέσχε μια ολοκληρωμένη παρουσίαση των δυνατοτήτων των ΓΑ στη βελτιστοποίηση και ακολούθησε μια σειρά από περαιτέρω μελέτες.

Η πρώτη διάσκεψη για αυτό το θέμα συγκλήθηκε το 1985. Ένας άλλος μεταπτυχιακός φοιτητής του Holland, ο David Goldberg, εκπόνησε τη βραβευμένη διδακτορική διατριβή του σχετικά με την εφαρμογή του ΓΑ στη βελτιστοποίηση αγωγού φυσικού αερίου. Κατόπιν, ο Goldberg εξέδωσε το 1989 το βιβλίο “*Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*”, το οποίο λειτούργησε ως καταλύτης για την ανάπτυξη της θεωρίας και των εφαρμογών των ΓΑ, οι οποίες σήμερα εξακολουθούν να αυξάνονται με ταχείς ρυθμούς. Σε αντίθεση με τους προηγούμενους εξελικτικούς αλγόριθμους, οι οποίοι επικεντρώνονταν στη μετάλλαξη των ατόμων του πληθυσμού και θα μπορούσαν να θεωρηθούν ως απλή εξέλιξη των μεθόδων αναρρίχησης λόφων, ο ΓΑ του Holland είχε ένα επιπλέον συστατικό, την ιδέα του ανασυνδυασμού των γονιδίων των γονέων.

11.3 Γενικά περί γενετικών αλγορίθμων

Η χρήση των γενετικών αλγορίθμων (ΓΑ), αποβλέπει στη δημιουργία απλών τρόπων αναζήτησης λύσεων σε προβλήματα, κυρίως βελτιστοποίησης και χρονοδρομολόγησης, τα οποία κατεξοχήν εξαρτώνται από μεγάλο πλήθος παραμέτρων, καθιστάμενα ελάχιστα κατανοητά, με πολλές αλληλεξαρτήσεις ή πολύ περίπλοκα ώστε δεν εφαρμόζονται η βελτιστοποίηση ή χρονοδρομολόγηση με άλλες πιο άμεσες μεθόδους. Για να μπορέσει να τρέξει ένας ΓΑ, απαιτείται να έχουν ικανοποιηθεί 2 προϋποθέσεις επιτυχώς:

- μια κωδικοποίηση του χώρου επίλυσης και
- μια συνάρτηση καταλληλότητας που να αξιολογεί το χώρο επίλυσης.

Μόλις επιτευχθούν τα δυο παραπάνω, τότε μπορεί να εφαρμοστεί ο ΓΑ, για να δημιουργήσει και να αξιολογήσει τις υποψήφιες λύσεις μέσω μιας προσομοίωσης της εξελικτικής διαδικασίας. Οι συμβατικές μέθοδοι βελτιστοποίησης και οι μέθοδοι αναρρίχησης λόφου, εντοπίζουν το πλησιέστερο τοπικό βέλτιστο μιας συνάρτησης, αλλά συνήθως αποτυγχάνουν στην εύρεση καθολικής λύσης. Από την άλλη, οι στατιστικές τεχνικές, απαιτούν μεγάλο υπολογιστικό χρόνο, ενώ οι υπολογιστικές μέθοδοι απαιτούν την ύπαρξη παραγώγων, η χρήση των οποίων δε συνιστάται σε μεγάλα πολυεπίπεδα συστήματα με αυξανόμενη πολυπλοκότητα και ασυνέχεια.

Αντίθετα, η χρήση των ΓΑ είναι αποτελεσματική τεχνική τυχαίας αναζήτησης, για την εύρεση της βέλτιστης λύσης σε συγκεκριμένο χρόνο. Η τεχνική αυτή, βασίζεται στην ανακάλυψη πρώτα πολλών τμηματικών λύσεων για τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού και μετά στο συνδυασμό των καλύτερων λύσεων μέχρι την επίτευξη της βέλτιστης εξ αυτών. Η όλη δυσκολία, εντοπίζεται στην ορθή εκτίμηση της απόδοσης των τμηματικών λύσεων, διότι λανθασμένη εκτίμηση μπορεί να οδηγήσει σε λύσεις που θα απέχουν πολύ από τη ζητούμενη βέλτιστη. Η λειτουργία των ΓΑ, βασίζεται στη δυνατότητά τους να αναπαράγουν τον πληθυσμό σε γενεές. Κάθε γενεά, προκύπτει από την προηγούμενη, αφού επιλεγούν οι γονείς και εφαρμοστούν οι γενετικοί τελεστές της διασταύρωσης και της μετάλλαξης,. Τα κυριότερα χαρακτηριστικά των ΓΑ είναι τα ακόλουθα:

- Είναι ένας νέος τρόπος προγραμματισμού, κατάλληλος για επίλυση προβλημάτων σε χώρους αναζήτησης ιδιαίτερα πολύπλοκους, προσαρμόσιμος σε ποικίλα και ευμετάβλητα περιβάλλοντα.

- Περιλαμβάνουν ένα σύνολο μεθόδων εμπνευσμένων από τη θεωρία της εξέλιξης. Αρχίζουν από έναν συνήθως επιλεγμένο πληθυσμό και επιδιώκουν την παραγωγή ατόμων με υψηλή απόδοση.

- Η προοδευτική βελτίωση του πληθυσμού, επιτυγχάνεται με τις ενέργειες των γενετικών τελεστών που επιδρούν στην αναπαραγωγή, σύμφωνα με την ικανότητα των ατόμων, με εφαρμογή των τεχνικών της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

- Οι είσοδοι και οι έξοδοι του προβλήματος, αναπαρίστανται ως συμβολοσειρές (strings) σταθερού μήκους, ενός συγκεκριμένου αλφαβήτου (συνήθως δυαδικού), με ρόλο αντίστοιχο του χρωμοσώματος στη Γενετική.

- Κάθε σημείο του χώρου επίλυσης του προβλήματος, αντιπροσωπεύεται από μια συμβολοσειρά ή δομή.

- Κάθε θέση στη συμβολοσειρά, καταλαμβάνεται από ένα ή περισσότερα σύμβολα του αλφαβήτου, αντιπροσωπεύοντας μια μεταβλητή του προβλήματος και έχοντας ρόλο αντίστοιχο με αυτόν του γενετικού υλικού στους βιολογικούς μηχανισμούς, δηλαδή γονιδίου μέσα σε χρωμόσωμα.

- Απαιτείται η δυνατότητα πληροφόρησης για την ικανότητα των διάφορων συμβολοσειρών του πληθυσμού, σύμφωνα με τη συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function), που καλείται επίσης και συνάρτηση απόδοσης, συνάρτηση προσαρμογής ή αντικειμενική συνάρτηση.

- Ο χρόνος στην εξέλιξη της διαδικασίας, υπολογίζεται σε διακριτά διαστήματα τα οποία καλούνται γενεές, παράδειγμα $N(t)$: ο πληθυσμός κατά τη γενεά t .

11.4 Δοκιμή Turing για μηχανική ευφυΐα

Υπάρχουν τρία χωριστά δωμάτια. Στο ένα βρίσκεται ο υπολογιστής, στο άλλο βρίσκεται ένας άνθρωπος που παίζει το ρόλο του εξεταζόμενου και στο τελευταίο βρίσκεται ένας άλλος άνθρωπος ο οποίος παίζει το ρόλο του ανακριτή. Ο ανακριτής δε γνωρίζει σε ποιο δωμάτιο βρίσκεται ο άνθρωπος και σε ποιο ο υπολογιστής. Η επικοινωνία ανάμεσα στον ανακριτή και τους άλλους δύο γίνεται μέσω τερματικών.

Ο ανακριτής θέτει διάφορα ερωτήματα, ταυτόχρονα στον άνθρωπο και στον υπολογιστή και με βάση τις ξεχωριστές απαντήσεις που παίρνει προσπαθεί να διακρίνει τον άνθρωπο, από τον υπολογιστή. Αν ο ανακριτής δε μπορεί να διαχωρίσει τους δύο, τότε μπορεί να θεωρηθεί ότι ο υπολογιστής κατέχει ευφυΐα.

Φυσικά, κανένας υπολογιστής μέχρι τώρα δεν έχει περάσει αυτή τη δοκιμή και ίσως αυτό να μην είναι ποτέ εφικτό. Παρά ταύτα, αυτή η δοκιμή αποτελεί τη βάση των τρόπων αξιολόγησης συστημάτων ΤΝ, όπως για παράδειγμα τα έμπειρα συστήματα όπου ο βασικός τρόπος αξιολόγησης αποτελείται από τη σύγκριση της απόδοσης του συστήματος έναντι αυτής του έμπειρου πάνω σε ένα σύνολο προβλημάτων. Σύμφωνα με αυτή τη δοκιμή, το μέτρο σύγκρισης είναι η ανθρώπινη ευφυΐα, σε επίπεδο κοινής ή εξειδικευμένης νοημοσύνης με όλα τα τρωτά και τους περιορισμούς που συνεπάγονται. Επομένως, ένας υπολογιστής για να περάσει τη δοκιμή Turing, σε ζητήματα που υπερέχει του ανθρώπου, πρέπει να μειώσει την ικανότητά του στο επίπεδο του ανθρώπου. Για παράδειγμα, ο υπολογιστής υπερέχει του ανθρώπου σε μαθηματικές πράξεις όπου μπορεί να δώσει αλάνθαστα αποτελέσματα σε άμεσο χρόνο. Έτσι, αν το ερώτημα του ανακριτή είναι το γινόμενο ενός περίπλοκου πολλαπλασιασμού ο ευφυής υπολογιστής ξεγελά τον ανακριτή με το να του δώσει λανθασμένη απάντηση στον ίδιο χρόνο που θα χρειαζόταν ο άνθρωπος. Ένα σημείο κριτικής αυτής της δοκιμής είναι ακριβώς ότι προσπαθεί να περιορίσει (καλουπώσει) τη μηχανική ευφυΐα στα μέτρα της ανθρώπινης ευφυΐας, ενώ ίσως θα έπρεπε τα δύο αυτά είδη ευφυΐας να αντιμετωπίζονται ως διαφορετικά, επιτρέποντας έτσι στον υπολογιστή να εκμεταλλευτεί τις δικές του ανώτερες

ικανότητες, όπως για παράδειγμα την απεριόριστη μνήμη του. Ακόμη ένα σημείο κριτικής της δοκιμής, είναι ότι η αντίληψη της ανθρώπινης ευφυΐας που αντανάκλα, την οποία απαιτεί να προσομοιώσει ο υπολογιστής, περιορίζεται σε εργασίες επίλυσης προβλημάτων με συμβολικό τρόπο, αγνοώντας πλήρως άλλα σημαντικά στοιχεία ευφυΐας όπως αισθητήριες ικανότητες ή χειρωνακτικές επιδεξιότητες. Τέλος, έχουν διατυπωθεί αντιρρήσεις για τη δοκιμή που σχετίζονται με το αν η «συμπεριφορά» αρκεί να αποδείξει την ευφυΐα.

11.5 Ιστορική αναδρομή

Οι πρώτες προσπάθειες του πεδίου εστιάζονταν στη δημιουργία συστημάτων, τα οποία θα μπορούσαν να συναγωνίζονται τον άνθρωπο σε διάφορα επιτραπέζια παιχνίδια, τα οποία απαιτούν υψηλές διανοητικές ικανότητες, όπως το checkers και το σκάκι. Η δικαίωση αυτών των προσπαθειών ήλθε το 1996, όταν ο *Deep Blue* κατόρθωσε να νικήσει το μεγαλύτερο πρωταθλητή σκακιού τον Garry Kasparov. Αυτή ίσως να είναι η μεγαλύτερη επιτυχία της TN μέχρι σήμερα, η οποία δε μπορεί να αμφισβητηθεί από κανένα. Πάντως είναι η πιο διάσημη επιτυχία του πεδίου, αφού έτυχε μεγάλης κάλυψης σε παγκόσμια κλίμακα από τα μέσα μαζικής ενημέρωσης. Είναι όμως συζητήσιμο κατά πόσον ο *Deep Blue* πραγματικά επιδεικνύει σκακιστική ευφυΐα μια και οι «ικανότητες» του απορρέουν από τον υπολογισμό των κινήσεων και όχι από κάποια βαθιά «κατανόηση» των στρατηγικών εννοιών του παιχνιδιού.

Η άλλη πρωταρχική περιοχή έρευνας αφορούσε τη μηχανοποίηση της διεργασίας απόδειξης μαθηματικών θεωρημάτων. Η εκτέλεση αυτής της διεργασίας από τον άνθρωπο, θεωρείται κάτι το δύσκολο, το οποίο απαιτεί ευφυΐα. Το πιο γνωστό αποτέλεσμα αυτών των προσπαθειών, ήταν το σύστημα *Logic Theorist*, το οποίο αναπτύχθηκε από τους Newell και Simon το 1963. Η αρχική αντίληψη, η οποία τελικά αποδείχτηκε λανθασμένη, ήταν ότι για την εκτέλεση των πιο πάνω διανοητικών λειτουργιών (παίξιμο επιτραπέζιων παιχνιδιών, απόδειξη θεωρημάτων) χρειάζεται λίγη ή και καθόλου γνώση. Το τι χρειάζεται, είναι η εξερεύνηση ενός μεγάλου αριθμού εναλλακτικών (μερικών) λύσεων και η επιλογή της καλύτερης.

Σύντομα όμως διαφάνηκε ότι και εκτενής γνώση χρειάζεται και πιο ισχυρά ευρετικά για την καθοδήγηση του συλλογισμού. Για αυτούς ακριβώς τους λόγους, μια άλλη πρωτοπόρα προσπάθεια και πάλι από τους Newell και Simon, το σύστημα γενικής επίλυσης προβλημάτων (*General problem solver-GPS*), αποδείχθηκε μάταιη. Στόχος εδώ ήταν η δημιουργία ενός συστήματος, το οποίο θα μπορούσε να επιλύσει οποιοδήποτε πρόβλημα σε οποιοδήποτε τομέα, κάτι το υπερβολικά φιλόδοξο. Μετά από μία σχεδόν δεκαετία προσπαθειών, η ερευνητική ομάδα αποδέχθηκε ότι αυτός ο στόχος δεν ήταν κατορθωτός, καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι στην επίλυση προβλημάτων η γνώση παίζει ουσιαστικό ρόλο. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα τη ριζική αλλαγή προσανατολισμού στους στόχους του πεδίου. Το ενδιαφέρον τώρα εστιάστηκε στην αναπαράσταση της ανθρώπινης γνώσης με συμβολικό τρόπο και τη χρήση της μέσα στα πλαίσια υπολογιστικών συστημάτων. Επίσης, ο νέος αυτός προσανατολισμός οδήγησε στην ανάπτυξη γλωσσών και περιβαλλόντων προγραμματισμού, ειδικών για συστήματα TN. Η αποδοχή της σημασίας της γνώσης στην επίλυση προβλημάτων, αποτελεί το θεμέλιο λίθο της τεχνολογίας των έμπειρων συστημάτων, η έναρξη της οποίας χρονολογείται στις αρχές της δεκαετίας του 1970. Εδώ, κεντρικός στόχος είναι η αυτοματοποίηση εξειδικευμένης γνώσης, κάτι το οποίο είναι πιο συγκεκριμένο από την αυτοματοποίηση κοινής γνώσης και αυτονόητου συλλογισμού, που επίσης αποτελούν περιοχές έντονου ενδιαφέροντος.

Άλλες από τις αρχικές περιοχές έρευνας, οι οποίες εξακολουθούν να είναι ενεργές, είναι η μηχανική όραση και ομιλία, η κατανόηση της φυσικής γλώσσας και η

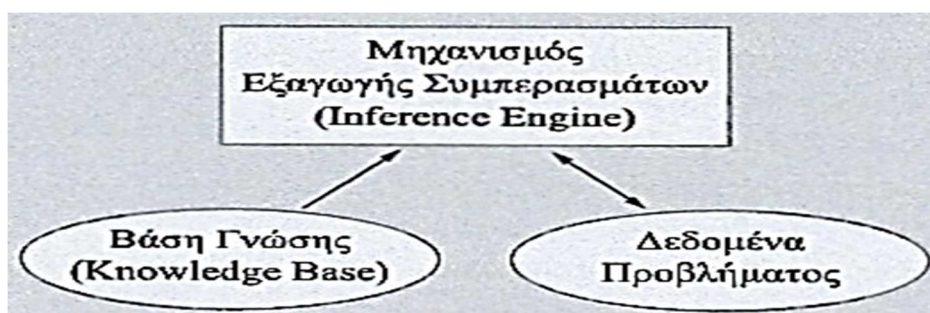
μηχανική μάθηση. Η σημασία της μηχανικής μάθησης, είναι μεγάλη για τη βιωσιμότητα συστημάτων που βασίζονται στη γνώση. Η γνώση του ανθρώπου δεν είναι στατική, αλλά συνεχώς βελτιώνεται μέσω ενημέρωσης και εμπειρίας. Αυτή η ικανότητα, πρέπει να ενσωματωθεί σε ένα σύστημα βάσης γνώσης (knowledge based system), διαφορετικά υπάρχει ο κίνδυνος άμεσης αχρηστίας του συστήματος. Ένα μεγάλο μέρος της έρευνας στη μηχανική μάθηση ασχολείται με υπολογιστικές μεθόδους για την «ανακάλυψη» γνώσης (knowledge discovery) από μία βάση δεδομένων, τα οποία περιγράφουν συγκεκριμένα περιστατικά (του εν λόγω προβλήματος) μαζί με τις λύσεις τους. Γενικά, επί του παρόντος η έρευνα σε TN καλύπτει ένα ευρύ φάσμα θεμάτων. Σε θεωρητικό επίπεδο, η έρευνα εστιάζεται κυρίως στην αξιωματοποίηση και αυτοματοποίηση συλλογισμού (automated reasoning). Ειδικά θέματα, αφορούν την αναθεώρηση πεποιθήσεων (belief revision), το κλασικό πλέον θέμα της απόδειξης θεωρημάτων και την ανάπτυξη διαφόρων λογισμών για την αναπαράσταση γνώσης και συλλογισμού, όπως περιγραφικός λογισμός, μη αθροιστικός λογισμός, λογισμός με πιθανότητες, χρονικός λογισμός, κτλ. Η περιοχή της μάθησης, εξακολουθεί να έχει κεντρική θέση, όπου μεγάλο ενδιαφέρον προσελκύει ο νέος τομέας της ευφυούς ανάλυσης δεδομένων (intelligent data analysis–IDA) ή εξόρυξης δεδομένων (data mining–DM) με στόχο την ανακάλυψη γνώσης από μεγάλες βάσεις δεδομένων (knowledge discovery in databases–KDD). Αυτή η έρευνα, έχει πολλές και σημαντικές πρακτικές εφαρμογές, αφού η σημερινή τεχνολογία της πληροφορίας επιτρέπει την αποθήκευση σε ηλεκτρονικούς υπολογιστές τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων με μικρό κόστος. Μία άλλη νέα κατεύθυνση στη περιοχή της μάθησης, είναι η μάθηση με ενίσχυση (reinforcement learning), η οποία έχει άμεση εφαρμογή σε έμπειρα συστήματα, σε συστήματα ρομποτικής, σε συστήματα βάσεων περιστατικών, κτλ.

Η περιοχή της κατανεμημένης TN (Distributed AI), συγκαταλέγεται στις σχετικά πρόσφατες εξελίξεις του πεδίου. Αυτή η περιοχή, άρχισε να αναπτύσσεται πριν ακόμη αρχίσει η επανάσταση του διαδικτύου. Φυσικά η ανάπτυξη του διαδικτύου έχει δώσει μεγάλη ώθηση σε αυτή την περιοχή, οι ρίζες της οποίας βρίσκονται στο συνεργατικό μοντέλο επίλυσης προβλημάτων, γνωστό ως το μοντέλο του μαυροπίνακα (blackboard model). Η αρχική έκδοση αυτού του μοντέλου, προτάθηκε προς το τέλος της δεκαετίας του 1970. Ειδικά θέματα που εμπίπτουν στην κατανεμημένη TN είναι μοντέλα ευφών διαμεσολαβητών (intelligent agents), συστήματα πολλαπλών διαμεσολαβητών, μοντέλα συντονισμού και συνεργασίας, κτλ. Αποτελέσματα αυτής της έρευνας έχουν ήδη εφαρμοστεί στον τομέα της TN στην ιατρική, όπου έχουν αναπτυχθεί και τεθεί σε (πειραματική) λειτουργία συστήματα πολλαπλών διαμεσολαβητών τηλεϊατρικής για τη διαχείριση ασθενών. Τα οφέλη που απορρέουν από τέτοια συστήματα είναι πολλά και σημαντικά.

11.6 Έμπειρα συστήματα (ΕΣ)

Η αρχική προσπάθεια στο πεδίο της TN, στόχευε στη δημιουργία συστημάτων γενικής επίλυσης προβλημάτων (general problem solvers). Μέσα από αυτή την προσπάθεια και συγκεκριμένα την αποτυχία της, διαφάνηκε ότι η αποδοτική και αποτελεσματική επίλυση ρεαλιστικών προβλημάτων είναι άμεσα συνδεδεμένη με τη χρήση συγκεκριμένης γνώσης. Αυτό, οδήγησε στη δημιουργία των *συστημάτων βάσης γνώσης* (knowledge based systems). Η γενική αρχιτεκτονική ενός συστήματος βάσης γνώσης, δίνεται στην παρακάτω εικόνα. Έμπειρα συστήματα (ΕΣ), είναι συστήματα βάσης γνώσης, τα οποία μπορούν να οργανωθούν ως συστήματα παραγωγής, πλαισίων κτλ. Σε γενικό επίπεδο, υπάρχει κοινή αποδοχή για το τι είναι έμπειρο σύστημα.

Γενικός ορισμός. ΕΣ είναι υπολογιστικό σύστημα, το οποίο, μπορεί να επιλύσει αποδοτικά και αποτελεσματικά, ρεαλιστικά προβλήματα, η επίλυση των οποίων εκ μέρους του ανθρώπου συνεπάγεται την ύπαρξη κάποιας μορφής εμπειρογνωμοσύνης. Ο γενικός ορισμός, απλώς οριοθετεί το πεδίο δράσης της τεχνολογίας, χωρίς να κάνει καμία δέσμευση ως προς τον τρόπο επίλυσης των προβλημάτων. Απλά λέει ότι απώτερος στόχος είναι η επίλυση προβλημάτων, τα οποία μπορούν να επιλυθούν ικανοποιητικά μόνο από έμπειρους. Σε έναν (εξειδικευμένο) τομέα, οι πραγματικά έμπειροι είναι συνήθως συγκριτικά λίγοι σε αριθμό, διότι η απόκτηση εμπειρογνωμοσύνης είναι επίπονη διεργασία που επιτυγχάνεται μέσω εκτενέστατης εμπειρίας. Επομένως, πίσω από το γενικό ορισμό κρύβεται ο (γενικός) σκοπός της τεχνολογίας.



Εικόνα 30: Σύστημα Βάσης Γνώσης

Γενικός σκοπός της τεχνολογίας των ΕΣ. Η εξάπλωση σε ευρεία κλίμακα της ικανότητας επίλυσης προβλημάτων, που απαιτούν εμπειρογνωμοσύνη, για κοινωνικούς, οικονομικούς ή άλλους λόγους. Αναφορικά με τη συγκεκριμενοποίηση του γενικού ορισμού του ΕΣ, υπάρχουν δύο σχολές σκέψης. Η μία σχολή σκέψης πρεσβεύει ότι ένα ΕΣ πρέπει να αποτελεί όσο γίνεται πιο ακριβή προσομοίωση της εν λόγω εμπειρογνωμοσύνης ή τουλάχιστον των στοιχείων αυτής που μπορούν να εξωτερικευτούν. Σημασία δεν έχει μόνο το τελικό αποτέλεσμα για κάποιο πρόβλημα, αλλά και ο τρόπος εξαγωγής του. Επομένως, το μέτρο σύγκρισης σε σχέση με την εν γένει απόδοση του συστήματος, αποτελεί αυτός καθ' αυτός ο έμπειρος. Στόχος είναι το ΕΣ να επιλύει προβλήματα εξίσου ικανοποιητικά με τον έμπειρο και ίσως και καλύτερα, αφού δε θα έχει τις αδυναμίες του ανθρώπινου οργανισμού (μείωση μνήμης, αισθήματα που μπορεί να επηρεάζουν αρνητικά τη σκέψη, κτλ.). Η άλλη σχολή σκέψης πρεσβεύει ότι σημασία έχει μόνο το τελικό αποτέλεσμα και επομένως ένα ΕΣ δεν είναι κατ' ανάγκη η προσομοίωση της εν λόγω εμπειρογνωμοσύνης.

Στόχος δηλαδή πρέπει να είναι η δημιουργία συστημάτων που μπορούν να επιλύσουν «ορθά» αυτά τα προβλήματα με όσο το δυνατό υψηλότερη απόδοση (υψηλότερη από αυτήν των έμπειρων). Συνηγορούμε με την προσέγγιση που πρεσβεύει η πρώτη σχολή σκέψης, διότι συνάδει καλύτερα με τη φύση αυτών των συστημάτων ως συμβούλων υποστήριξης αποφάσεων που χρειάζεται να συνδιαλέγονται με το χρήστη τους και να παρέχουν τεκμηριώσεις των εισηγήσεών τους. Επομένως, δεν είναι μόνο το τελικό αποτέλεσμα που έχει σημασία, αλλά και ο συλλογισμός και η γνώση που οδήγησε σε αυτό. Παραθέτουμε τον ακόλουθο εκλεπτυσμένο ορισμό του τι είναι ΕΣ.

Εκλεπτυσμένος ορισμός. ΕΣ είναι σύστημα βάσης γνώσης, το οποίο μοντελοποιεί εκτενώς την εμπειρογνωμοσύνη ενός ή περισσότερων έμπειρων του σχετικού (εξειδικευμένου) τομέα. Η απόδοση του συστήματος στην επίλυση των εν λόγω ρεαλιστικών προβλημάτων, πρέπει να είναι συγκρίσιμη με αυτήν των έμπειρων.

Με βάση τον εκλεπτυσμένο ορισμό, ο σκοπός, η κεντρική αρχή της τεχνολογίας των έμπειρων συστημάτων, μπορεί να διατυπωθεί σαφέστερα.

Κεντρική αρχή τεχνολογίας: Η (ευρεία) εξάπλωση της εν λόγω εμπειρογνωμοσύνης για κοινωνικούς, οικονομικούς ή άλλους λόγους. Ο τυπικός χρήστης ενός ΕΣ, αναμένεται μεν να ανήκει στο σχετικό γνωστικό πεδίο, αλλά να μην είναι ο ίδιος έμπειρος. Το ΕΣ βοηθά το χρήστη να αποδίδει σε βαθμό ικανότητας συγκρίσιμο με αυτόν του εμπείρου. Ακόμη και ο έμπειρος, μπορεί να χρησιμοποιήσει το σύστημα με σημαντικά οφέλη.

Το εύρος της επιθυμητής εξάπλωσης κάποιας εμπειρογνωμοσύνης εξαρτάται από τον τομέα. Η εμβέλεια της χρησιμότητας ενός ΕΣ μπορεί να είναι ολόκληρη η υφήλιος ή να περιορίζεται στα πλαίσια κάποιας εταιρείας/οργανισμού, που μπορεί φυσικά να είναι πολυεθνική/ός. Ένα έμπειρο διαγνωστικό σύστημα για γενική παθολογία, όπως π.χ. το INTERNIST-1, προφανώς θα είχε χρησιμότητα σε παγκόσμια κλίμακα. Ένα σύστημα για τη συναρμολόγηση υπολογιστών δεδομένης εταιρείας π.χ. το XCON για την εταιρεία DEC, θα είχε χρησιμότητα μέσα στα πλαίσια της εν λόγω εταιρείας ή το πολύ και σε άλλες εταιρείες με παρόμοιο αντικείμενο. Οι τομείς εφαρμογής των πρώτων ΕΣ περιλάμβαναν την επιστημονική ανάλυση (το σύστημα DENDRAL, το οποίο είχε μεγάλη επιτυχία και θεωρείται το πρώτο ΕΣ, ανακάλυπτε τη μοριακή δομή οργανικών ενώσεων), τη γεωλογία (το σύστημα PROSPECTOR για την εντόπιση πηγών ορυκτών φημολογείται ότι εντόπισε μία πολύ πλούσια πηγή ορυκτών), τη μηχανική (η επιτυχία του XCON, το οποίο εξακολουθεί να παρέχει τις υπηρεσίες του στους μηχανικούς της DEC, είναι αναμφισβήτητη μετά τη δήλωση της εταιρείας ότι η χρήση του είχε ως αποτέλεσμα τη μείωση των εξόδων της κατά πολλά εκατομμύρια δολάρια), την ιατρική (διάσημα συστήματα όπως το MYCIN, INTERNIST-1, CASNET και πολλά άλλα συνέβαλαν σημαντικά στην εξέλιξη της τεχνολογίας), κτλ. Καθένα από αυτά τα πρωταρχικά συστήματα αναπτύχθηκε ως ένα αυτοδύναμο (stand-alone) σύστημα, για την εκτέλεση του οποίου συνήθως απαιτείτο ειδική υπολογιστική μηχανή, η λεγόμενη LISP-machine. Σε αυτά τα συμφραζόμενα, εξάπλωση σήμαινε τη διανομή ξεχωριστών αντιτύπων του συστήματος και τη σταδιακή ενημέρωση με την παροχή νέων αντιτύπων. ΕΣ δε θεωρούνται πλέον ότι είναι οπωσδήποτε ξεχωριστά, αυτοδύναμα συστήματα, αλλά μπορεί να είναι τμήματα ευρύτερων υπολογιστικών συστημάτων. Επίσης, τα ΕΣ ανήκουν στα *συστήματα υποστήριξης αποφάσεων* (decision support systems). Χρησιμοποιούνται κυρίως σε ρόλο συμβούλου (consultant, advisor) και σε ρόλο κριτή (critic) ή φροντιστή (tutor). Όλοι αυτοί οι ρόλοι, συνεπάγονται τη διεξαγωγή συνδιάλεξης ανάμεσα στο χρήστη και το σύστημα. Επομένως, ΕΣ ανήκουν στα *διαλογικά συστήματα*. Η ποιότητα της διασύνδεσης ανάμεσα στο σύστημα και το χρήστη, αποτελεί κρίσιμο παράγοντα. Οι απαιτήσεις αυτής της διασύνδεσης, όταν το σύστημα χρησιμοποιείται ως σύμβουλος, συνοψίζονται στο κείμενο που ακολουθεί.

Απαιτήσεις διασύνδεσης ΕΣ με χρήστη

Το σύστημα συνδιαλέγεται με το χρήστη για να:

- «κατανοήσει» καλύτερα το πρόβλημα,
- αποσπάσει περισσότερες πληροφορίες για το πρόβλημα.

Ο χρήστης συνδιαλέγεται με το σύστημα για να:

- προσφέρει περισσότερες πληροφορίες για το πρόβλημα,
- κατανοήσει καλύτερα τη συλλογιστική του συστήματος,
- πεισθεί για την εγκυρότητα της προτεινόμενης λύσης,

- εντοπίζει κενά ή λάθη στη βάση γνώσης του συστήματος, για σκοπούς βελτίωσης (knowledge debugging), εδώ νοείται ότι ο χρήστης ανήκει στην κατηγορία των έμπειρων.

Οι ερωτήσεις και επεξηγήσεις του συστήματος πρέπει να είναι κατανοητές και λογικές προς το χρήστη, π.χ. το σύστημα, υπό το ρόλο του συμβούλου, δεν πρέπει να θέτει ερωτήματα, των οποίων οι απαντήσεις μπορούν να εξαχθούν από τα μέχρι τότε λεχθέντα. Οι δομές διαλόγου και επεξηγήσεων, πρέπει να αποτελούν σημαντικό στοιχείο του σχεδιασμού του συστήματος από την αρχή, αφού συμβάλλουν σημαντικά στην όλη αποδοχή του συστήματος. Η ιδιάζουσα φύση του διαλογικού στοιχείου ενός ΕΣ, σε σχέση με παραδοσιακά υπολογιστικά συστήματα, αποτελεί ένα από τα διακριτικά χαρακτηριστικά αυτών των συστημάτων. Άλλο διακριτικό χαρακτηριστικό είναι η ικανότητα αυτοανάπτυξης και αυτοβελτίωσης.

Εμπειρογνωμοσύνη είναι κάτι το δυναμικό που συνεχώς βελτιώνεται, με νέες προσωπικές εμπειρίες ή ως αποτέλεσμα νέων εξελίξεων στο συγκεκριμένο τομέα. Είναι σημαντικό ένα ΕΣ να ενσωματώνει και το αναπτυξιακό στοιχείο της ανθρώπινης εμπειρογνωμοσύνης.

Απαιτήσεις αναπτυξιακού στοιχείου

Ένα ΕΣ πρέπει να:

- έχει την ικανότητα αυτοβελτίωσης (δηλαδή μάθησης), με βάση τις προσωπικές του εμπειρίες στην επίλυση προβλημάτων,
- διευκολύνει την εκ των έξω ενημέρωση, της βάσης γνώσης του.

Χαρακτηριστικά ΕΣ

- Προσομοιώνουν ανθρώπινο συλλογισμό και γνώση.
- Επίλυνουν προβλήματα κάνοντας χρήση ευρετικών ή προσεγγιστικών μεθόδων.
- Καταπιάνονται με προβλήματα ρεαλιστικής πολυπλοκότητας, η αποδοτική και αποτελεσματική επίλυση των οποίων εκ μέρους του ανθρώπου, συνεπάγεται εμπειρογνωμοσύνη.
- Επιδεικνύουν υψηλά επίπεδα απόδοσης και σε ταχύτητα και σε ορθότητα λύσεων.
- Συνδιαλέγονται με το χρήστη.
- Επεξηγούν και τεκμηριώνουν τις εισηγήσεις τους.
- Αυτοαναπτύσσονται.

Συνοπτικά, τα ΕΣ αποτελούν ικανούς λύτες προβλημάτων (competent problem solvers) για τους συγκεκριμένους, εξειδικευμένους τομείς.

12. Πιστοδοτική πολιτική ελληνικών τραπεζικών οργανισμών

12.1 Η σημασία της ύπαρξης πιστοδοτικής πολιτικής

Ένας τραπεζικός οργανισμός, πρέπει να διαχειρίζεται το χαρτοφυλάκιο των χορηγήσεων του έτσι ώστε να εγγυάται τη ρευστότητα των καταθέσεων του, την κάλυψη των δαπανών λειτουργίας του και την κατοχύρωση της παραγωγικότητας των κοινωνικών πόρων που έχουν επενδυθεί σε αυτόν. Κατά συνέπεια, οφείλει να αξιολογεί και να προκαθορίζει τους αποδεκτούς για τον οργανισμό κινδύνους, οι οποίοι πρέπει να είναι ανάλογοι με τους χρηματοοικονομικούς πόρους και τις πιστοδοτικές του ικανότητες. Η ανάληψη κινδύνων, αποτελεί ουσιαστικά το μεγαλύτερο μέρος της διαχείρισης των περιουσιακών στοιχείων του οργανισμού. Η υπεύθυνη διαχείριση των πόρων της οικονομίας, είναι ο στόχος που θα ορίσει την πολιτική του χαρτοφυλακίου και την ρευστότητα μέσα στον τραπεζικό οργανισμό.

Τα δάνεια που χορηγούνται από τους τραπεζικούς οργανισμούς, ποικίλουν ανάλογα με τις κατηγορίες των δανειοληπτών, το χρόνο, τη μορφή, τις διαφοροποιήσεις των αγορών και τους όρους με τους οποίους έχουν συμφωνηθεί. Κάθε δάνειο, διαφέρει τόσο στη ρευστότητα όσο και στην ανάληψη κινδύνου. Στόχος των τραπεζικών οργανισμών είναι να υπάρχει όσο το δυνατό θετική εξέλιξη των δανείων, συνεπώς εξασφάλιση της ρευστότητας. Οι υπεύθυνοι των χορηγήσεων, σύμφωνα με την πολιτική πιστοδοτήσεων του οργανισμού, έχουν ως βασικό σκοπό να επιτυγχάνονται:

- οι στόχοι των εσόδων του οργανισμού,
- η κάλυψη των παραγωγικών πιστωτικών αναγκών του,
- η τήρηση των πιστωτικών κανόνων των νομισματικών και λοιπών αρχών της πολιτείας,
- η διαφύλαξη των πιστοδοτικών αρχών,
- η συγκράτηση των κινδύνων σε λογικά και αποδεκτά πλαίσια,
- η ελαχιστοποίηση των ζημιών και
- η αξιολόγηση των ευκαιριών για νέες εργασίες.

Η επίτευξη των παραπάνω στόχων πρέπει να αποτελεί βασικό σκοπό, έτσι ώστε το μέγεθος των εργασιών χορηγήσεων να βρίσκεται σε ισορροπία με την ποιότητά τους.

Τα κέρδη από μια συναλλαγή, θεωρούνται δευτερεύουσας σημασίας σε σχέση με την εξασφάλιση της αποπληρωμής του δανείου στο χρόνο που έχει συμφωνηθεί. Και αυτό γιατί η μη αποπληρωμή του δανείου συνεπάγεται τη μη είσπραξη της απόδοσής του.

12.2 Διαχείριση του χαρτοφυλακίου

Το χαρτοφυλάκιο ενός τραπεζικού οργανισμού, επιβάλλεται να διαφοροποιείται κατά το είδος κινδύνου, το δανειολήπτη, το αντικείμενο της επιχειρηματικής δραστηριότητας και τη γεωγραφική εγκατάσταση των δανειοληπτών. Βασικό καθήκον των υπευθύνων λειτουργιών για τις πιστοδοτήσεις σε κάθε αγορά, είναι η εφαρμογή της ευρύτερης αρχής του καταμερισμού των κινδύνων. Ανάλογα, με την ποιότητα του κινδύνου της γεωγραφικής περιοχής του δανειολήπτη, πρέπει να προσδιορίζεται και το ύψος του δανείου. Η γεωγραφική κατανομή των κινδύνων, ισχύει στην Ελλάδα και στο εξωτερικό. Έχουν καθοριστεί από αρμόδιες μονάδες, συνολικά όρια ανά γεωγραφική περιοχή, χώρα και όρια για κάθε είδος κινδύνου και αποτελούν οδηγό για τους υπεύθυνους λειτουργούς του τραπεζικού οργανισμού. Τα δάνεια χορηγούνται σε επιχειρήσεις ή σε άτομα, διαπραγματεύονται επίσης, από άτομα. Για το λόγο αυτό σημαντικό ρόλο παίζει ο χαρακτήρας του δανειολήπτη και συγκεκριμένα:

- το ήθος του
- η ακεραιότητά του
- ο επαγγελματισμός του.

Τα παραπάνω αποτελούν στοιχεία που θα πρέπει να συνάδουν με την πολιτική του τραπεζικού οργανισμού. Για την περαιτέρω ανάπτυξη του χαρτοφυλακίου του τραπεζικού οργανισμού πρέπει να ληφθεί υπόψη το επίπεδο ρευστότητας, το οποίο με τη σειρά του είναι άμεσα εξαρτώμενο από τα μεγέθη των καταθέσεων και των κεφαλαίων της τράπεζας. Οι συνεχώς μεταβαλλόμενες συνθήκες, δηλαδή η οικονομική συγκυρία και άλλοι εξωτερικοί και εσωτερικοί παράγοντες, επιδρούν στο σύνολο των πιστοδοτήσεων της τράπεζας. Το ύψος και το μέγεθος των χορηγήσεων που θα επιδιωχθούν από τον τραπεζικό οργανισμό, αποτελεί ευθύνη των μονάδων πελατείας, οι οποίες λειτουργούν και λαμβάνουν αποφάσεις βάσει του ετήσιου

προϋπολογισμού της τράπεζας, που συντάσσεται στα πλαίσια των αναπτυξιακών κατευθύνσεων της οικονομίας.

12.3 Πιστωτικές κάρτες

Η πιο διαδεδομένη κατηγορία δανείων είναι αυτή μέσω πιστωτικών καρτών, ακολουθούμενη από τα στεγαστικά δάνεια και κατόπιν από τα υπόλοιπα τραπεζικά δάνεια (καταναλωτικά, προσωπικά, ανοικτά). Η πιστωτική κάρτα, προσφέρει τη δυνατότητα στον κάτοχό της να αγοράσει ένα αγαθό/ υπηρεσία, η αξία της συναλλαγής να χρεωθεί στην κάρτα του και να εξοφλήσει το ποσό αυτό ύστερα από διάστημα 30–40 ημερών. Σε πολλές περιπτώσεις, το ποσό της αγοράς έχει τη δυνατότητα να το εξοφλήσει τμηματικά, σε άτοκες δόσεις, καθώς πολλά καταστήματα προσφέρουν ανάλογα προγράμματα. Η πιστωτική κάρτα, επιβαρύνεται με επιτόκιο και ετήσια συνδρομή. Ουσιαστικά, μέσω της πιστωτικής κάρτας δανείζεται χρήματα από το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα που έχει εκδώσει την κάρτα, κάθε φορά που την χρησιμοποιεί. Το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα κάνει την πληρωμή των αγαθών και υπηρεσιών που έχει αγοράσει ο κάτοχος της κάρτας, ο οποίος με τη σειρά του υποχρεούται μέσα σε ένα ορισμένο χρονικό διάστημα να πληρώσει στο χρηματοπιστωτικό ίδρυμα ένα μέρος του ποσού ή ολόκληρο το ποσό αν δε θέλει να επιβαρυνθεί με τόκους. Παράλληλα, η χρήση της κάρτας επεκτείνεται και σε άλλους τομείς, όπως η υγεία, ενώ οι περισσότερες πιστωτικές κάρτες προσφέρουν σήμερα στους κατόχους τους πακέτα που περιλαμβάνουν, από ταξιδιωτική ασφάλιση μέχρι επιστροφή τμήματος του ποσού των αγορών που πραγματοποίησαν υπό τη μορφή δωροεπιταγών ή μετρητών. Τα κύρια πλεονεκτήματα που παρουσιάζει η πιστωτική κάρτα, σε σχέση με τις συναλλαγές με μετρητά είναι:

- ευκολία στις συναλλαγές, σε περίπτωση που ο κάτοχός της δεν έχει ή δε θέλει να έχει μαζί του μετρητά
- ασφάλεια στις συναλλαγές, γιατί ο κάτοχος της κάρτας δεν απαιτείται να έχει μαζί του μετρητά διακινδυνεύοντας να τα χάσει
- εξασφάλιση περιόδου χάριτος αρκετών ημερών (π.χ. 25 ή 40 ημέρες) χωρίς τόκο, από την ημερομηνία έκδοσης του λογαριασμού ως την ημερομηνία πληρωμής.

Στη χρήση τους, είναι ευέλικτες και παρέχουν ευκολία στις συναλλαγές. Ωστόσο, η ίδια η φύση του προϊόντος προδιαθέτει για ατασθαλίες, αφού δίνει τη δυνατότητα αποπληρωμής κάθε μήνα, ενός πολύ μικρού ποσοστού από το συνολικό χρέος. Είναι αρκετοί αυτοί οι δανειολήπτες που αρκούνται στο να πληρώνουν μόνο την ελάχιστη καταβολή και έτσι το χρέος προς την τράπεζα δε μειώνεται ποτέ.

Συνεπώς, ο χρήστης της πιστωτικής κάρτας που εξυπηρετεί έγκαιρα και στο ακέραιο τη μηνιαία οφειλή του, μόνο κέρδος μπορεί να έχει από τη χρήση τους. Δε συμβαίνει όμως το ίδιο στην περίπτωση κατά την οποία ο καταναλωτής:

- Χρησιμοποιεί την πιστωτική κάρτα ως μέσο μακροπρόθεσμης πίστωσης, για να καλύψει διάφορες ανάγκες του (αγορές, υπηρεσίες, μετρητά).
- Περιορίζεται στην οριακή εξυπηρέτηση του μηνιαίου λογαριασμού.
- Καταβάλλει εκπρόθεσμα την ελάχιστη καταβολή. Για την έκδοση πιστωτικής κάρτας, ο ενδιαφερόμενος υποβάλλει σχετική αίτηση και μετά την έγκριση ανοίγει ένα λογαριασμό στην τράπεζα για την αυτόματη εξόφληση του λογαριασμού της κάρτας. Προκειμένου να εγκρίνει την αίτηση η τράπεζα συνεκτιμά ένα σύνολο από κριτήρια, όπως το ύψος και η πηγή του εισοδήματος, η σταθερή επαγγελματική κατάσταση, η τυχόν προηγούμενη πελατειακή σχέση με την τράπεζα.

12.4 Πιστωτικές κάρτες και πιστωτικός κίνδυνος

Οι πιστωτικές κάρτες, ενέχουν υψηλό πιστωτικό κίνδυνο και αποτελούν προϊόντα υψηλού κινδύνου για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Ο πιστωτικός κίνδυνος, συνδέεται με την ενδεχόμενη αδυναμία του πελάτη της τράπεζας να εκπληρώσει τις συμβατικές υποχρεώσεις του, να εξυπηρετήσει κατά κύριο λόγο το δάνειό του. Για την ελαχιστοποίηση του πιστωτικού κινδύνου, η τράπεζα απαιτείται να έχει ένα καλό σύστημα αξιολόγησης των πελατών. Η διαμόρφωση των επιτοκίων των πιστωτικών καρτών εξαρτάται, σε μεγάλο βαθμό από το κόστος άντλησης του χρήματος, επηρεάζεται όμως σημαντικά και από άλλους παράγοντες, όπως είναι το λειτουργικό κόστος κάθε τράπεζας και από τους κινδύνους τους οποίους κάθε τράπεζα αναλαμβάνει και τελικά επωμίζεται με τις επισφάλειες. Κάθε επιχείρηση, για να μπορέσει να επιβιώσει πρέπει από το περιθώριο του ακαθάριστου κέρδους της να μπορεί να καλύψει και τις ζημίες που επωμίζεται από τυχόν πελάτες της οι οποίοι δεν εξοφλούν τις προς αυτήν υποχρεώσεις τους, το κόστος για την εξώδικη και δικαστική επιδίωξη της είσπραξης των οφειλόμενων και κατ' επέκταση το κόστος της τυχόν μη είσπραξής τους, ολικά ή μερικά. Κατ' ακολουθία, όσο μικρότερες τέτοιες ζημίες και κόστος επωμίζεται το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα, τόσο μεγαλύτερα περιθώρια διαμόρφωσης χαμηλότερων τιμών επιτοκίων διαθέτει, ιδιαίτερα σε ένα ανταγωνιστικό περιβάλλον, προς όφελος των πελατών της και τόσο μεγαλύτερες δυνατότητες αύξησης του μεριδίου της αγοράς της, προς όφελος της ίδιας και των επενδυτών της, έχει. Ένας από τους πλέον πρόσφορους προληπτικούς τρόπους περιορισμού του κινδύνου αυτού και τελικά του αναλαμβανόμενου κόστους, είναι η ανάλυση και ο προσδιορισμός της φερεγγυότητας και της πιστοληπτικής ικανότητας των πιστούχων. Είναι επομένως πολύ πιθανό ότι ένα μέρος από τα δάνεια μέσω πιστωτικών καρτών, δηλαδή δανείων χωρίς ασφάλεια και με εύκολη πρόσβαση, χορηγούνται ακριβώς επειδή οι τράπεζες δεν είχαν επαρκή εικόνα των χαρακτηριστικών των πελατών τους, ιδίως αυτών που σχετίζονται με τη φερεγγυότητα και τη δυνατότητά τους να εξοφλήσουν κανονικά το δάνειό τους.

Αυτά τα χαρακτηριστικά των πελατών, δύσκολα μπορούν να μετρηθούν ή να προσεγγιστούν ικανοποιητικά από συγκεκριμένη τράπεζα, στην περίπτωση που οι δανειολήπτες έχουν σχέσεις με πολλές άλλες τράπεζες, όπως αυτό κυρίως συμβαίνει με τα δάνεια μέσω πιστωτικών καρτών. Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, για να αξιολογήσουν την πιστοληπτική ικανότητα των πελατών τους, χρησιμοποιούν διαφορετικές πληροφορίες που εμπεριέχονται σε ξεχωριστές βάσεις δεδομένων για καταναλωτικά δάνεια και πιστωτικές κάρτες. Οι βάσεις αυτές, έχουν δημιουργηθεί από την ίδια γνώση της κάθε τράπεζας. Προς την ίδια κατεύθυνση, χρησιμοποιούν τις πληροφορίες που έχει η εταιρεία τραπεζικά συστήματα πληροφοριών Α.Ε., που είναι περισσότερο γνωστή με τον διακριτικό της τίτλο Τειρεσίας και οι οποίες σχετίζονται με το αν ο πελάτης κατά το παρελθόν είχε προβλήματα στην εκπλήρωση των υποχρεώσεών του.

Συνεπώς, με την ενίσχυση της πληροφόρησης των τραπεζών σχετικά με τη φερεγγυότητα της πελατείας τους και την υιοθέτηση αυστηρότερων κριτηρίων χορήγησης πιστωτικών καρτών, υπάρχουν σημαντικά περιθώρια για περαιτέρω βελτίωση στη διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου. Παράλληλα, η πρόσβαση των τραπεζών σε ένα πιο επαρκές σύστημα πληροφοριών κρίνεται ότι θα οδηγήσει σε περιορισμό των επισφαλών απαιτήσεών τους και θα συμβάλει σημαντικά στην περαιτέρω βελτίωση της σταθερότητας του χρηματοπιστωτικού συστήματος.

12.5 Επισκόπηση των τεχνικών αξιολόγησης των πελατών

Τα πιστωτικά πρότυπα (*credit standards*), αναφέρονται στην χρηματοοικονομική δύναμη και την φερεγγυότητα που πρέπει να έχει ένας πελάτης, έτσι ώστε να του χορηγηθεί πιστωτική κάρτα. Αποβλέπουν στην επιλογή του υποψήφιου πελάτη βάσει της προηγούμενης συμπεριφοράς του και κατόπιν ελέγχου του πιστωτικού του κινδύνου. Αν ένας πελάτης δεν πληροί τα πιστωτικά πρότυπα που έχει θέσει το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα, τότε μπορεί σε ορισμένες περιπτώσεις, να του χορηγηθεί πιστωτική κάρτα, αλλά με πιο αυστηρούς όρους ώστε να προστατευτεί η επιχείρηση από την περίπτωση αφερεγγυότητας του πελάτη. Κατά τη θέσπιση των πιστωτικών προτύπων, είναι απαραίτητη η μέτρηση της πιστωτικής ποιότητας των διαφόρων πελατών, η οποία καθορίζεται σαν την πιθανότητα ένας πελάτης να μπορεί να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις του. Η πιθανότητα αυτή και γενικά η μέτρηση της πιστωτικής ποιότητας, γίνεται με μεθόδους, όπου εξετάζονται διάφορα ποιοτικά και ποσοτικά χαρακτηριστικά των υποψηφίων πελατών.

Παραδοσιακά, χρησιμοποιούταν το σύστημα των πέντε παραγόντων ή των πέντε χαρακτηριστικών των πιστώσεων (*the 5Cs System*) ως μέθοδος αξιολόγησης της πιστωτικής ποιότητας των υποψηφίων πελατών. Η αξιολόγηση της ποιότητας των πελατών με βάση τα πέντε αυτά χαρακτηριστικά, είναι αρκετά υποκειμενική. Η μέθοδος αυτή, αξιολογεί τους υποψήφιους πελάτες με βάση πέντε παράγοντες, που είναι οι ακόλουθοι:

- Ο χαρακτήρας του πελάτη (*character*). Ο παράγοντας αυτός αναφέρεται στην πιθανότητα οι πελάτες να προσπαθήσουν να σεβαστούν τις υποχρεώσεις τους. Το ερώτημα που τίθεται είναι, το κατά πόσο οι πελάτες θα προσπαθήσουν ειλικρινά να εξοφλήσουν τις υποχρεώσεις τους ή θα προσπαθήσουν να τις αθετήσουν.
- Η ικανότητα πληρωμής του πελάτη (*capacity*). Ο παράγοντας αυτός βασίζεται στην υποκειμενική κρίση του αναλυτή/ αξιολογητή, σχετικά με την ικανότητα του υποψηφίου πελάτη να πληρώσει και να εξοφλήσει τις υποχρεώσεις του.
- Η οικονομική κατάσταση ή τα κεφάλαια του πελάτη (*capital*). Ο παράγοντας αυτός μετριέται από τη γενική οικονομική κατάσταση του πελάτη, όπως αυτή εμφανίζεται από τα περιουσιακά του στοιχεία.
- Το ενέχυρο (*collateral*). Ο παράγοντας αυτός αντιπροσωπεύεται από τα περιουσιακά στοιχεία που μπορούν να προσφέρουν οι υποψήφιοι πελάτες ως εγγύηση για να τους χορηγηθεί η πίστωση.
- Οι γενικές οικονομικές συνθήκες (*conditions*). Ο παράγοντας αυτός αναφέρεται και στις γενικές οικονομικές συνθήκες που επηρεάζουν τον πελάτη και σε ειδικές συνθήκες ή γεγονότα, που αφορούν συγκεκριμένες γεωγραφικές περιοχές ή τομείς της οικονομίας, που ίσως να επηρεάζουν την ικανότητα του πελάτη να τηρήσει στο ακέραιο τις υποχρεώσεις του.

Μία άλλη μέθοδος είναι το σύστημα αξιολόγησης πιστωτικής ποιότητας (*credit-scoring system*). Το σύστημα αυτό είναι μια στατιστική μέθοδος, παρόμοια με την ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης, η οποία ονομάζεται διακριτική ανάλυση (*Multiple discriminant analysis*). Οι περισσότερες εμπειρικές έρευνες που έχουν γίνει σε διάφορες χώρες, έχουν δείξει ότι η μέθοδος της διακριτικής ανάλυσης εφαρμόζεται εκτεταμένα από τράπεζες και εταιρίες που εκδίδουν πιστωτικές κάρτες για την αξιολόγηση της πιστωτικής ποιότητας των υποψηφίων πελατών. Η εξαρτημένη μεταβλητή του υποδείγματος είναι η πιθανότητα να μη μπορεί να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις του ο πελάτης και οι ανεξάρτητες μεταβλητές, είναι διάφοροι παράγοντες που συνδέονται με την ικανότητα αποπληρωμής των χρεών, αν εγκριθεί η χορήγηση της πιστωτικής κάρτας. Οι διάφορες μεταβλητές μπορεί να είναι ποσοτικές

ή ποιοτικές. Για παράδειγμα, τα παρακάτω ερωτήματα προσδιορίζουν ορισμένες ανεξάρτητες μεταβλητές που περιέχονται στο σύστημα αξιολόγησης:

- Είναι ιδιοκτήτης ακινήτου ο υποψήφιος πελάτης;
- Πόσο χρόνο εργάζεται στην τρέχουσα εργασία του ο υποψήφιος πελάτης;
- Υπάρχουν στοιχεία για το αν ο υποψήφιος πελάτης έχει πληρώσει εγκαίρως τις δανειακές του υποχρεώσεις στο παρελθόν;

Συνεπώς, η μέθοδος της διακριτικής ανάλυσης συσχετίζει την πιθανότητα καθυστερημένων πληρωμών ή επισφαλών απαιτήσεων, με διάφορα μεγέθη που περιγράφουν την χρηματοοικονομική κατάσταση του υποψήφιου πελάτη και έπειτα προσδιορίζει ορισμένες τιμές σε κάθε παράγοντα που παίζει σημαντικό ρόλο στην ανάλυση. Δηλαδή, η στατιστική αυτή μέθοδος, θα δώσει στον αναλυτή μια εξίσωση, σαν την εξίσωση παλινδρόμησης με διάφορες μεταβλητές, όπου όταν αντικατασταθούν με τα κατάλληλα στοιχεία κάποιου υποψήφιου πελάτη, τότε η εξίσωση δίνει έναν βαθμό πιστωτικής ποιότητας (credit score).

Το πλεονέκτημα της ανάλυσης αυτής είναι ότι συγκεντρώνει διάφορες πληροφορίες και τελικά εκφράζει την πιστωτική ποιότητα ενός υποψηφίου πελάτη, με έναν αριθμό, που είναι πιο αντικειμενικό κριτήριο από ότι η ποιοτική ανάλυση μόνο, η οποία μπορεί να γίνει αρκετά υποκειμενική. Ωστόσο, ο μεγάλος όγκος δεδομένων που αφορούν το πρόβλημα και η πολυπλοκότητα των απαιτούμενων συσχετισμών, δεν καθιστά ικανό το σύστημα να λειτουργήσει ως ασφαλιστική δικλίδα για τον έλεγχο των επισφαλειών, που συνεπάγεται ο εκρηκτικός ρυθμός επέκτασης του πλαστικού χρήματος. Για το λόγο αυτό, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και οι εταιρίες έκδοσης πιστωτικών καρτών, άρχισαν να αξιοποιούν τις τεχνικές ανακάλυψης γνώσης από δεδομένα, με τη βοήθεια κατάλληλων αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων. Αρκετές μελέτες αναφέρουν πως ο συνδυασμός διαφορετικών τεχνικών εξόρυξης δεδομένων, όπως δέντρα απόφασης και νευρωνικά δίκτυα, είναι δυνατό να οδηγήσει στη δημιουργία ενός αξιόπιστου συστήματος υποστήριξης λήψης αποφάσεων για αξιολόγηση των υποψηφίων πελατών. Τα αποτελέσματα των δημοσιευμένων ερευνών που περιέχουν συγκρίσεις μεταξύ των παραπάνω τεχνικών, στα πλαίσια αξιολόγησης της πιστωτικής ποιότητας των υποψηφίων πελατών, είναι συγκεκριμένα. Ορισμένοι ερευνητές υποστηρίζουν ότι οι παραδοσιακές μέθοδοι ταξινομούν σωστά μεγαλύτερο ποσοστό των υποψηφίων πελατών, σε σχέση με τις μεθόδους της εξόρυξης γνώσης, ενώ άλλοι το αντίθετο. Για παράδειγμα, χρησιμοποιώντας σύνολα δεδομένων από τρία χρηματοπιστωτικά ιδρύματα οι Desai et al. κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα νευρωνικά δίκτυα ταξινόμησαν σωστά ένα μεγαλύτερο ποσοστό των πελατών που είχαν λάβει δάνειο, σε φερέγγυους και αφερέγγυους πελάτες, σε σχέση με τη γραμμική διακριτική ανάλυση (linear discriminant analysis) ή την παλινδρόμηση, συνέκριναν ένα μεγαλύτερο αριθμό αλγορίθμων και ανακάλυψαν ότι η γραμμική διακριτική ανάλυση υστερούσε στην πρόβλεψη σε σχέση με τα δέντρα απόφασης, αλλά έδινε καλύτερα αποτελέσματα από τα νευρωνικά δίκτυα.

Τα αντικρουόμενα αποτελέσματα των ερευνών, μπορεί να οφείλονται σε διάφορους λόγους, όπως είναι οι διαφορές στα μεγέθη των δειγμάτων που χρησιμοποιήθηκαν, στη χρήση διαφορετικών χαρακτηριστικών στα πειράματα ή τα δεδομένα μπορεί να υποβλήθηκαν σε διαφορετική προεπεξεργασία. Ωστόσο, η πλειοψηφία των πειραμάτων σε πραγματικά δεδομένα, καταδεικνύουν ότι οι τεχνικές εξόρυξης δεδομένων παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια, καθώς οι περισσότερες παραδοσιακές μέθοδοι εκτίμησης της πιστοληπτικής ικανότητας των υποψηφίων πελατών εμπεριέχουν την υποκειμενικότητα του ειδικού που σχεδιάζει το σύστημα αξιολόγησης. Επιπρόσθετα, μια πρόκληση που αναλαμβάνει κανείς όταν προσπαθεί

να υλοποιήσει ένα σύστημα πρόβλεψης συμπεριφοράς, είναι ότι αναφέρεται σε ένα περιβάλλον εξαιρετικά δυναμικό. Οι αφερέγγυοι πελάτες, όπως και οι φερέγγυοι, ζουν σε ένα διαρκώς μεταβαλλόμενο, τεχνολογικά, οικονομικά και κοινωνικά περιβάλλον και προφανώς προσαρμόζουν τη συμπεριφορά τους αναλόγως των συνθηκών. Τη στιγμή που θα παραδοθεί ένα σύστημα πρόβλεψης συμπεριφοράς, είναι πιθανό να έχουν αλλάξει αρκετές από τις παραμέτρους με βάση τις οποίες αρχικά σχεδιάστηκε. Είναι σημαντικό να σχεδιάζονται συστήματα με δυνατότητες επανεκπαίδευσης, ώστε να μπορούν να αναγνωρίζουν νέα πρότυπα συμπεριφοράς. Χαρακτηριστικά προσαρμοστικότητας αυτής της μορφής, έχουν συνήθως τα συστήματα μηχανικής μάθησης, όπου οι κανόνες αναγνώρισης προτύπων συμπεριφοράς δημιουργούνται με αλγορίθμους εξόρυξης γνώσης από δεδομένα.

Οι τράπεζες, ανάλογα με την πιστοληπτική ικανότητα του πελάτη, του προσφέρουν ανά πάσα στιγμή πιστωτικές κάρτες με πιστωτικό όριο προσαρμοσμένο στις ανάγκες και τις οικονομικές του δυνατότητες, προκειμένου ο ίδιος να πραγματοποιεί τις όποιες αγορές καταναλωτικών αγαθών επιθυμεί. Η έγκαιρη και αξιόπιστη πρόβλεψη της πιστοληπτικής ικανότητας των πελατών για χορήγηση πιστωτικών καρτών, μπορεί να αποδειχθεί εξαιρετικά χρήσιμη για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, ώστε να περιορίσουν τον πιστωτικό κίνδυνο. Το γεγονός αυτό, έχει θετική επίδραση στα οικονομικά τους μεγέθη, αφού μπορεί να συμβάλλει σημαντικά στον περιορισμό των επισφαλών απαιτήσεών τους, στη μείωση του κόστους των κεφαλαίων και θα θέσουν έτσι τη βάση για μια πιο αποτελεσματική τραπεζική διαμεσολάβηση και την υποστήριξη ενός υψηλότερου ρυθμού οικονομικής ανάπτυξης. Προκύπτει δηλαδή η ανάγκη μελέτης της δυνατότητας μιας έγκαιρης και αξιόπιστης πρόβλεψης πιθανής συμπεριφοράς ενός πελάτη, προκειμένου να κρίνει το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα αν πρέπει να του εγκρίνει τη χορήγηση πιστωτικής κάρτας.

Η αντιμετώπιση του προβλήματος πρόβλεψης της συμπεριφοράς των πελατών, μπορεί να αναχθεί σε πρόβλημα ταξινόμησης των πελατών σε δύο τάξεις, των πιθανά φερέγγυων (καλών) και αφερέγγυων (κακών) πελατών. Ως τέτοιο μπορεί στη συνέχεια, να αντιμετωπιστεί επιτυχώς με την εφαρμογή διαφόρων αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων. Τα προβλήματα ταξινόμησης παρουσιάζουν μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον και συνήθως επιλύονται με τεχνικές εξόρυξης δεδομένων, όπου σκοπός είναι η αναγνώριση προτύπων από ένα σύνολο περιπτώσεων, για τις οποίες υπάρχουν διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα και είναι γνωστή η τελική τους κατάταξη σε μία εκ των εξ αρχής προσδιορισμένων διακριτών τάξεων. Στόχος είναι η δημιουργία ενός αξιόπιστου ταξινομητή, ώστε τα αποτελέσματα του να αξιοποιηθούν σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, το οποίο θα υποδεικνύει την κατάλληλη δράση, ώστε να επιτυγχάνεται τελικά η μείωση των περιπτώσεων επισφάλειας.

12.6 Διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου

Η καταναλωτική πίστη τα τελευταία χρόνια, είναι ένας από τους πιο κερδοφόρους τραπεζικούς τομείς. Προκειμένου να εξυπηρετηθούν οι καταναλωτικές συνήθειες του μέσου ανθρώπου, συχνά τον οδηγούν σε συμφωνία για την αγορά κάποιου πιστωτικού προϊόντος από έναν τραπεζικό οργανισμό. Το προϊόν αυτό, χαρακτηρίζεται από μια μικρού χρονικού διαστήματος σχέση μεταξύ πελάτη και τράπεζας, σε αντίθεση με άλλα τραπεζικά προϊόντα. Ο ανταγωνισμός των τραπεζικών οργανισμών, δημιουργεί όλο και περισσότερα προϊόντα καταναλωτικής πίστης, τα οποία φαίνονται να είναι σε όφελος του πελάτη. Το χαρακτηριστικό των προϊόντων αυτών, είναι τα υψηλά κέρδη και η υψηλή επικινδυνότητα. Για το λόγο αυτό, η τράπεζα πρέπει να διαχειρίζεται σωστά τους κινδύνους, ώστε να αποτελέσουν πηγή

εσόδων και να αποφύγει τις ζημιές. Άλλωστε, απώτερος σκοπός μιας τράπεζας είναι η μεγιστοποίηση του κέρδους.

12.7 Πιστωτικός κίνδυνος

Οι χορηγήσεις στην καταναλωτική πίστη, σε όποια μορφή και αν βρίσκονται, κρύβουν πιστωτικό κίνδυνο, ο τραπεζικός οργανισμός δηλαδή να μην εισπράξει το ποσό που έχει συμφωνηθεί από τον πελάτη, αφού ο τελευταίος θα έχει παραβεί τους όρους της συμφωνίας. Η πιθανότητα μη αποπληρωμής του δανείου από τον δανειζόμενο, εκφράζει τον πιστωτικό κίνδυνο. Η τράπεζα έχει τη δυνατότητα με τη χρήση μοντέλων βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, να μετρήσει τον κίνδυνο που υπάρχει με την έγκριση του δανείου. Κάθε τράπεζα, εγκρίνει ή απορρίπτει δάνεια σύμφωνα με το μέγεθος του κινδύνου που θέλει και μπορεί να αναλάβει. Τρεις είναι οι βασικές ενέργειες κατά τις οποίες εντοπίζεται ο πιστωτικός κίνδυνος:

- η αξιολόγηση των αιτήσεων, για να σιγουρευτεί ο τραπεζικός οργανισμός αν ο δανειολήπτης έχει την κατάλληλη πιστοληπτική ικανότητα ή όχι.
- η επιλογή των ατόμων βάσει κριτηρίων, που θα επιτρέπουν τη σωστή διαχείριση του κινδύνου
- οι αυξήσεις των πιστωτικών ορίων και οι ανανεώσεις των πιστωτικών καρτών.

12.8 Εργαλεία διαχείρισης πιστωτικού κινδύνου

Μοντέλα βαθμολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας, βάσει στοιχείων (application credit scoring models).

Τα εν λόγω μοντέλα, χρησιμοποιούνται προκειμένου να εκτιμηθεί η επιθυμία αποπληρωμής (willingness to pay). Στηρίζονται σε στατιστικά μοντέλα, τα οποία συσχετίζουν στοιχεία με την παρατηρούμενη συμπεριφορά αποπληρωμών. Χρησιμοποιούνται κυρίως για νέους δανειολήπτες, όταν δεν υπάρχουν άλλα στοιχεία για να εκτιμηθεί η πιστοληπτική ικανότητα του αιτούντος. Ονομάζονται και παραμετρικές τεχνικές, οι οποίες περιλαμβάνουν στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους και αποτελούν τον «παραδοσιακό» τρόπο αντιμετώπισης του προβλήματος. Τέτοια μοντέλα, σύμφωνα με τους ερευνητές είναι:

- **Τα μοντέλα γραμμικής πιθανότητας.** Τέτοιου τύπου μοντέλα χρησιμοποιούν δεδομένα πιστοληπτικής συμπεριφοράς παλαιότερων δανείων ιδιωτών, για να ερμηνεύσουν τη συνέπεια και τη συμπεριφορά του πιστούχου. Τα συγκεκριμένα μοντέλα, έχουν ως κύρια ιδέα το διαχωρισμό των παλαιών δανείων που παρουσίαζαν επισφάλειες ($Z_i = 1$) από εκείνα που εξυπηρετήθηκαν κανονικά ($Z_i = 0$). Το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, δίνει τη συνάρτηση $Z = a_{|x|} + a_{2 \times 2} + \dots + a_{n \times n}$ όπου Z = μια διακριτή μεταβλητή που παίρνει τιμές 1, όταν ο πιστούχος αθετεί τις υποχρεώσεις του και 0 όταν ο πιστούχος ανταποκρίνεται στις υποχρεώσεις του. Το a , είναι οι προκαθορισμένοι συντελεστές βαρύτητας και το x είναι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες που επιλέχθηκαν.

- **Το μοντέλο LOGIT.** Είναι μοντέλο που περιορίζει το εκτιμώμενο διάστημα της πιθανότητας ασυνέπειας να κυμαίνεται από 0 μέχρι 1. Εδώ χρησιμοποιείται η λογαριθμική κατανομή και η λογιστική εκτίμηση υποθέτει ότι η πιθανότητα ασυνέπειας καθορίζεται από τη συνάρτηση $F(Z) = 1/(1 + e^{-Z})$ όπου Z = το Z-score και e η βάση του νεπέριου λογαρίθμου. Όταν το $F(Z)$ παίρνει ψηλές τιμές, τότε τείνει στο 1 και όταν το $F(Z)$ παίρνει χαμηλές τιμές, τότε τείνει στο 0.

- **Το μοντέλο PROBIT.** Είναι η εναλλακτική προσέγγιση στο μοντέλο LOGIT και χρησιμοποιεί την αθροιστική κανονική κατανομή για τη σχέση $F(Z)$. Έχει ως μέσο το 0 και μοναδιαία διακύμανση. Και εδώ το οριακό αποτέλεσμα για κάθε μεταβλητή, δεν είναι σταθερό. Εξαρτάται από την αξία του $F(Z)$, το οποίο εξαρτάται από τις τιμές των επεξηγηματικών μεταβλητών. Έχει παρόμοια αποτελέσματα με την LOGIT, όμως τα άκρα τους είναι διαφορετικά, όταν το δείγμα δεν είναι ισοσκελισμένο.

- **Το μοντέλο διακριτικής ανάλυσης (Discriminant analysis).** Είναι τεχνική ταξινόμησης των πιστούχων σε δύο κατηγορίες, ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε κατηγορίας (π.χ. σε επισφαλείς και μη επισφαλείς δανειολήπτες). Ο κανόνας που θέλουμε να προσδιοριστεί από το δείγμα μας, είναι εκείνος που θα προσδίδει τη μεγαλύτερη δυνατή διάκριση σε νέα δείγματα. Η μεγιστοποίηση των διακυμάνσεων μεταξύ των δύο κατηγοριών και ταυτόχρονα η ελαχιστοποίηση των διακυμάνσεων μέσα σε κάθε κατηγορία ξεχωριστά, είναι κριτήριο εκτίμησης. Αφού υπολογιστεί το Z -score όλων των πιστούχων, κατατάσσονται με αύξουσα σειρά και επιλέγεται το σημείο διαχωρισμού (cut-off point), το οποίο διακρίνει καλύτερα τις δύο κατηγορίες, συνήθως το μέσο Z των μέσων Z -score της κάθε κατηγορίας. Για κάθε νέο πιστούχο υπολογίζεται το Z -score και ανάλογα ταξινομείται στην κατάλληλη κατηγορία.

Ο Altman κατασκεύασε ένα βελτιωμένο μοντέλο στηριζόμενος στο αρχικό Z , μία στατιστική τεχνική της διακριτικής ανάλυσης για την πρόβλεψη των πτωχεύσεων το 1968 (Altman, 2000). Ήταν τότε βοηθός καθηγητής των οικονομικών στο New York University και εκεί ανέπτυξε ένα μοντέλο πολλών μεταβλητών για την πρόγνωση των πτωχεύσεων, το Z -score. Το μοντέλο αυτό έδινε τη δυνατότητα σε μια επιχείρηση να ξέρει αν θα πτωχεύσει ή όχι, το αργότερο μέσα σε δύο χρόνια. Πολλοί ερευνητές αφιέρωσαν χρόνο σε προσπάθειες βελτίωσής του. Πιο αναλυτικά, ο Altman επέλεξε δείγμα από 33 βιομηχανικές επιχειρήσεις με χρηματοοικονομικά προβλήματα και 13 επιχειρήσεις του ίδιου τομέα χωρίς χρηματοοικονομικά προβλήματα. Δοκίμασε την προβλεπτική ικανότητα 22 χρηματοοικονομικών δεικτών και μόνο οι 5 βρέθηκαν ικανοί να ερμηνεύσουν τη χρεοκοπία που επακολούθησε. Αν και η φόρμουλα του Altman δέχτηκε επικρίσεις, χρησιμοποιείται εδώ και δεκαετίες σε πολλούς οικονομικούς τομείς διότι εκτός από τη πρόβλεψη πτώχευσης μιας εταιρίας, προβλέπει και για την πορεία μιας μετοχής, ομολόγου, παραγώγου και άλλων. Ο Altman χρησιμοποίησε τη γραμμική συνάρτηση:

$$Z = 0,012 \cdot x_1 + 0,014 \cdot x_2 + 0,33 \cdot x_3 + 0,006 \cdot x_4 + 0,999 \cdot x_5$$

Όπου Z = το Z -score του πιστούχου

x_1 = Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού

x_2 = Παρακρατηθέντα κέρδη / Σύνολο ενεργητικού

x_3 = Κέρδη προ φόρων και τόκων / Σύνολο ενεργητικού

x_4 = Αγοραία τιμή μετοχών / Λογιστική αξία υποχρεώσεων

x_5 = Πωλήσεις / Σύνολο ενεργητικού

Οι εταιρίες που εμφανίζονται με $Z > 2,99$ κατατάσσονται στις υγιείς επιχειρήσεις χωρίς σφάλμα ταξινόμησης, ενώ οι εταιρίες με $Z < 1,81$ χαρακτηρίζονται προβληματικές. Η περιοχή $1,81 < Z < 2,99$ ορίστηκε ως «περιοχή άγνοιας» (zone-of-ignorance), για τις τιμές Z οι οποίες εμφανίζουν σφάλματα ταξινόμησης. Ως σημείο διαχωρισμού (cut off score) ορίστηκε η τιμή 2,675 ως η καταλληλότερη, αργότερα όμως σε μελέτες του 1999 συμπεραίνει ότι το σημείο 1,81 είναι πιο ρεαλιστικό από το 2,67546. Αργότερα ο Altman (1983) τροποποίησε τη μεταβλητή x_4 αντικαθιστώντας την αγοραία τιμή μετοχών (Market value of equity) με τη λογιστική αξία των ιδίων κεφαλαίων (Book value of equity). Η νέα συνάρτηση είχε ως εξής:

$$Z' = 0,017 \cdot x_1 + 0,847 \cdot x_2 + 3,107 \cdot x_3 + 0,420 \cdot x_4 + 0,998 \cdot x_5$$

Στο τροποποιημένο Z' score το σημείο διαχωρισμού είναι η τιμή 1,23, ενώ το διάστημα 1,23 έως 2,90 είναι η γκρι ζώνη ή περιοχή άγνοιας. Το μοντέλο Zeta ® model αναπτύχθηκε με σκοπό να συμπεριληφθούν όλα τα νεότερα διαθέσιμα στοιχεία (1968–1977) για την πτώχευση των επιχειρήσεων. Το νέο δείγμα που χρησιμοποιήθηκε περιλάμβανε εταιρίες με μέσο ύψος ενεργητικού 100 εκατ. δολάρια, δύο χρόνια πριν από την πτώχευσή τους, οι οποίες ήταν βιομηχανικές επιχειρήσεις και εμπορικές. Το νέο μοντέλο, αποδείχτηκε ότι μπορούσε να ταξινομήσει σωστά τις εταιρίες που πτώχευσαν, χρησιμοποιώντας στοιχεία ως και 5 χρόνια πριν από την πτώχευση. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής:

x₁= Αποδοτικότητα ενεργητικού

x₂= Σταθερότητα κερδοφορίας

x₃= Διαχείριση χρέους

x₄= Σωρευτική κερδοφορία

x₅= Ρευστότητα

x₆= Κεφαλαιοποίηση

x₇= Μέγεθος

Ως σημείο διαχωρισμού ορίζεται το -0,337 το οποίο ανάλογα με τις γενικότερες συνθήκες και την κρίση του αναλυτή μπορεί να μεταβληθεί. Πλεονέκτημα του Zeta έναντι του Z-score είναι τα καλύτερα αποτελέσματα που δίνει, ιδίως, όσο απομακρυνόμαστε από τη στιγμή της πτώχευσης. Τα κυριότερα μοντέλα για τη βαθμολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των δανειοληπτών που χρησιμοποιούνται σε διεθνές επίπεδο, είναι τα ακόλουθα:

- το μοντέλο του Merton
- Moodys KMV MODEL
- Μοντέλα πιστωτικής διαβάθμισης
- Μαρκοβιανά μοντέλα
- Credit Metrics
- Μοντέλα πυκνότητας

Μοντέλα βαθμολόγησης συμπεριφοράς (behavior scoring models).

Είναι αρκετά ισχυρά εργαλεία εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου και η κατασκευή τους στηρίζεται σε στατιστικά μοντέλα, τα οποία συσχετίζουν στοιχεία συμπεριφοράς ή άλλων στατιστικών στοιχείων του πελάτη (π.χ. χρόνος παρουσίας στο χαρτοφυλάκιο, τρόπος χρήσης της κάρτας κ.λπ.) με το υπό μελέτη χαρακτηριστικό που επιθυμούμε να προβλέψουμε (π.χ. την πιθανότητα αποχώρησης από το χαρτοφυλάκιο ή την πιθανότητα αθέτησης μιας πληρωμής τους επόμενους 6 μήνες). Τα εν λόγω μοντέλα χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας υφιστάμενων πελατών. Τα μοντέλα αυτά, με ακρίβεια προβλέπουν τη μελλοντική συμπεριφορά ενός πελάτη ή μιας ομάδας πελατών (σε ένα δεδομένο χρονικό διάστημα). Η διαδικασία αυτή, δίνει τη δυνατότητα στους τραπεζικούς οργανισμούς να κατατάσσουν σε διάφορες κατηγορίες (segments) τους πελάτες τους.

Η σημασία των μοντέλων αυτών είναι τεράστια για τα σημερινά τραπεζικά στελέχη που καλούνται να παρακολουθούν το βαθμό έκθεσης του χαρτοφυλακίου τους στον πιστωτικό κίνδυνο, αλλά και να διαχειρίζονται τα κεφάλαια που αναλογούν στον προϋπολογισμό του τμήματός τους με το βέλτιστο δυνατό τρόπο. Στα πλεονεκτήματα των μεθόδων αυτών συγκαταλέγονται:

- η ταχύτητα, οι αποφάσεις απαιτούν ελάχιστους χρόνους
- η αμεροληψία, τα ίδια κριτήρια εφαρμόζονται για όλους τους δανειολήπτες
- η συνέπεια, η σχετική βαρύτητα των κριτηρίων παραμένει σταθερή
- ο άμεσος έλεγχος της πιστοδοτικής πολιτικής

- ο περιορισμός των κινδύνων.

Η ισχύς αυτών των μεθοδολογιών, μπορεί να επηρεαστεί αρνητικά από την κακή ποιότητα των δεδομένων και από τη μεροληψία δειγματοληψίας. Με τη σταδιακή μείωση των περιθωρίων κέρδους, γίνεται πιο επιτακτική η ανάγκη για την πλήρη αξιοποίηση των credit & behavioural scoring μεθοδολογιών που θα συντελέσουν στην ορθολογική ανάπτυξη των δανειακών χαρτοφυλακίων των τραπεζικών ιδρυμάτων. Η παρακολούθηση των πιστωτικών κινδύνων, εκτείνεται σε όλα τα στάδια της πιστωτικής πολιτικής μιας τράπεζας, από την προσέλκυση πελατών ως και την ανάκτηση απαιτήσεων σε οριστική καθυστέρηση. Επομένως, βρίσκεται σε άμεση συνάρτηση με τμήματα των τραπεζικών ιδρυμάτων, όπως αυτά του marketing, της εξυπηρέτησης πελατών, της είσπραξης καθυστερημένων απαιτήσεων. Κρίσιμο σημείο στη διαχείριση των πιστωτικών κινδύνων και γενικότερα στις εργασίες της καταναλωτικής πίστης αποτελεί η ύπαρξη οργανωμένων πελατοκεντρικών βάσεων δεδομένων, που θα είναι σε θέση να υποστηρίξουν τις όποιες αποφάσεις.

Βιβλιογραφία

Ελληνόγλωσση βιβλιογραφία

- Αδρακτάς, Γ. και Αναγνωστόπουλος, Δ. (2004). *Διαχείριση κινδύνων στον κύκλο της καταναλωτικής πίστης*», Δελτίο ένωσης ελληνικών τραπεζών, Β' τρίμηνο
- Ζοπουνίδης, Κ. Λεμονάκης, Χρ. (2009). *Διαχείριση πιστωτικού κινδύνου*, Σειρά διοίκηση και χρηματοοικονομική, Αθήνα, Εκδόσεις Κλειδάριθμος,
- Διαμαντάρας, Κ. (2007). *Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα*, Αθήνα, εκδόσεις Κλειδάριθμος

Ξενόγλωσση βιβλιογραφία

- Altman, EL. (2000), *Predicting financial distress of companies revinting the Z-score and ZETA models*.
- Altman, El., Halderman, R., Narayanan, P. (1977). *ZETA analysis, a new model to identify bankruptcy risk of corporations*», Journal of banking and finance
- Antoniou, G. and Harmelen, F. Van. (2004). *A semantic web primer*, Massachusetts institute of technology
- Mooers, C.N. (1952). *Information retrieval viewed as temporal*, In proceedings of the International conference of mathematicians, Cambridge, Massachusetts. American mathematical society
- Doyle, L.B. (1961). *Semantic road maps for literature searchers*», In journal of the association for computing machinery
- Salton, G. (1968). *Automatic information organization and retrieval*», New York: McGraw-Hill.
- Shneiderman, B. Byrd and Croft, B. (1998). *Sorting out searching: a user-interface framework for text searches*», In Communications of the ACM
- Salton, G. and Buckley, C. (1988). *Improving retrieval performance by relevance feedback*, In journal of the American society for information science
- Cleverdon, C.W. (1972). *The Cranfield tests on index language devices*, In Aslib Proceedings.
- Belkin, N.J. and Croft, W.B. (1992). *Information filtering and information retrieval. Two sides of the same coin?*, In Communications of the ACM
- Tan, Pang-Ning, Steinbach, M. and Kumar, Vipin (2005). *Introduction to data mining*, Addison-Wesley Longman publishing Co., Inc., Boston, MA, USA
- Hanson, R. (1991). *Artificial intelligence research branch*, Bayesian Ion theory Citeseer

- Witten, J., Eibe, H., Hall, F. and Mark, A. (2005). *Data mining: practical machine learning tools and techniques*.
- David, J.M., Krivine, J.P. and Simmons, R. (1993). *Second generation expert systems*, Springer–Verlag
- Johnson, L. and Keravnou, E. (1988). *Expert systems architectures*, International Thomson publishing (formerly Kogan Page)
- Keravnou, E. (1992). *Deep models for medical knowledge engineering*, Elsevier science publishers B.V.
- Boole, G. (1854). An Investigation of the laws of thought on which are founded the mathematical theories of logic and probabilities. London: Walton and Maherty. Retrieved from <http://historycomputer.com/Library/Boole.pdf>
- Hodges, A. (1995). *Alan Turing a short biography*, Retrieved from <http://www.turing.org.uk/publications/dnb.html>
- Holland, J.H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems*, Ann Arbor: University of Michigan Cambridge, Massachusetts MIT Press
- Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps *Biological Cybernetics*
- Koza, J.R. (1992). *Genetic programming. On the programming of computers by means of natural selection*, Caibras, MA: MIT Press.
- Marks, R. (1993). Intelligence: Computational versus artificial, *IEEE Transactions on neural networks*
- McCarthy, J. (1960). Recursive functions of symbolic expressions and their computation by machine, part 1. *Communications of the ACM*.
- McCulloch, W.S. and Pitts, W.H. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of mathematical biophysics*. Retrieved from <http://www.minicomplexity.org/pubs/1943-mcculloch-pitts-bmb.pdf>
- Minsky, M. (1975). A Framework for representing Knowledge, In P.H. Winston, *The psychology of computer vision*, New York McGraw–Hill.
- Minsky, M. (1977). Frame theory, In P.N. Johnson–Laird and P.C. Wason, *Thinking reasings in cognitive science*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Newell, A. and Simon, H.A. (1976). Computer science as empirical inquiry symbols and search. *Communications of the ACM*
- Rich, E. and Knight, K. (1990). *Artificial intelligence*, 2nd edition, McGraw–Hill Higher education
- Rich, E. Knight, K. and Nair, S.B. (2009). *Artificial intelligence*, 3rd version, New Delhi: Tata McGraw–Hill Higher education
- Turing, A. (1950) Computing machinery and intelligence, *Mind*. Retrieved from <http://www.loebner.net/Prizef/Turing/Article.html>
- Winston, P.H. (1992). *Artificial Intelligence*, 3rd edition, Reading Massachusetts: Addison–Wesley. Retrieved from <http://courses.csail.mit.edu/6.034f/ai3/rest.pdf>
- Adhikari, A., Adhikari, J., (2015). *Advances in knowledge discovery in databases*, by Springer international publishing AG
- Ahlemeyer–Stubbe, A., Coleman, S. (2014). *A practical guide to data mining for business and industry*, by John Wiley and sons, Ltd
- Brammer, M. (2013). *Principles of data mining*, by Springer–Verlag, London
- Dean, J. (2014). *Big data, data mining and machine learning*, by SAS Institute Inc.
- Garcia, S., Herrera, F. and Luengo, J. (2015). *Data preprocessing in data mining*, by Springer International publishing AG
- Maimon, O., Rokach, L. (2008). *Soft computing for knowledge discovery and data mining*, by Springer science and business media, LLC.

- Suh, S.C. (2012). *Practical applications of data mining*, by Jones and Bertlett Learning, LLC.
- Wu (2012). *Advances in K-Means clustering: A data mining thinking*, by Springer publishing company, Inc.
- Friedman, J., Bentley, J. and Finkel, R. (1977). *An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time*, ACM transactions on mathematical software
- Platt, J.C. (1998). *Sequential minimal optimization: A fast algorithm for training support vector machine*, Advances in Kernel method, support vector learning, by Scholkopf, Burges and Smola, MIT
- Cohen, W.W. and Singer, Y. (1999). *Context-sensitive learning methods for text categorization*, ACM transactions on information systems
- Davis R.H., Edelman D.B. and Gammernan A.J. (1992). *Machine-learning algorithms for credit-card applications*, IMA journal of mathematics applied in business and industry
- Mitchell, T. (1997). *Machine learning*, McGraw-Hill
- Roiger, J.R. and Geatz, W.M. (2003). *Data mining: A tutorial-based primer*, Addison-Wesley
- Weiss, S.M. and Kulikowski, C. (1991). *Computer systems that learn: classification and prediction methods from statistics, neural nets, machine learning and expert systems*, Morgan Kauffman