



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ  
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

**Τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης στα Συστήματα  
Υποστήριξης Αποφάσεων**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

του φοιτητή

**Μπενάζη Χρήστου**

**A.M.: 321/2013125**

**Επιβλέπων :**

Δρ. Λουκής Ευριπίδης,  
Καθηγητής του Τμήματος Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών  
Συστημάτων του Πανεπιστημίου Αιγαίου

**Μέλη εξεταστικής επιτροπής:**

Δρ. Χαραλαμπίδης Ιωάννης,  
Καθηγητής του Τμήματος Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών  
Συστημάτων του Πανεπιστημίου Αιγαίου

Δρ. Καρύδα Μαρία,  
Καθηγήτρια του Τμήματος Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών  
Συστημάτων του Πανεπιστημίου Αιγαίου

Σάμος, [Φεβρουάριος 2023]

## Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω πολύ τον επιβλέποντα καθηγητή μου Δρ. Λουκή Ευριπίδη και τη διδάσκουσα του τμήματος, Δρ. Διαμαντοπούλου Βασιλική που δέχθηκαν να συνεργαστούν μαζί μου και να μου παρέχουν την κατάλληλη βοήθεια και υποστήριξη καθ' όλη την διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας μου.

Θέλω επίσης να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την ενθάρρυνση και την ψυχολογική υποστήριξη που μου έδωσαν κατά την υλοποίηση της εργασίας αυτής.

© [2023]

του φοιτητή

Μπενάζη Χρήστου

Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

## Περιεχόμενα

Περιεχόμενα .....	3
Πίνακας Εικόνων .....	5
Ακρωνύμια .....	6
Περίληψη .....	7
Abstract .....	8
Εισαγωγή .....	9
Δομή Κεφαλαίου .....	10
Κεφάλαιο 1 <sup>ο</sup> Λήψη Αποφάσεων .....	11
1.1 Εισαγωγή .....	11
1.2 Είδη Αποφάσεων .....	12
1.3 Στάδια Λήψης Αποφάσεων .....	13
Κεφάλαιο 2 <sup>ο</sup> Πληροφοριακά Συστήματα .....	17
2.1 Ορισμός .....	17
2.2 Σκοπός Πληροφοριακών Συστημάτων .....	19
2.3 Κατηγοριοποίηση Πληροφοριακών Συστημάτων .....	20
2.3.1 Κατηγοριοποίηση με Βάση τη Λειτουργική Περιοχή .....	20
2.3.2 Κατηγοριοποίηση με βάση το Επίπεδο της Επιχείρησης ή του Οργανισμού .....	22
Κεφάλαιο 3 <sup>ο</sup> Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων .....	27
3.1 Ορισμός .....	27
3.2 Ιστορική Αναδρομή .....	27
3.3 Ταξινόμηση Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων .....	29
3.4 Δομή Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων .....	32
3.4.1 Υποσύστημα Διαχείρισης Δεδομένων .....	32
3.4.2 Υποσύστημα Διαχείρισης Μοντέλου .....	33
3.4.3 Υποσύστημα Διαχείρισης Επικοινωνίας – Διαλόγου .....	33
3.4.4 Το Υποσύστημα Χρήστη – Αποφασίζοντα .....	34
3.5 Αρχιτεκτονική Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων .....	34
3.5.1 Αρχιτεκτονική Δικτύου (Network) .....	34
3.5.2 Αρχιτεκτονική Γέφυρας (Bridge) .....	35
Κεφάλαιο 4 <sup>ο</sup> Τεχνητή Νοημοσύνη .....	38
4.1 Ορισμός .....	38
4.2 Ιστορική Αναδρομή .....	40

4.3 Δομικά Υποσύνολα της Τεχνητής Νοημοσύνης .....	42
4.3.1 Μηχανική Μάθηση.....	42
4.3.2 Βαθιά Μάθηση .....	44
4.3.3. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας.....	45
Κεφάλαιο 5 <sup>ο</sup> Τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης στα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων ...	47
5.1 Μεθοδολογία Εργασίας.....	47
5.2 Εισαγωγή στα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων.....	47
5.3 Τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και Κατηγορίες στα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων .....	48
5.4 Νευρωνικά Δίκτυα.....	48
5.4.1 Εισαγωγή .....	48
5.4.2 Ιστορική Αναδρομή.....	49
5.4.3 Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	50
5.4.4 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων .....	52
5.5 Γενετικοί Αλγόριθμοι .....	53
5.5.1 Εισαγωγή .....	53
5.5.2 Ιστορική Αναδρομή.....	54
5.5.3 Λειτουργία των Γενετικών Αλγορίθμων .....	55
5.6 Δένδρα Αποφάσεων .....	57
5.6.1 Εισαγωγή.....	57
5.6.2 Σχεδιασμός και Αξιολόγηση Δένδρου Αποφάσεων .....	58
5.7 Ευφυείς Πράκτορες .....	59
5.7.1 Η Έννοια του Πράκτορα .....	59
5.7.2 Χαρακτηριστικά Ευφύων Πρακτόρων .....	61
5.7.3 Δομή Πρακτόρων .....	62
5.8 Κ Πλησιέστεροι Γείτονες.....	63
5.9 Μηχανές διανυσμάτων Υποστήριξης.....	65
5.10 Bayesian Κατηγοριοποίηση .....	66
Κεφάλαιο 6 <sup>ο</sup> Παραδείγματα Εφαρμογής των Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης.....	69
6.1 Παράδειγμα αλγορίθμου k-NN .....	69
Κεφάλαιο 7 <sup>ο</sup> Συμπεράσματα .....	78
Βιβλιογραφία.....	79

## Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1. Λειτουργία ενός συστήματος .....	18
Εικόνα 2. Λειτουργία ενός πληροφοριακού συστήματος .....	19
Εικόνα 3. Λειτουργικές και οργανωσιακές κατηγοριοποιήσεις των ΠΣ .....	25
Εικόνα 4. Τύποι συστημάτων υποστήριξης λήψης αποφάσεων .....	34
Εικόνα 5. Λειτουργία ενός συστήματος υποστήριξης αποφάσεων .....	36
Εικόνα 6. Αρχιτεκτονική δικτύου .....	37
Εικόνα 7. Αρχιτεκτονική γέφυρας .....	38
Εικόνα 8. Αρχιτεκτονική σάντουιτς .....	39
Εικόνα 9. Συσχέτιση της TN με άλλους επιστημονικούς τομείς .....	42
Εικόνα 10. Κύρια δομικά στοιχεία της TN .....	44
Εικόνα 11. Νευρωνικό Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης .....	53
Εικόνα 12. Παράδειγμα ανατροφοδοτούμενο ΤΝΔ (Αυτοσυσχετιζόμενη Μνήμη) .....	54
Εικόνα 13. Παράδειγμα ανατροφοδοτούμενο ΤΝΔ (Ετεροσυσχετιζόμενη Μνήμη) .....	54
Εικόνα 14. Λειτουργία ενός Γενετικού Αλγορίθμου .....	59
Εικόνα 15. ΔΑ σχετικά με την δημιουργία ενός νέου προϊόντος ή την παγίωση της υπάρχουσας κατάστασης στην αγορά .....	61
Εικόνα 16. Βασικός πράκτορας κατά Russell και Norvig .....	62

## Ακρωνύμια

AIS	Accounting Information Systems
AI	Artificial Intelligence
CAD	Computer Aided Design
CRM	Customer Relationship Management
DSS	Decision Support Systems
DL	Deep Learning
EIS	Executive Information Systems
ESS	Executive Support Systems
ES	Expert Systems
FIS	Financial Information Systems
GDSS	Group Decision Support Systems
HRIS	Human Resources Information Systems
IDSS	Intelligent Decision Support Systems
KBS	Knowledge Based Systems
KS	Knowledge System
LS	Language System
ML	Machine Learning
MIS	Management Information Systems
MIS	Marketing Information Systems
OAS	Office Automatization Systems
OIS	Office Information Systems
OLAP	Online Analytical Processing
PSS	Planning Support Systems
PS	Presentation System
PPS	Problem Processing System
PIMS	Production Information Management Systems
SCM	Supply Chain Management Systems
SVC	Supply Value Chain

## Περίληψη

Τα Πληροφορικά Συστήματα αποτελούν βασικό κομμάτι των επιχειρήσεων. Υπάρχουν τόσες πολλές κατηγορίες Πληροφοριακών Συστημάτων με αποτέλεσμα σχεδόν κάθε τμήμα μιας επιχείρησης να χρησιμοποιεί και από ένα διαφορετικό ή και περισσότερα. Ένα εξ' αυτών είναι και τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων. Αν όχι όλες, οι περισσότερες επιχειρήσεις χρησιμοποιούν τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων καθώς έχουν να αντιμετωπίσουν μια πληθώρα προβλημάτων και τους βοηθούν στην εύρεση της καταλληλότερης απόφασης. Τα στελέχη μιας επιχείρησης πολλές φορές αδυνατούν να πάρουν μια απόφαση μιας και δε μπορούν να λάβουν πάντα όλες τις παραμέτρους υπόψιν για ένα πρόβλημα. Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων αναλαμβάνουν να εκτελέσουν αυτό το έργο γρηγορότερα και με περισσότερη ακρίβεια βοηθώντας έτσι σημαντικά τα στελέχη.

Η εξέλιξη της τεχνολογίας είχε ως αποτέλεσμα την εισχώρηση της Τεχνητής Νοημοσύνης στα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων αναβαθμίζοντάς τα σε Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων. Η αναβάθμιση αυτή οφείλεται σε τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης που προστέθηκαν στα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων όπως τα Νευρωνικά Δίκτυα, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, Ευφυείς Πράκτορες κ.λπ. Οι τεχνικές αυτές κατάφεραν να κάνουν πιο αξιόπιστα τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων, βοηθώντας τα να παράγουν καλύτερα αποτελέσματα σχετικά με τη λήψη αποφάσεων σε ζητήματα των επιχειρήσεων.

Λέξεις Κλειδιά: Πληροφορικά Συστήματα, Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων, Τεχνητή Νοημοσύνη

## **Abstract**

Information Systems are important tools which used by many companies and organizations. Each company's sector uses one specific or more of them for doing its job easier. Every day, companies have many problems to solve. Managers must take a decision, but they are not in position to examine all possible parameters. Decision Support Systems (DSS) helps companies finding solutions and making decisions for a variety of problems. DSS checks every parameter and data for suggesting the rightest choice.

The technology evolution combines Artificial Intelligent with DSS making an advanced DSS, Intelligent Decision Support Systems (IDSS). IDSS uses, except methods and models (such as DDS), Artificial Intelligence techniques like Artificial Neural Networks, Genetic Algorithms, Intelligent Agents e.tc. These techniques give the chance to DSS to produce more worthy results to managers and help them more.



## Εισαγωγή

Καθημερινά, πολλοί οργανισμοί και επιχειρήσεις έρχονται αντιμέτωποι με διάφορα ζητήματα. Αυτά τα ζητήματα μπορεί να σχετίζονται με τα οικονομικά μιας επιχείρησης, τις σχέσεις και συμφωνίες με τους προμηθευτές, τους πελάτες, το προσωπικό, τη δημιουργία ενός νέου προϊόντος κ.λπ. Για να αντιμετωπίσουν τα ζητήματα αυτά, οι επιχειρήσεις πρέπει να λάβουν ορισμένες αποφάσεις.

Οι επιχειρήσεις θα πρέπει να αποτελούνται από στελέχη που διαθέτουν ικανότητα σκέψης και δημιουργίας νέων πρωτότυπων ιδεών και αποφάσεων προκειμένου να δημιουργήσουν τις προϋποθέσεις για τη μελλοντική τους ανάπτυξη και να είναι περισσότερο ανταγωνιστικές. Καθώς όμως, ο ανθρώπινος παράγοντας δεν επαρκεί για την επεξεργασία όλης της απαιτούμενης πληροφορίας προκειμένου να ληφθούν ορθές αποφάσεις για την λήψη αποφάσεων, οι επιχειρήσεις έχουν στη διάθεσή τους υπολογιστικούς πόρους που μπορούν επίσης να εκμεταλλευτούν προς αυτή την κατεύθυνση. Αυτοί οι υπολογιστικοί πόροι είναι τα Πληροφοριακά Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (ΣΥΑ). Ως ΣΥΑ ορίζουμε αλληλεπιδραστικά συστήματα που με τη χρήση αναλυτικών μεθόδων αναπτύσσουν κατάλληλα μοντέλα με στόχο να βοηθήσουν τους αποφασίζοντες να επιλέξουν, μέσα από μια ποικιλία εναλλακτικών λύσεων, αυτή που τους συμφέρει περισσότερο και με όσο το δυνατόν χαμηλότερο κόστος. Τα ΣΥΑ χρησιμοποιούνται κυρίως από τα ανώτερα διοικητικά στελέχη μιας επιχείρησης στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Βασική τους λειτουργία είναι η ανάλυση δεδομένων και η παροχή των αποτελεσμάτων στα στελέχη μίας επιχείρησης.

Με τη συνεχή εξέλιξη της τεχνολογίας όμως, πλέον η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί κομμάτι των περισσότερων Πληροφοριακών Συστημάτων όπως και των ΣΥΑ. Ένας από τους στόχους της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι να δημιουργήσει συστήματα ικανά να αυτοματοποιήσουν δραστηριότητες που σχετίζονται με την ανθρώπινη σκέψη, όπως η λήψη αποφάσεων, η μάθηση και η επίλυση προβλημάτων.

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι, σε πρώτη φάση, η μελέτη και η κατανόηση των Πληροφοριακών Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων και, σε δεύτερη φάση, η ανάλυση των τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης στα Πληροφοριακά Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων προκειμένου να καταλάβουμε την επίδραση των τεχνικών αυτών στα ΣΥΑ σχετικά με τη βοήθεια που προσφέρουν στις επιχειρήσεις.

## **Δομή Κεφαλαίου**

Το πρώτο κεφάλαιο αναφέρεται στον ορισμό, στα κριτήρια, στα είδη και στάδια της λήψης των αποφάσεων.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύονται τα Πληροφοριακά Συστήματα σχετικά με τον ορισμό, τον σκοπό και την κατηγοριοποίησή τους.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται εκτενής ανάλυση των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων (ορισμός, ιστορική αναδρομή, πλεονεκτήματα, αρχιτεκτονική).

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύονται η ιστορική αναδρομή και ο ορισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης καθώς και τα δομικά της μέρη.

Στο πέμπτο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης που συναντάμε στα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων

Στο έκτο κεφάλαιο υλοποιούνται παραδείγματα εφαρμογής των τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης.

# Κεφάλαιο 1<sup>ο</sup> Λήψη Αποφάσεων

## 1.1 Εισαγωγή

Απόφαση είναι η επιλογή μιας πράξης, εφόσον έχει προηγηθεί η διαδικασία της σκέψης και κρίσης για την επιλογή του πρακτέου. Επομένως, για να ληφθεί μια απόφαση, θα πρέπει να υπάρχουν περισσότερες από μια επιλογές. Κατά συνέπεια, η απόφαση δεν ορίζει μόνο ποια επιλογή ή λύση θα ακολουθηθεί κάποιος αλλά και ποιες πιθανές λύσεις έχει απορρίψει.

Για τους ανθρώπους, η λήψη αποφάσεων αποτελεί μια καθημερινή δραστηριότητα. Υπάρχουν οι προσωπικές αποφάσεις για τις οποίες σημαντικό ρόλο παίζουν διάφοροι παράγοντες όπως ψυχολογικοί, συναισθηματικοί, κλπ. Υπάρχουν όμως και οι αποφάσεις που αφορούν τις επιχειρήσεις και θα πρέπει να παρθούν από μια ομάδα ατόμων (διοικητικά στελέχη) της επιχείρησης με στόχο την επίλυση των προβλημάτων της επιχείρησης.

Σύμφωνα με την Sauter, τα κριτήρια για τη λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων είναι τα ακόλουθα (Sauter, 1997):

- **Οικονομικό:** Αναφέρεται στο κόστος υλοποίησης της απόφασης και στο οικονομικό όφελος που θα έχει η επιχείρηση. Προφανώς, η επιχείρηση θέλει να ελαχιστοποιήσει όσο το δυνατόν περισσότερο το κόστος και να μεγιστοποιήσει το όφελός της από την απόφαση που θα επιλέξει.
- **Τεχνικό:** Μελέτη τεχνικών θεμάτων και αποτελεσματικότητας των διαθέσιμων λύσεων. Σκοπός της επιχείρησης είναι να βρει την καλύτερη δυνατή διαθέσιμη λύση ώστε να φτάσει στην επίτευξη των στόχων της. Συνεπώς, όποιες λύσεις δεν πληρούν αυτό το κομμάτι, απορρίπτονται.
- **Διαδικαστικό:** Η λύση που θα επιλέξει η επιχείρηση θα πρέπει να είναι σύμφωνη με τις διαδικασίες και τις υποδομές του περιβάλλοντός της.
- **Νομικό:** Οι διαθέσιμες λύσεις θα πρέπει να μην παραβιάζουν τις νομικές διατάξεις, διότι κατά την εφαρμογή τους θα δημιουργηθούν κυρώσεις. Για παράδειγμα, η μισθοδοσία των εργαζομένων μιας επιχείρησης σε μια χώρα εξαρτάται από την εργατική νομοθεσία.
- **Πολιτικό:** Οι αποφάσεις λαμβάνουν χώρα σε έναν πραγματικό κόσμο ο οποίος αποτελείται από διάφορες αλληλοσχετιζόμενες οντότητες (ανθρώπους, επιχειρήσεις, οργανώσεις, κράτη, κλπ.). Το πολιτικό κριτήριο εξετάζει αυτές τις επιπτώσεις. Ένα τέτοιο παράδειγμα αποτελούν οι πιθανές αντιδράσεις των ανταγωνιστών ή των συνεργατών μιας επιχείρησης σε μια απόφαση που θα πάρει.

Με βάση την παραπάνω ανάλυση, βλέπουμε ότι η λήψη αποφάσεων είναι μια περίπλοκη διαδικασία κατά την οποία τα άτομα που εμπλέκονται πρέπει να λάβουν υπόψιν αρκετές παραμέτρους έτσι ώστε να φτάσουν στην τελική τους επιλογή.

## 1.2 Είδη Αποφάσεων

Η λήψη αποφάσεων είναι μια δομημένη διαδικασία η οποία εξαρτάται από πολλούς και διάφορους παράγοντες. Οι αποφάσεις έχουν πολλά κοινά χαρακτηριστικά, έχουν όμως και αρκετές διαφορές. Γι' αυτό, οι αποφάσεις χωρίζονται σε κατηγορίες με στόχο την αποτελεσματικότερη μελέτη και διαδικασία λήψης τους.

Σύμφωνα με τον Simon οι αποφάσεις διακρίνονται στις εξής δύο κατηγορίες (Simon,1977):

- **Προγραμματισμένες Αποφάσεις:** Οι αποφάσεις αυτές αφορούν προβλήματα τα οποία είναι επαναλαμβανόμενα ανά τακτά χρονικά διαστήματα και έχουν αντιμετωπιστεί με επιτυχία στο παρελθόν από την επιχείρηση. Για τα συγκεκριμένα προβλήματα κάθε επιχείρηση έχει δημιουργήσει κάποιες προγραμματισμένες αποφάσεις οι οποίες αντιμετωπίζουν και λύνουν τα προβλήματα αυτά με μια συγκεκριμένη διαδικασία. Υπάρχουν βέβαια και περιπτώσεις που εμφανίζεται ένα πρόβλημα που έχει λυθεί στο παρελθόν αλλά αυτή τη φορά είναι πιο περίπλοκο και χρειάζεται περισσότερη διερεύνηση από τα διοικητικά στελέχη της επιχείρησης. Τα στελέχη αυτά θα πρέπει να μελετήσουν τις ήδη διαθέσιμες προγραμματισμένες αποφάσεις που έχουν για αυτό το πρόβλημα και να δημιουργήσουν όσες ακόμα χρειαστεί για να το ξανά λύσουν σε πιο σύνθετη μορφή. Όλη αυτή η διαδικασία αποτελεί έναν αλγόριθμο με την οποία τα στελέχη μπορούν να βρουν μια αποδεκτή λύση στο πρόβλημά τους.
- **Μη Προγραμματισμένες Αποφάσεις:** Οι απρογραμμάτιστες αποφάσεις αφορούν προβλήματα τα οποία έχουν κάτι το μοναδικό ή δεν είναι τόσο συχνή η εμφάνισή τους. Για αυτό και οι επιχειρήσεις δεν έχουν κάποια προγραμματισμένη διαδικασία για την αντιμετώπισή τους. Οι αποφάσεις αυτές θα πρέπει να παρθούν από στελέχη με αρκετή πείρα, γνώσεις, ευφυΐα και πρωτοβουλία. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιήσουν δεδομένα από παρόμοια προβλήματα που έχουν επιλυθεί στο παρελθόν, έτσι ώστε να πάρουν την καταλληλότερη απόφαση για την επίλυση αυτών των προβλημάτων.

Οι Gorry και Scott Morton διαχωρίζουν τις αποφάσεις με βάση τη δομή τους, σε (Gorry & Scott Morton, 1971):

- **Δομημένες Αποφάσεις:** Αποφάσεις ρουτίνας που επαναλαμβάνονται τακτικά στην επιχείρηση. Αφορούν προβλήματα τα οποία είναι πλήρως κατανοητά και οι διαθέσιμες λύσεις προκαθορισμένες. Τα αποτελέσματα της απόφασης είναι αρκετά ασφαλή, σε σημείο να λαμβάνονται σχεδόν μηχανικά.
- **Αδόμητες Αποφάσεις:** Είναι από τις δυσκολότερες αποφάσεις. Αφορούν καταστάσεις και προβλήματα που είναι πρωτότυπα και σημαντικά. Η περιγραφή τους δεν είναι ακριβής και υπάρχει μεγάλη αβεβαιότητα. Η διαδικασία για τη λήψη της απόφασης είναι πάντα διαφορετική. Για να αυξήσουν τις πιθανότητες λήψης της βέλτιστης επιλογής, τα στελέχη της επιχείρησης χρησιμοποιούν όσο το δυνατόν περισσότερα εργαλεία και δεδομένα έχουν στην διάθεσή τους.
- **Ημιδομημένες Αποφάσεις:** Αποφάσεις που βρίσκονται ανάμεσα στις δύο προηγούμενες κατηγορίες. Ορισμένα μέρη των αποφάσεων είναι καθορισμένα

από τυποποιημένες διαδικασίες που εφαρμόζονται από τα στελέχη. Υπάρχουν όμως και μέρη τα οποία είναι εντελώς ασαφή διότι υπάρχουν πλευρές των προβλημάτων που χαρακτηρίζονται από κάποιον βαθμό αβεβαιότητας.

Ο Anthony κατατάσσει τις αποφάσεις με βάση το διοικητικό επίπεδο λήψης τους σε:

- **Λειτουργικές:** Οι λειτουργικές αποφάσεις αφορούν κυρίως τις καθημερινές λειτουργίες μιας επιχείρησης. Λαμβάνονται από χαμηλόβαθμα στελέχη και αποτελούν αποφάσεις χαμηλού κινδύνου που στηρίζονται από αυτοματοποιημένες διαδικασίες.
- **Τακτικές:** Αποφάσεις που σχετίζονται με την αποτελεσματικότητα χρήσης των διαθέσιμων πόρων ή την αποδοτικότητα των λειτουργικών μονάδων της επιχείρησης. Τέτοιες αποφάσεις λαμβάνονται από μεσαία στελέχη (π.χ. διευθυντές/υποδιευθυντές ενός τμήματος) της επιχείρησης.
- **Στρατηγικές:** Πρόκειται για πολύ σημαντικές αποφάσεις οι οποίες επηρεάζουν το μέλλον της επιχείρησης. Κυρίως αφορούν τον καθορισμό των στόχων, των πόρων και της πολιτικής της επιχείρησης όπως και την εκπλήρωση των στόχων. Οι στρατηγικές αποφάσεις λαμβάνονται από τα ανώτατα στελέχη της επιχείρησης. Παραδείγματα τέτοιων αποφάσεων είναι: η κατασκευή ενός νέου εργοστασίου, η επέκταση της επιχείρησης σε μια άλλη πόλη ή χώρα, κλπ.

### 1.3 Στάδια Λήψης Αποφάσεων

Η λήψη αποφάσεων στις επιχειρήσεις αποτελεί μια καθημερινή διαδικασία. Κάθε στέλεχος των επιχειρήσεων λαμβάνει αποφάσεις. Η διαδικασία λήψης αποφάσεων εφαρμόζεται σχεδόν σε όλα τα προβλήματα που δημιουργούνται σε μια επιχείρηση, είτε είναι απλά και συνηθισμένα, είτε είναι πολύπλοκα και σύνθετα. Τα βήματα της διαδικασίας λήψης αποφάσεων εξαρτώνται από τη φύση του προβλήματος που αντιμετωπίζουν.

Τα στάδια για τη λήψη μιας απόφασης είναι τα ακόλουθα:

- Προσδιορισμός του προβλήματος
- Προσδιορισμός εναλλακτικών λύσεων
- Αξιολόγηση εναλλακτικών λύσεων
- Επιλογή της καταλληλότερης λύσης
- Υλοποίηση της απόφασης
- Παρακολούθηση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της απόφασης

#### Προσδιορισμός Προβλήματος

Κατά το πρώτο στάδιο στη λήψη της απόφασης προσδιορίζουμε το πρόβλημα το οποίο θα προσπαθήσει να λύσει η απόφαση. Πρόβλημα είναι οποιαδήποτε κατάσταση μέσα στην επιχείρηση που θεωρείται από κάποιο αρμόδιο στέλεχος ότι δεν πηγαίνει καλά και πρέπει να διορθωθεί ή ότι πηγαίνει καλά αλλά υπό κάποιες συνθήκες (κάποια διαφοροποίηση ίσως) μπορεί να βελτιωθεί.

Βασική προϋπόθεση για τον προσδιορισμό του προβλήματος είναι να ξέρουμε τι ακριβώς επιδιώκουμε. Αυτό θα βοηθήσει σε μεγάλο βαθμό τα αρμόδια στελέχη να

κατανοήσουν το πρόβλημα που πρέπει να αντιμετωπίσουν ώστε να βρουν ένα επιθυμητό αποτέλεσμα. Θα πρέπει να γίνει καταγραφή και κατηγοριοποίηση των προβλημάτων ώστε η επιχείρηση να ασχοληθεί με τα σημαντικότερα και στη συνέχεια με τα πιο “ασήμαντα”. Το πρώτο στάδιο είναι πολύ σημαντικό σε σχέση με τα υπόλοιπα γιατί από την επιτυχία του προσδιορισμού του προβλήματος εξαρτάται και η επιτυχία των υπόλοιπων σταδίων.

### **Προσδιορισμός Εναλλακτικών Λύσεων**

Σε αυτή το στάδιο τα αρμόδια στελέχη πρέπει να αναζητήσουν και να αναπτύξουν όσο το δυνατόν περισσότερες εναλλακτικές λύσεις με στόχο την καλύτερη δυνατή αντιμετώπιση του προβλήματος. Σε αυτό το στάδιο απαιτείται δημιουργικότητα και φαντασία. Επίσης, πολλές φορές, τα αρμόδια στελέχη ζητούν και τη γνώμη “τρίτων” ατόμων (εντός ή/και εκτός της επιχείρησης) οι οποίοι βλέπουν το όλο ζήτημα από διαφορετική οπτική γωνία.

### **Αξιολόγηση Εναλλακτικών Λύσεων**

Στο τρίτο στάδιο της διαδικασίας λήψης μιας απόφασης αξιολογούνται όλες οι εναλλακτικές λύσεις που βρέθηκαν στο προηγούμενο στάδιο. Τα αρμόδια στελέχη εξετάζουν μία προς μία κάθε λύση με στόχο την εύρεση αυτής που θα δώσει την καλύτερη δυνατή λύση στο πρόβλημα που έχουν να αντιμετωπίσουν. Για την αξιολόγηση κάθε εναλλακτικής λύσης τα αρμόδια στελέχη εξετάζουν 4 βασικά στοιχεία τα οποία είναι:

- Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα κάθε λύσης
- Προσδιορισμός των αποτελεσμάτων που δίνει κάθε λύση εκφράζοντάς τα σε μονάδες μέτρησης. (οικονομικής, τεχνικής κ.λπ.)
- Βαθμός στον οποίο κρίνεται μια λύση εφαρμόσιμη και ικανοποιητική. Θα πρέπει, δηλαδή, τα στελέχη να εξετάσουν αν ο τρόπος λύσης του προβλήματος επηρεάζει καταστάσεις και δραστηριότητες που πραγματοποιούνται μέσα στην επιχείρηση.
- Εκτίμηση της αποτελεσματικότητας κάθε λύσης. Τα στελέχη θα πρέπει να εκτιμήσουν τον βαθμό στον οποίο θα πραγματοποιηθούν οι αναμενόμενοι στόχοι ή απαιτήσεις ανάλογα με τη λύση που θα επιλέξουν.

### **Επιλογή της Καταλληλότερης Λύσης**

Το συγκεκριμένο στάδιο εξαρτάται σημαντικά από τα αποτελέσματα που θα προκύψουν από τα αρμόδια στελέχη στο προηγούμενο στάδιο. Όπως προαναφέραμε, κάθε εναλλακτική λύση ελέγχεται για το πόσο εφαρμόσιμη και ικανοποιητική είναι, καθώς και αν οι συνέπειες κατά την εφαρμογή της έχουν μικρό αντίκτυπο και είναι αποδεκτές από την επιχείρηση. Τα παραπάνω στοιχεία, πολλές φορές, πληρούνται από αρκετές εναλλακτικές λύσεις, κάτι το οποίο κάνει πιο δύσκολο το έργο των στελεχών στην επιλογή της λύσης. Θα πρέπει τα στελέχη να στηριχτούν αρκετά και στη δική τους κρίση, έτσι ώστε να επιλέξουν και να υλοποιήσουν την καλύτερη δυνατή λύση.

## **Υλοποίηση της Απόφασης**

Το συγκεκριμένο στάδιο είναι πολύ σημαντικό διότι αν δεν πραγματοποιηθεί με επιτυχία, η απόφαση θα αποτύχει ακόμα και αν τα προηγούμενα βήματα έχουν γίνει σωστά. Τα στελέχη θα πρέπει να δημιουργήσουν μια σειρά βημάτων τα οποία θα τους βοηθήσουν στην υλοποίηση της απόφασης. Ενδεχομένως να ανατεθούν αρμοδιότητες υλοποίησης και σε άλλα στελέχη της επιχείρησης τα οποία δεν ήταν εξ αρχής υπεύθυνα για τη διαδικασία της λήψης της απόφασης. Κατά τη διάρκεια της υλοποίησης μπορεί να προκύψουν μη αναμενόμενα προβλήματα τα οποία θα πρέπει να λύσουν τα στελέχη ώστε να συνεχίσουν τη διαδικασία υλοποίησης της απόφασης. Μπορεί, προχωρώντας την υλοποίηση, τα στελέχη να διαπιστώσουν ότι η συγκεκριμένη απόφαση δε θα έχει τα επιθυμητά αποτελέσματα, οπότε θα πρέπει να διαλέξουν και να προχωρήσουν στην υλοποίηση κάποιας από τις διαθέσιμες εναλλακτικές λύσεις.

## **Παρακολούθηση και Αξιολόγηση των Αποτελεσμάτων της Απόφασης**

Αυτό είναι το τελευταίο στάδιο της διαδικασίας λήψης αποφάσεων στο οποίο εξετάζεται κατά πόσο η λύση που επιλέχθηκε από τα αρμόδια στελέχη ήταν η σωστή ή όχι. Τα στελέχη παρακολουθούν την πορεία της υλοποίησης για να διαπιστώσουν αν όλα προχωρούν όπως προγραμματίστηκαν. Αν τα αποτελέσματα διαφέρουν από τα αναμενόμενα θα πρέπει να γίνουν διορθωτικές ενέργειες από τους υπεύθυνους οι οποίες είναι:

- Εφαρμογή άλλης εναλλακτικής λύσης που έχει αξιολογηθεί σε προηγούμενο στάδιο.
- Σε περίπτωση που το πρόβλημα προσδιορίστηκε λανθασμένα, θα πρέπει τα στελέχη να ξεκινήσουν από την αρχή όλη τη διαδικασία για τη λήψη μιας νέας απόφασης.

Ένα τέτοιο αποτέλεσμα θα είχε δυσάρεστες συνέπειες για την επιχείρηση από άποψη χρόνου, χρημάτων και ενέργειας που δαπανήθηκε για τη συνολική διαδικασία λήψης και εφαρμογής της απόφασης.

Ο Simon κατηγοριοποίησε τη διαδικασία λήψης αποφάσεων σε 3 φάσεις (Simon,1977):

- Νοητική Φάση (Intelligent Phase)
- Φάση Σχεδιασμού (Design Phase)
- Φάση Επιλογής (Choice Phase)

## **Νοητική Φάση**

Σε αυτή τη φάση γίνεται αναζήτηση των πιθανών προβλημάτων που υπάρχουν σε μια επιχείρηση. Στη συνέχεια, γίνεται έλεγχος σχετικά με το αν ένα πρόβλημα είναι πραγματικό και αυτοτελές ή αποτελεί μέρος ενός άλλου προβλήματος. Κατόπιν, προσδιορίζεται ο βαθμός σημαντικότητας αυτών των προβλημάτων ώστε να επιλυθούν από την επιχείρηση με την κατάλληλη προτεραιότητα. Σημαντικό είναι κάθε πρόβλημα να διασπάται σε υποπροβλήματα ώστε να γίνεται ευκολότερη η επίλυσή του. Έτσι, οι

υπεύθυνοι καταγράφουν τα δεδομένα, τα ζητούμενα και οποιαδήποτε άλλα στοιχεία σχετίζονται με το πρόβλημα.

### **Φάση Σχεδιασμού**

Στη φάση του σχεδιασμού γίνεται μελέτη του προβλήματος με σκοπό την καλύτερη κατανόησή του. Ακολουθεί η εύρεση των εναλλακτικών λύσεων για τις οποίες γίνεται έρευνα και ανάλυση σχετικά με το αν μπορούν να υλοποιηθούν ή όχι από την εταιρία. Σημαντικό κομμάτι της φάσης αυτής αποτελεί η μοντελοποίηση του προβλήματος. Το μοντέλο αυτό έχει ως στόχο την αναπαράσταση της κατάστασης του προβλήματος, δηλαδή τους παράγοντες και τις συνθήκες που το επηρεάζουν. Κατόπιν, γίνεται έλεγχος και επαλήθευση του μοντέλου.

### **Φάση Επιλογής**

Η φάση της επιλογής πραγματοποιείται με σκοπό την εύρεση της καταλληλότερης λύσης για το πρόβλημα, μέσω των εργασιών αναζήτησης και εκτίμησης των λύσεων που προτάθηκαν στη φάση του σχεδιασμού. Η αναζήτηση της λύσης μπορεί να επιτευχθεί με έναν από τους παρακάτω τρόπους:

- Αναζήτηση κατευθυνόμενη από τα δεδομένα (Data-Driven): Με όσα διαθέσιμα δεδομένα διαθέτει η επιχείρηση, επιχειρεί να καταλήξει σε συμπεράσματα, επιλογές και αποφάσεις που στοχεύουν, όσο το δυνατό περισσότερο, στα επιθυμητά αποτελέσματα.
- Αναζήτηση κατευθυνόμενη από τους στόχους (Goal-Driven): Με βάση τους στόχους που έχουμε ορίσει ή αναμένουμε ότι θα επιτύχουμε, αναζητούμε επιλογές, καταστάσεις και γεγονότα που θα απορρίψουν ή θα στηρίξουν τις υποθέσεις μας.

Υπάρχει μία φάση ακόμα, αυτή της ολοκλήρωσης την οποία ο Simon θεωρεί πως περιλαμβάνεται στη φάση της επιλογής, ενώ άλλοι ερευνητές τη θεωρούν ως ξεχωριστή. Στη φάση της ολοκλήρωσης τα στελέχη εφαρμόζουν την καλύτερη προτεινόμενη λύση. Τα αποτελέσματά της μας υποδεικνύουν κατά πόσο πραγματοποιήθηκαν σωστά και αποτελεσματικά οι εργασίες των προηγούμενων φάσεων. Αν δεν έγιναν σωστά, τότε πρέπει να επαναληφθούν τα προηγούμενα στάδια της απόφασης μέχρι τα στελέχη να καταλήξουν σε πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα.



## Κεφάλαιο 2<sup>ο</sup> Πληροφοριακά Συστήματα

### 2.1 Ορισμός

Η καθημερινότητά μας περιβάλλεται από διάφορα συστήματα. Το σχολείο, η οικογένεια, η οικονομία αποτελούν παραδείγματα συστημάτων. Πολλές φορές, ένα σύστημα αποτελείται από υποδεέστερα συστήματα, τα λεγόμενα υποσυστήματα. Έτσι, και οι επιχειρήσεις χρησιμοποιούν ορισμένα συστήματα εκ των οποίων είναι και τα πληροφοριακά συστήματα. Για να τα κατανοήσουμε καλύτερα, θα αναλύσουμε πρώτα την έννοια του συστήματος.

Με τον όρο σύστημα εννοούμε ένα σύνολο ή μια ομάδα στοιχείων που αλληλεπιδρούν, αλληλοσχετίζονται και συγκροτούν μια οργανωμένη δομή με στόχο την επίτευξη ενός συγκεκριμένου αποτελέσματος. Με βάση τον ορισμό, η λειτουργία ενός συστήματος εξαρτάται από τη λειτουργία των στοιχείων που το απαρτίζουν (Μητάκος, 2015).

Ένα σύστημα χρησιμοποιεί μηχανισμούς επεξεργασίας για τις εισροές που δέχεται από το περιβάλλον του με στόχο την εξαγωγή εκροών. Πολλά συστήματα χρησιμοποιούν και μηχανισμούς ανατροφοδότησης. Οι μηχανισμοί ανατροφοδότησης μετατρέπουν τις λειτουργίες των εκροών σε λειτουργίες εισροών. Κάνουν, δηλαδή, την αντίστροφη δουλειά σε σχέση με τους μηχανισμούς επεξεργασίας.

Για τον ορισμό των πληροφοριακών συστημάτων έχουν δοθεί αρκετοί ορισμοί. Κάποιοι εξ αυτών είναι:

- Σύμφωνα με τους Kroenke και Nolan, πληροφοριακό σύστημα είναι ένα σύστημα που παρέχει ιστορική, παρούσα και προβλεπόμενη πληροφόρηση για την επιχείρηση και τον περιβάλλον της (Καρανικόλας, 2004).
- Σύμφωνα με τον Lucas, πληροφοριακό σύστημα είναι ένα σύνολο οργανωμένων διαδικασιών που με σωστή εφαρμογή παρέχει πληροφορίες για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων και ελέγχου σε μια επιχείρηση (Καρανικόλας, 2004).
- Οι Davis και Olson όρισαν ως πληροφοριακό σύστημα, ένα ολοκληρωμένο σύστημα ανθρώπου-μηχανής για την παροχή πληροφοριών που υποστηρίζει τις δραστηριότητες ανάλυσης, λήψης και διαχείρισης των πληροφοριών σε έναν οργανισμό (Καρανικόλας, 2004).

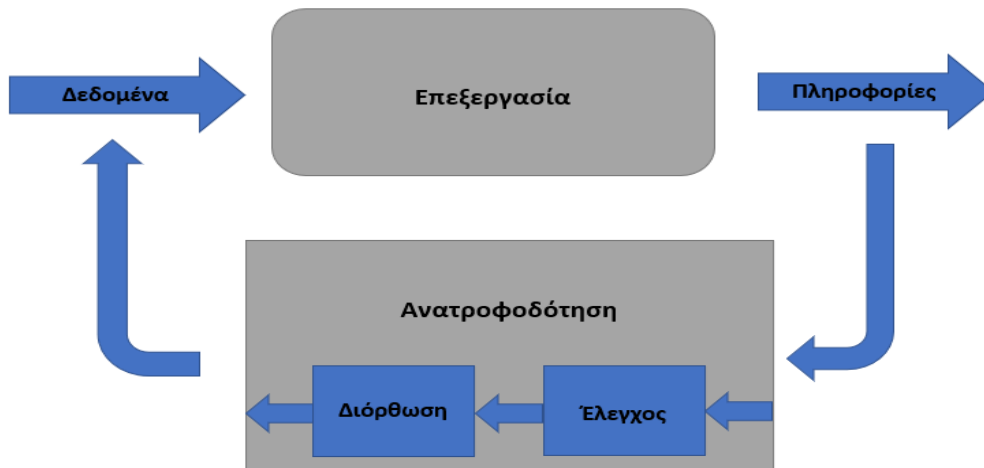
Από τους παραπάνω ορισμούς και για τις ανάγκες της εργασίας καταλήγουμε πως ένα πληροφοριακό σύστημα είναι ένα σύνολο οντοτήτων που συλλέγει, αποθηκεύει, αναλύει δεδομένα και παρέχει πληροφορίες.

Ένα πληροφοριακό σύστημα αποτελείται από κάποια βασικά στοιχεία τα οποία είναι:

- Ανθρώπινο Δυναμικό: Μια ομάδα ατόμων που εργάζεται για το πληροφοριακό σύστημα έχοντας διάφορους ρόλους (π.χ. διαχειριστές, χρήστες, τεχνικοί, κ.λπ.)
- Διαδικασίες: Οι διαδικασίες αφορούν το σύνολο των οδηγιών για τη χρήση και συνδυασμό όλων των στοιχείων υποδομής ενός πληροφοριακού συστήματος.
- Δεδομένα: Μια οποιαδήποτε παράσταση που αποτελείται από χαρακτήρες, αριθμητικές ποσότητες σύμβολα κ.λπ. και είναι σε κατάλληλη μορφή ώστε να

ερμηνευτεί ή να επεξεργασθεί από ανθρώπους ή/και τεχνολογικά μέσα (π.χ. Η/Υ, ρομπότ, κ.λπ.)

- Λογισμικό (Software): Ένα σύνολο προγραμμάτων που χρησιμοποιούνται για την καταγραφή, επεξεργασία δεδομένων, παρουσίαση πληροφοριών και υποστήριξη των λειτουργιών του πληροφοριακού συστήματος.
- Υλικό (Hardware): Ένα σύνολο εξοπλισμού που βοηθά στη σωστή λειτουργία του πληροφοριακού συστήματος.



**Εικόνα 1. Λειτουργία ενός πληροφοριακού συστήματος**

Τα πληροφοριακά συστήματα δέχονται δεδομένα στην είσοδό τους. Κατόπιν, το σύστημα επεξεργάζεται τα δεδομένα αυτά με σκοπό την παραγωγή πληροφοριών για την έξοδό του. Πολλές φορές, οι πληροφορίες της εξόδου ανατροφοδοτούν τα δεδομένα που δέχεται ως είσοδο το σύστημα.

Η είσοδος στα πληροφοριακά συστήματα περιλαμβάνει διαδικασίες συλλογής και εισαγωγής δεδομένων στο σύστημα. Οι διαδικασίες αυτές πραγματοποιούνται είτε από ανθρώπους (π.χ. κάποιος υπάλληλος της εταιρίας) είτε από διάφορους μηχανισμούς (π.χ. αισθητήρες, κάμερες κ.λπ.) είτε από κάποιο άλλο πληροφοριακό σύστημα.

Κατά την επεξεργασία των δεδομένων, χρησιμοποιούνται διαδικασίες που ελέγχουν, τροποποιούν και μετατρέπουν τα δεδομένα σε πληροφορίες που βγάζουν στην έξοδο. Αυτές οι διαδικασίες μπορεί να είναι συγκρίσεις, επιλογές, υπολογισμοί και ενέργειες που καθορίζονται από το πρόγραμμα που εκτελείται. Επίσης οι διαδικασίες θα πρέπει να εκτελούνται σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα και να είναι λειτουργικά ορθές δίχως κάποιο πρόβλημα.

Στην έξοδο του πληροφοριακού συστήματος συναντάμε ένα σύνολο πληροφοριών που παράγονται από το σύστημα και διοχετεύονται στο περιβάλλον του. Οι αποδέκτες των πληροφοριών αυτών μπορεί να είναι άνθρωποι (π.χ. στελέχη ή/και πελάτες της επιχείρησης), μηχανές (π.χ. USB, σκληρός δίσκος) ακόμα και κάποια άλλη εφαρμογή. Επίσης, η εξαγωγή των πληροφοριών δεν είναι πάντα στην ίδια μορφή. Για

παράδειγμα, πληροφορίες στατιστικών στοιχείων μπορεί να δίνονται είτε με τη μορφή διαγραμμάτων σε ψηφιακή μορφή είτε σε έγχαρτη.

Ανατροφοδότηση είναι η δημιουργία δεδομένων για την είσοδο του πληροφοριακού συστήματος μέσω των πληροφοριών που εξάγονται από την έξοδο του. Στα πληροφοριακά συστήματα, η ανατροφοδότηση πραγματοποιείται από ένα τμήμα που ελέγχει τις πληροφορίες της εξόδου και από ένα που τις διορθώνει και τις παρέχει ως νέα δεδομένα στην είσοδο. Για παράδειγμα, μπορεί να δόθηκαν λανθασμένα δεδομένα στην είσοδο με αποτέλεσμα να προκύπτουν μη επιτρεπτές τιμές στην έξοδο. Ακόμα, μπορεί να προκύψουν πληροφορίες που χρειάζονται διορθώσεις προκειμένου να χρησιμοποιηθούν, όπως κατά τη σχεδίαση ενός προϊόντος να απαιτείται επιπρόσθετη επεξεργασία προκειμένου να αυτό να επεξεργαστεί περαιτέρω για τις ανάγκες διαφημιστικού σκοπού.

## 2.2 Σκοπός Πληροφοριακών Συστημάτων

Ένα πληροφοριακό σύστημα δημιουργείται, αναπτύσσεται, εξελίσσεται και αποσύρεται. Από τη στιγμή που η επιχείρηση ή ο οργανισμός θα αποφασίσει ότι χρειάζεται ένα πληροφοριακό σύστημα, αρχίζει η δημιουργία και η ύπαρξή του. Μετά έχουμε μια περίοδο στην οποία προσδιορίζονται οι βασικές απαιτήσεις των λειτουργιών του και σχεδιάζονται οι λειτουργίες που ικανοποιούν τις απαιτήσεις αυτές. Έπειτα αρχίζει μια μεγάλη χρονική περίοδος στην οποία πραγματοποιείται η ανάπτυξή του και η διαρκής εξέλιξή του ώστε να ικανοποιεί τις ανάγκες της επιχείρησης ή του οργανισμού στον οποίο ανήκει. Τέλος όταν η επιχείρηση ή ο οργανισμός αποφασίσει ότι είναι πια αναποτελεσματικό και μη αποδοτικό, το πληροφοριακό σύστημα αποσύρεται.

Ο ρόλος των πληροφοριακών συστημάτων στις επιχειρήσεις ποικίλει ανά τις δεκαετίες. Από το 1950 μέχρι και το 1965 τα πληροφοριακά συστήματα χρησιμοποιούνταν κυρίως για απλή επεξεργασία δεδομένων, παρέχοντας στη διοίκηση αναφορές σχετικά με τα αποτελέσματα της επεξεργασίας. Μετά το 1965 έως και το 1995 ο ρόλος τους αναβαθμίστηκε καθώς η χρήση τους αφορούσε την υποστήριξη αποφάσεων, την εμπλοκή των τελικών χρηστών στο σύστημα και την υποστήριξη της επιχειρηματικής στρατηγικής. Στη συνέχεια, προχωρήσαμε στην εποχή του διαδικτύου με τα πληροφοριακά συστήματα να αξιοποιούνται στη δημιουργία προϊόντων, στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Σήμερα βρισκόμαστε σε μια εποχή παρόμοια με την παραπάνω κάνοντας όμως και χρήση των τεχνολογιών της ΤΝ προκειμένου να έχουμε καλύτερα και πιο αξιόπιστα αποτελέσματα.

Τα πληροφοριακά συστήματα μιας εταιρίας βοηθούν στον έλεγχο, στον συντονισμό, στην ανάλυση προβλημάτων, στη λήψη αποφάσεων και στην ανάπτυξη καινούριων προϊόντων. επίσης, συμπεριλαμβάνουν συστήματα που υποστηρίζουν επιχειρησιακές δραστηριότητες μιας εταιρίας, υποστηρίζουν τη διαχείρισή της και βοηθούν στη γενική εργασία γνώσης, δηλαδή στην εργασία που βασίζεται κυρίως στην πληροφορία και όχι σε υλικά αγαθά.

Η συμμετοχή των πληροφοριακών συστημάτων στις επιχειρήσεις και η κατάλληλη υλοποίηση τους δίνει σημαντικά πλεονεκτήματα στην επιχείρηση. Αυτά είναι :

- Βελτιωμένη θέση ανταγωνισμού
- Αυξημένη παραγωγικότητα
- Καλύτερη ποιότητα στα προϊόντα και στις υπηρεσίες της επιχείρησης, κάτι που οδηγεί σε μεγαλύτερη ικανοποίηση των πελατών
- Βελτιωμένη ικανότητα λήψης αποφάσεων, συνδυάζοντας μοντέλα και δεδομένα
- Ικανότητα ταχύτερης ανταπόκρισης στις απαιτήσεις της αγοράς, είτε στην παραγωγή ενός νέου προϊόντος είτε στην προσφορά μιας νέας υπηρεσίας.
- Βελτιωμένη ικανότητα επικοινωνίας και συνεργασίας ενδοεπιχειρησιακά αλλά και με τους πελάτες και τους προμηθευτές.

## **2.3 Κατηγοριοποίηση Πληροφοριακών Συστημάτων**

Κάθε επιχείρηση χρησιμοποιεί αρκετά πληροφοριακά συστήματα προκειμένου να διευκολύνει τις διάφορες διαδικασίες και λειτουργίες που υλοποιούνται στον χώρο της. Γι' αυτό, τα πληροφοριακά συστήματα χωρίζονται σε κατηγορίες έτσι ώστε οι επιχειρήσεις να επιλέγουν τα κατάλληλα, ανάλογα με τις ανάγκες που έχουν. Παρακάτω θα αναλύσουμε τις κατηγορίες αυτές.

### **2.3.1 Κατηγοριοποίηση με Βάση τη Λειτουργική Περιοχή**

Όπως προαναφέραμε, ο ρόλος των πληροφοριακών συστημάτων εξαρτάται από τις επιχειρησιακές διαδικασίες και τις λειτουργίες που υποστηρίζει. Σε κάθε τμήμα/τομέα της επιχείρησης υπάρχουν λειτουργικές περιοχές των πληροφοριακών συστημάτων που παρέχουν την κατάλληλη υποστήριξη στις επιχειρησιακές διαδικασίες. Οι λειτουργικές περιοχές είναι:

- Η λειτουργική περιοχή του Marketing που περιλαμβάνει:
  - ◆ τον καθορισμό και τη στόχευση των πελατών και των ομάδων πελατών
  - ◆ τον καθορισμό των επιθυμιών των πελατών
  - ◆ τη σχεδίαση και την ανάπτυξη νέων προϊόντων
  - ◆ τον καθορισμό της τιμής των προϊόντων και των υπηρεσιών
  - ◆ τη διαφήμιση και την προώθηση των προϊόντων και των υπηρεσιών
- Η λειτουργική περιοχή της Υποστήριξης Πωλήσεων, στην οποία εμπεριέχονται:
  - ◆ η προσέγγιση των εν δυνάμει πελατών
  - ◆ η πώληση των προϊόντων
  - ◆ η λήψη των παραγγελιών
  - ◆ η παρακολούθηση των πωλήσεων
  - ◆ η διαχείριση των προβλέψεων σχετικά με τις πωλήσεις

- Η λειτουργική περιοχή της Διαχείρισης Παραγωγής είναι υπεύθυνη για:
  - ◆ τον εξοπλισμό της παραγωγής και τα μηχανήματα
  - ◆ τη διαδικασία και τα βήματα παραγωγής
  - ◆ τον ποιοτικό έλεγχο της παραγωγής
  - ◆ τον ρυθμό παραγωγής των προϊόντων
  - ◆ την επανασχεδίαση και βελτιστοποίηση των διαδικασιών
  
- Η λειτουργική περιοχή των Προμηθειών ασχολείται με:
  - ◆ τους προμηθευτές, τις τιμές, την ποσότητα και την ποιότητα των προϊόντων
  - ◆ τυχόν εκπτώσεις
  - ◆ τη δημιουργία εντολής αγοράς
  - ◆ την παρακολούθηση των αποστολών (tracking)
  - ◆ τη διαχείριση των παραλαβών
  
- Η λειτουργική περιοχή των Χρηματοοικονομικών ασχολείται με θέματα που αφορούν:
  - ◆ τα χρηματοοικονομικά αγαθά και περιουσιακά στοιχεία της επιχείρησης
  - ◆ τη διαχείριση των επενδύσεων
  - ◆ τις συναλλαγές στους τραπεζικούς λογαριασμούς
  - ◆ τον προϋπολογισμό της εταιρίας
  
- Η λειτουργική περιοχή της Λογιστικής περιλαμβάνει:
  - ◆ τη μισθοδοσία των υπαλλήλων της επιχείρησης
  - ◆ τις αποσβέσεις
  - ◆ τις εκταμιεύσεις
  - ◆ πιθανές επιστροφές χρημάτων
  - ◆ τη φορολογία της εταιρίας
  
- Η λειτουργική περιοχή της Διοίκησης Ανθρώπινων Πόρων έχει ως στόχο:
  - ◆ την εκπλήρωση μεσοπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων απαιτήσεων του προσωπικού
  - ◆ τη δημιουργία και διαχείρισης συστήματος αμοιβών
  - ◆ την παρακολούθηση των αδειών και ασθενειών
  - ◆ την παρακολούθηση της τήρησης του ωραρίου
  - ◆ την παρακολούθηση των δεξιοτήτων των εργαζομένων
  - ◆ την παρακολούθηση της εκπαίδευσης των εργαζομένων
  - ◆ την αξιολόγηση των εργαζομένων μέσα από συνεντεύξεις
  
- Η λειτουργική περιοχή της Πληροφορικής ασχολείται με:
  - ◆ τη διαχείριση εξοπλισμού, βάσεων δεδομένων, υπολογιστικών συστημάτων, θέσεων εργασίας, χρηστών, ασφαλείας
  - ◆ την παροχή βοήθειας στους χρήστες

- ◆ την ανάλυση επιχειρησιακού περιβάλλοντος και τη σχεδίαση διαδικασιών
- ◆ την ανάλυση απαιτήσεων από τις εφαρμογές
- ◆ τη σχεδίαση του πληροφοριακού συστήματος
- ◆ την ανάπτυξη του πληροφοριακού συστήματος
- ◆ τον λειτουργικό έλεγχο του πληροφοριακού συστήματος
- ◆ την παραγωγική λειτουργία του πληροφοριακού συστήματος
- ◆ τις προμήθειες νέων συστημάτων και τις προδιαγραφές λειτουργίας

Για να καλυφθούν οι παραπάνω πληροφοριακές ανάγκες κάθε λειτουργικής περιοχής, η επιχείρηση χρησιμοποιεί τα κατάλληλα πληροφοριακά συστήματα για κάθε περιοχή τα οποία είναι:

- Πληροφοριακά Συστήματα Μάρκετινγκ (MIS): Συστήματα διαχείρισης με στόχο την υποστήριξη λήψης αποφάσεων στον τομέα του Μάρκετινγκ
- Πληροφοριακά Συστήματα Διαχείρισης Πελατειακών Σχέσεων (CRM): Συστήματα που διαχειρίζονται τις σχέσεις με τους υπαρξιακούς και μελλοντικούς συνεργάτες και πελάτες της επιχείρησης σε θέματα που αφορούν το μάρκετινγκ, την εξυπηρέτηση και τις πωλήσεις.
- Πληροφοριακά Συστήματα Διαχείρισης Παραγωγής (PIMS): Συστήματα τύπου πελάτη/εξυπηρετητή (client/server) με σκοπό την απόκτηση, την παρακολούθηση, την αρχειοθέτηση και τη διαβίβαση των πληροφοριών σε εργοστάσια και επιχειρηματικά συστήματα.
- Πληροφοριακά Συστήματα Διαχείρισης Εφοδιαστικής Αλυσίδας (SCM): Συστήματα που βοηθούν στη μελέτη, στην οργάνωση και τη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας.
- Χρηματοοικονομικά Πληροφοριακά Συστήματα (FIS): Συστήματα που συλλέγουν και αναλύουν όσα διαθέσιμα οικονομικά στοιχεία έχει μια επιχείρηση και χρησιμοποιούνται για τον βέλτιστο οικονομικό σχεδιασμό και τη λήψη οικονομικών αποφάσεων.
- Λογιστικά Πληροφοριακά Συστήματα (AIS): Συστήματα που είναι υπεύθυνα για την παρακολούθηση της λογιστικής δραστηριότητας με τη βοήθεια της τεχνολογίας διαχείρισης πληροφοριών που σχετίζονται με τους επιχειρησιακούς πόρους.
- Πληροφοριακά Συστήματα Ανθρώπινου Δυναμικού (HRIS): Συστήματα για την εισαγωγή και την παρακολούθηση δεδομένων, καθώς και όλων των πληροφοριακών αναγκών του τμήματος ανθρώπινου δυναμικού όπως της μισθοδοσίας, της διαχείρισης και των λογιστικών λειτουργιών σε μια επιχείρηση.

### **2.3.2 Κατηγοριοποίηση με βάση το Επίπεδο της Επιχείρησης ή του Οργανισμού**

Πέρα από την κατηγοριοποίηση των πληροφοριακών συστημάτων με βάση τη λειτουργική περιοχή, δηλαδή κάποιο τμήμα της επιχείρησης, υπάρχουν και άλλες κατηγοριοποιήσεις. Η κατηγοριοποίηση με βάση το επίπεδο της επιχείρησης ή του

οργανισμού αφορά τις ανάγκες των επιχειρήσεων και των οργανισμών στα διάφορα ιεραρχικά επίπεδα διοίκησης και λειτουργίας τους. Η κατηγοριοποίηση αυτή χωρίζεται σε 3 υποκατηγορίες οι οποίες αφορούν:

- Την υποστήριξη του Μάνατζμεντ: Τα διοικητικά στελέχη χρησιμοποιούν ορισμένα πληροφοριακά συστήματα με στόχο τη λήψη αποφάσεων και την εκτέλεση διαφόρων ενεργειών. Τα συστήματα αυτά είναι:
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Ανώτατων Στελεχών (EIS)
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Διοίκησης (MIS)
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS)
  - ◆ Τα Έμπειρα Πληροφοριακά Συστήματα (ES)
  
- Την Υποστήριξη των Λειτουργιών: Οι διαχειριστές των επιχειρησιακών λειτουργιών χρησιμοποιούν τα Πληροφοριακά Συστήματα Επεξεργασίας Συναλλαγών (TPS), προκειμένου να εκτελούν καθημερινές τυποποιημένες εργασίες.
  
- Την Υποστήριξη της Εργασίας Γνώσης: Οι υπάλληλοι μιας επιχείρησης χρησιμοποιούν πληροφοριακά συστήματα που τους βοηθούν στην επεξεργασία και την ανάλυση των δεδομένων. Τέτοια συστήματα είναι:
  - ◆ Πληροφοριακά Συστήματα Γραφείου (OAS)
  - ◆ Πληροφοριακά Συστήματα Επαγγελματικής Υποστήριξης (PSS)

Υπάρχει και μια άλλη κατηγοριοποίηση των πληροφοριακών συστημάτων στις επιχειρήσεις. Οι δύο κατηγορίες στις οποίες χωρίζονται τα πληροφοριακά συστήματα είναι:

- Η Υποστήριξη των Επιχειρησιακών Λειτουργιών που περιλαμβάνει:
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Επεξεργασίας Συναλλαγών (TPS)
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Ελέγχου Διαδικασιών
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Επιχειρηματικής Συνεργασίας
  
- Η Υποστήριξη της Λήψης Οργανωσιακών Αποφάσεων που περιλαμβάνει:
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Ανώτατων Στελεχών (EIS)
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Διοίκησης (MIS)
  - ◆ Τα Πληροφοριακά Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS)

Παρακάτω θα δούμε πιο αναλυτικά τις λειτουργίες κάθε πληροφοριακού συστήματος που αναφέρθηκε παραπάνω.



Εικόνα 2. Λειτουργικές και οργανωσιακές κατηγοριοποιήσεις των ΠΣ

### Πληροφορικά Συστήματα Επεξεργασίας Συναλλαγών (Transaction Processing Systems/TPS)

Τα Πληροφορικά Συστήματα Επεξεργασίας Συναλλαγών εξυπηρετούν της λειτουργίες μιας επιχείρησης μέσω της επεξεργασίας των επιχειρηματικών της συναλλαγών. Η συναλλαγή είναι μια βασική δραστηριότητα που υλοποιείται κατά τη διάρκεια των λειτουργιών μιας επιχείρησης. Στόχος τους είναι η αυτοματοποίηση των καθημερινών και επαναλαμβανόμενων εργασιών μιας επιχείρησης που είναι κρίσιμες για τη λειτουργία της. Η πώληση εμπορεύματος, η πληρωμή ενός εργαζόμενου, η παραγγελία προμηθειών, η κράτηση μιας αεροπορικής θέσης, η κράτηση δωματίου σε ένα ξενοδοχείο αποτελούν όλα παραδείγματα συναλλαγών.

Ένα TPS δημιουργεί ένα κατάλληλο αρχείο για τη συναλλαγή στη βάση δεδομένων και παράγει αντίστοιχα έγγραφα που σχετίζονται με την εκάστοτε συναλλαγή. Τα δεδομένα που συλλέγουν τα TPS αποτελούν πηγή δεδομένων για άλλα συστήματα, όπως τα MIS και τα DSS. Επίσης, αυτοματοποιούν τις πρωτογενείς και τις βασικές δραστηριότητες σε μια Αξιακή Εφοδιαστική Αλυσίδα. Ως Αξιακή Εφοδιαστική Αλυσίδα (Supply Value Chain/SVC) ορίζουμε μια εφοδιαστική αλυσίδα που έχει σκοπό να δημιουργήσει αξία μέσω της ανάπτυξης υλικών ή άυλων αγαθών και υπηρεσιών. Χαρακτηριστικό παράδειγμα TPS αποτελεί το σύστημα **ICARUS** του Πανεπιστημίου Αιγαίου, στο οποίο καταχωρίζονται από τους καθηγητές οι βαθμοί των μαθημάτων κατά τις εξεταστικές περιόδους ενώ παράλληλα οι φοιτητές ενημερώνονται άμεσα από το ίδιο σύστημα (Δρόσος, Βουγιούκας, Καλλίγερος, Κοκολάκης, Σκιάνης, 2015).

### Πληροφορικά Συστήματα Διοίκησης (Management Information Systems/MIS)

Τα Πληροφορικά Συστήματα Διοίκησης στοχεύουν στην πρόσβαση, οργάνωση και παροχή πληροφοριών, για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων των στελεχών της επιχείρησης, δημιουργώντας κατάλληλες και συνοπτικές αναφορές.



Οι εκθέσεις αυτές λαμβάνονται από τους διευθυντές και σχετίζονται με τον τομέα αρμοδιοτήτων τους. Για παράδειγμα, ο διευθυντής πωλήσεων ενημερώνεται σχετικά με τις πωλήσεις του προϊόντος ή της υπηρεσίας που παράγει η επιχείρηση ανά γεωγραφική περιοχή. Οι αναφορές αυτές βασίζονται κυρίως σε πληροφορίες του παρελθόντος και του παρόντος, παρά σε μελλοντικές.

Βασικός σκοπός τους είναι η επεξεργασία δεδομένων, που λαμβάνουν από τα TPS, για την εξαγωγή πληροφοριών. Παραδείγματα τέτοιων συστημάτων αποτελούν η διαχείριση πωλήσεων, οι κρατήσεις ξενοδοχείων, η μισθοδοσία και η διαχείριση αποστολής προϊόντων.

### **Πληροφοριακά Συστήματα Ανώτατων Στελεχών (Executive Support Systems/ESS ή Executive Information Systems/EIS)**

Τα Πληροφοριακά Συστήματα Ανώτατων Στελεχών είναι εξειδικευμένα συστήματα και απευθύνονται στα κορυφαία διευθυντικά στελέχη μιας επιχείρησης, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι δεν χρησιμοποιούνται και από άλλα στελέχη. Κύρια χαρακτηριστικά τους είναι η ευκολία χρήσης τους και η δυνατότητα προβολής πληροφοριών, τόσο συγκεντρωτικά όσο και σε οποιονδήποτε βαθμό λεπτομέρειας απαιτηθεί.

Τα ESS αξιοποιούν μεγάλη ποικιλία πηγών πληροφόρησης, δίνοντας έτσι στα στελέχη τη δυνατότητα να ελέγχουν την απόδοση της εταιρίας, να παρακολουθούν διάφορους δείκτες της επιχείρησης και να αναπτύσσουν μελλοντικές στρατηγικές αποφάσεις. Είναι σχεδιασμένα έτσι ώστε να λαμβάνουν δεδομένα από εσωτερικές πηγές και βάσεις δεδομένων αλλά και από εξωτερικές πηγές, όπως είναι το χρηματιστήριο και το διαδίκτυο. Τα ESS προβάλλουν τις πληροφορίες τους με διάφορες μορφές, όπως γραφικές παραστάσεις, πίνακες και αναφορές κειμένου. Είναι αρκετά εύχρηστα και δεν απαιτούν από τον χρήστη ιδιαίτερες γνώσεις χειρισμού.

### **Έμπειρα Πληροφοριακά Συστήματα (Expert Systems/ES)**

Τα Έμπειρα Πληροφοριακά Συστήματα είναι μια ειδική κατηγορία πληροφοριακών συστημάτων. Είναι σχεδιασμένα για την παροχή συμβουλών και βοήθειας σε περιπτώσεις που η λήψη κάποιας απόφασης δεν είναι δυνατόν να βασιστεί σε πληροφορίες ποσοτικής μορφής, πληροφορίες δηλαδή που θα μπορούσαν να παραχθούν από την ανάλυση και επεξεργασία δεδομένων.

Τα ES προτείνουν μια απόφαση, βασιζόμενα σε μια υπολογιστική διαδικασία που μοιάζει πολύ με τη λογική σκέψη ενός εμπειρογνώμονα. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται βάση γνώσης και βασικό της συστατικό είναι η ευρετική δηλαδή ανεπίσημα στοιχεία κρίσης που χρησιμοποιούν οι εμπειρογνώμονες πάνω στον τομέα που εργάζονται. Η βάση γνώσης αναπτύσσεται αρχικά με βάση την τεχνογνωσία που έχουν οι συσχετιζόμενοι εμπειρογνώμονες με τον τομέα στον οποίο πρέπει να ληφθεί η απόφαση. Κατόπιν, η εν λόγω βάση ενισχύεται όσο το σύστημα χρησιμοποιείται μέσω διαδικασιών αυτόματης μάθησης. Με αυτό τον τρόπο, τα ES χρησιμοποιούνται για την καθοδήγηση στελεχών που δεν διαθέτουν ανάλογη πείρα, προκειμένου να λάβουν αποφάσεις υψηλής ποιότητας σε μια επιχείρηση.

Τα ES διαφέρουν από τα DSS καθώς με τα DSS οι χρήστες λαμβάνουν αποφάσεις σύμφωνα με πληροφορίες που παράγονται από το σύστημα, ενώ με τα ES οι χρήστες λαμβάνουν τις προτεινόμενες από το σύστημα αποφάσεις, οι οποίες όμως βασίζονται στην ενσωματωμένη σε αυτά εμπειρία και γνώση. Χρησιμοποιούνται σε όλους τους τομείς της επιχείρησης, από την παραγωγή μέχρι το μάρκετινγκ και τον χρηματοοικονομικό τομέα.

### **Πληροφοριακά Συστήματα Αυτοματισμού Γραφείου (Office Automatization Systems/OAS ή Office Information Systems/OIS)**

Κύριος στόχος των Πληροφοριακών Συστημάτων Αυτοματισμού Γραφείου είναι η διευκόλυνση της επικοινωνίας μεταξύ των μελών ενός οργανισμού και του οργανισμού με το περιβάλλον του. Τα OAS αποτελούνται από μια ποικιλία μηχανημάτων και λογισμικού ηλεκτρονικών υπολογιστών που χρησιμοποιούνται για την ψηφιακή δημιουργία, συλλογή, αποθήκευση, διαχείριση και αναμετάδοση πληροφοριών γραφείου που απαιτούνται για την εκπλήρωση βασικών καθηκόντων.

Τα OAS βοηθούν στη βελτιστοποίηση και αυτοματοποίηση των υπαρχόντων διαδικασιών γραφείου. Κύριες δραστηριότητές τους είναι η ηλεκτρονική μεταφορά και διαχείριση των ηλεκτρονικών επιχειρηματικών πληροφοριών της επιχείρησης. Λειτουργίες γραφείου που περιλαμβάνουν αρχειοθέτηση, δαχτυλογράφηση και διαχείριση αρχείων καθώς και καθήκοντα τηλεφωνικού κέντρου ανήκουν στην κατηγορία των OAS. Για την σωστή λειτουργία των OAS απαιτείται η ύπαρξη ενός τοπικού δικτύου υπολογιστών (LAN), το οποίο επιτρέπει τη μεταφορά δεδομένων, αναφορών και μηνυμάτων μέσω ηλεκτρονικού ταχυδρομείου ή άλλης ηλεκτρονικής εφαρμογής στους χρήστες.

### **Πληροφοριακά Συστήματα Επαγγελματικής Υποστήριξης (Professional Support Systems ή Planning Support Systems/PSS)**

Τα Πληροφοριακά Συστήματα Επαγγελματικής Υποστήριξης αποτελούνται συνήθως από ένα συνδυασμό θεωρίας, δεδομένων, πληροφοριών, γνώσεων, μέσων και μεθόδων που σχετίζονται με τον σχεδιασμό των προϊόντων ή των υπηρεσιών που παράγει μια επιχείρηση. Πολλοί θεωρούν τα PSS σημαντικά εργαλεία υποστήριξης καθώς βοηθούν σε μεγάλο βαθμό τους μηχανικούς να χειριστούν καλύτερα την πολυπλοκότητα των διαδικασιών σχεδιασμού, εξοικονομώντας πολύτιμο χρόνο και πόρους.

Οι μηχανικοί μέσω του λογισμικού σχεδιασμού με τη βοήθεια υπολογιστή (CAD), το οποίο αποτελεί χρήσιμο εργαλείο σχεδιασμού και οπτικοποίησης, μπορούν να σχεδιάσουν και να αναπτύξουν νέα προϊόντα. Για παράδειγμα, στις αυτοκινητοβιομηχανίες, οι μηχανικοί δε χρησιμοποιούν γραφικές αναλύσεις και οπτικοποίηση μόνο για τον σχεδιασμό ενός αυτοκινήτου αλλά και για την ανάλυση των αντοχών του σε συγκρούσεις, μελετώντας έτσι και την ασφάλεια των επιβατών.

## **Κεφάλαιο 3<sup>ο</sup> Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων**

Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS) αποτελούν μια κατηγορία πληροφοριακών συστημάτων που βασίζεται στα υπολογιστικά συστήματα τα οποία περιλαμβάνουν και τα Συστήματα Γνώσεων (Knowledge-Based Systems/KBS) που υποστηρίζουν και αυτά τις δραστηριότητες λήψης αποφάσεων. Τα DSS εξυπηρετούν τη Διοίκηση μιας επιχείρησης και βασικός τους στόχος είναι η υποστήριξη των διοικητικών στελεχών κατά τη διάρκεια της λήψης μιας απόφασης. Ουσιαστικά, επιδιώκουν τον συνδυασμό των δυνατοτήτων του ανθρώπου και του ηλεκτρονικού υπολογιστή, προκειμένου να επιτευχθεί η λήψη μη τυποποιημένων αποφάσεων για προβλήματα που έχουν μεγάλο βαθμό αβεβαιότητας.

### **3.1 <<Ορισμός>>**

Η έννοια των ΣΥΑ πρωτοεμφανίστηκε στις αρχές του 1970 από τον Little δίνοντας έναν απλό αλλά ταυτόχρονα και ουσιαστικό ορισμό. Ως Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων όρισε ένα σύνολο διαδικασιών κατάλληλο για την επεξεργασία δεδομένων και κρίσεων που έχουν ως στόχο την υποβοήθηση των μάνατζερ στη διαδικασία λήψης μιας απόφασης (Little,1970).

Στην συνέχεια, εμφανίστηκαν οι Keen και Morton το 1978, οι οποίοι έδωσαν το παρακάτω ορισμό: Τα ΣΥΑ συνδυάζουν τις διανοητικές ικανότητες των ανθρώπων με αυτές των ηλεκτρονικών υπολογιστών με αντικειμενικό στόχο τη βελτίωση της ποιότητας των λαμβανόμενων αποφάσεων. Ακολούθησαν το 1982 οι Sprague και Carlson που αναφέρουν ότι τα ΣΥΑ είναι ένα σύνολο διαδικασιών που με τη βοήθεια του ηλεκτρονικού υπολογιστή έχουν ως στόχο τη διερεύνηση του γνωστικού πεδίου του αποφασίζοντα, στο τομέα του προβλήματος που αντιμετωπίζει.

Μετά από λίγα χρόνια, μια σειρά ερευνητών που αποτελούνταν από τους Andriole το 1989, Sage το 1986 και 1991 και Adelman το 1992 διερεύνησαν και αυτοί με τη σειρά τους τον ορισμό των ΣΥΑ, καταλήγοντας στο παρακάτω αποτέλεσμα που είναι και ένας αναλυτικότερος ορισμός: Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων είναι αλληλεπιδραστικά συστήματα (προγράμματα – software) που χρησιμοποιούν αναλυτικές μεθόδους όπως ανάλυση αποφάσεων, αλγόριθμους βελτιστοποίησης κ.α., για την ανάπτυξη κατάλληλων μοντέλων, με στόχο την υποβοήθηση των αποφασιζόντων στη διαμόρφωση εναλλακτικών λύσεων, στην ανάλυση των μεταξύ τους διαφορών, στην αναπαράστασή τους και, τελικά, στην επιλογή της καταλληλότερης από αυτές για εφαρμογή.

### **3.2 Ιστορική Αναδρομή**

Στη δεκαετία του 1960, οι ερευνητές άρχισαν να μελετούν συστηματικά τη χρήση ποσοτικών μοντέλων που βοηθούν στη λήψη αποφάσεων και τον προγραμματισμό (Raymond 1966, Turban 1967, Urban 1967, Holt και Huber 1969). Το πρωτοποριακό έργο των George Dantzig, Douglas Engelbart και Jay Forrester πιθανώς επηρέασε τη σκοπιμότητα της δημιουργίας ηλεκτρονικών συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων. Το 1952, ο Dantzig έγινε ερευνητής μαθηματικός στην Εταιρεία Rand, στην οποία άρχισε να εφαρμόζει γραμμικό προγραμματισμό στους

πειραματικούς υπολογιστές του. Στα μέσα της δεκαετίας του 1960, ο Engelbart και οι συνεργάτες του ανέπτυξαν το πρώτο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων που ονομάστηκε NLS (σύστημα οN-Line). Το NLS διευκόλυνε τη δημιουργία ψηφιακών βιβλιοθηκών και την αποθήκευση και ανάκτηση ηλεκτρονικών εγγράφων με χρήση υπερκειμένου. Ο Forester συμμετείχε στην κατασκευή του SAGE (ημιαυτόματο επίγειο περιβάλλον) σύστημα αεράμυνας για τη Βόρεια Αμερική που ολοκληρώθηκε το 1962. Το SAGE είναι ίσως το πρώτο μηχανογραφημένο DSS με γνώμονα τα δεδομένα (Burststein, Holsapple, 2008).

Οι Ferguson και Jones το 1969 ανέφεραν την πρώτη πειραματική μελέτη χρησιμοποιώντας ένα σύστημα λήψης αποφάσεων με τη βοήθεια υπολογιστή. Διερεύνησαν μια εφαρμογή προγραμματισμού παραγωγής που εκτελείται σε μια IBM 7094. Εκ των υστέρων, ένα σημαντικό ιστορικό σημείο καμπής ήταν η μελέτη του Scott Morton το 1967 που περιλάμβανε την κατασκευή, την εφαρμογή και, στη συνέχεια, τη δοκιμή ενός διαδραστικού συστήματος λήψης αποφάσεων διαχείρισης με γνώμονα το μοντέλο «Fellow Harvard Ph.D». Κατά τη διάρκεια του 1966, ο Scott Morton μελέτησε πώς οι υπολογιστές και τα αναλυτικά μοντέλα θα μπορούσαν να βοηθήσουν τους διευθυντές να κάνουν μια επαναλαμβανόμενη βασική απόφαση επιχειρηματικού σχεδιασμού. Διεξήγαγε ένα πείραμα στο οποίο οι διευθυντές στην πραγματικότητα χρησιμοποιούσαν ένα σύστημα λήψης αποφάσεων διαχείρισης (Burststein, Holsapple, 2008).

Οι Little και Lodish το 1969 ανέφεραν την έρευνά τους σχετικά με το MEDIAC, ένα σύστημα υποστήριξης σχεδιασμού πολυμέσων. Επίσης, ο Little το 1970 προσδιόρισε τα κριτήρια για τον σχεδιασμό μοντέλων και συστημάτων για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων διαχείρισης τα οποία ήταν: ευρωστία, ευκολία ελέγχου, απλότητα και πληρότητα των σχετικών λεπτομερειών. Και τα τέσσερα κριτήρια παραμένουν σχετικά με την αξιολόγηση της σύγχρονης υποστήριξης των DSS. Οι Donovan και Madnick, το 1977 ταξινόμησαν τα DSS ως θεσμικά και ad-hoc. Τα θεσμικά DSS υποστηρίζουν αποφάσεις που επαναλαμβάνονται ενώ τα ad-hoc DSS υποστηρίζουν αποφάσεις που πρέπει να παρθούν μόνο μια φορά.

Το 1981 οι Hackathorn και Keen προσδιόρισαν τα DSS σε τρεις διακριτές αλλά αλληλένδετες κατηγορίες:

- Τα προσωπικά DSS
- Τα ομαδικά DSS
- Τα οργανωτικά DSS

Την ίδια χρονιά, ο Robert Bonczek, ο Clyde Holsapple και ο Andrew Winston εξήγησαν ένα θεωρητικό πλαίσιο για την κατανόηση των ζητημάτων που συνδέονται με τον σχεδιασμό των συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων προσανατολισμένων στη γνώση. Προσδιόρισαν τέσσερις βασικές πτυχές ή γενικές συνιστώσες που ήταν κοινές σε όλα τα DSS και ήταν οι εξής:

- Ένα γλωσσικό σύστημα (Language System/LS) που καθορίζει όλα τα μηνύματα που μπορεί να δεχτεί ένα συγκεκριμένο DSS.

- Ένα σύστημα παρουσίασης (Presentation System/PS) για όλα τα μηνύματα που μπορεί να εκπέμπει ένα DSS.
- Ένα σύστημα γνώσης (Knowledge System/KS) για όλες τις γνώσεις που διαθέτει ένα DSS
- Ένα σύστημα επεξεργασίας προβλημάτων (Problem Processing System/PPS) που είναι ο μηχανισμός λογισμικού που προσπαθεί να αναγνωρίσει και να επιλύσει προβλήματα κατά τη χρήση ενός συγκεκριμένου DSS.

Στη συγκεκριμένη δεκαετία (1980) υπήρξαν αρκετοί ακαδημαϊκοί ερευνητές (Gray, Huber, Turoff, Hiltz), οι οποίοι ανέπτυξαν μια νέα κατηγορία συστημάτων για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων από ομάδες που ονομάζονται Συστήματα Υποστήριξης Ομαδικών Αποφάσεων (Group Decision Support Systems/GDSS) Ακολούθησαν το 1987 οι DeSanctis και Gallur καθορίζοντας τα GDSS σε 2 τύπους που είναι οι εξής:

- Τα βασικά ή επιπέδου ένα GDSS, συστήματα, δηλαδή που χρησιμοποιούν εργαλεία για τη μείωση των εμποδίων επικοινωνίας, όπως οθόνες για την προβολή ιδεών και μηχανισμούς ψηφοφορίας. Αυτά είναι τα DSS με γνώμονα τις επικοινωνίες (Communication-Driven DSSs)
- Τα επιπέδου δύο ή για προχωρημένους GDSS, συστήματα, δηλαδή που παρέχουν τεχνικές δόμησης προβλημάτων, όπως τα εργαλεία σχεδιασμού και μοντελοποίησης. Αυτά είναι τα DSS που βασίζονται στα μοντέλα (Model-Driven DSSs)

Στις αρχές του 1990, οι Αποθήκες Δεδομένων (Data Warehouse) και η Άμεση Αναλυτική Επεξεργασία (OLAP) διεύρυναν ακόμα περισσότερο την έννοια των DSS. Με την αλλαγή της χιλιετίας, όλο και περισσότερες διαδικτυακές αναλυτικές εφαρμογές έκαναν την εμφάνισή τους. Όλα τα παραπάνω δίνουν μια ξεκάθαρη εικόνα για τα DSS, τα οποία ανήκουν σε ένα περιβάλλον με πολύ πειθαρχικά κριτήρια, συμπεριλαμβανομένων (αλλά όχι κατά αποκλειστικότητα) των μεθόδων προσομοίωσης, τις αλληλεπιδράσεις ανθρώπου-υπολογιστή, της μηχανικής λογισμικού, των τηλεπικοινωνιών, της έρευνας δεδομένων και της τεχνητής νοημοσύνης.

### **3.3 Ταξινόμηση Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων**

Οι ερευνητές, λαμβάνοντας υπόψη τους τη γενικότερη πρόοδο όλων των τομέων που επηρεάζουν τα DSS, ακολούθησαν διάφορες προσεγγίσεις. Μια από τις ταξινομήσεις στην οποία κατατάσσονται τα DSS είναι:

- Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων «οδηγούμενα» από Μοντέλα (Model-Driven DSS): Αυτή η κατηγορία συστημάτων επικεντρώνεται στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για να προσομοιώσουν την κατάσταση του προβλήματος που επιζητεί λύση. Τα συστήματα αυτά δεν χρειάζονται μεγάλες βάσεις δεδομένων και εξειδικευμένα εργαλεία για την εξόρυξη γνώσεων από αυτές. Αντιθέτως, χρειάζονται εξειδικευμένα εργαλεία για την ορθή εκτίμηση των

παραμέτρων που ορίζουν το μοντέλο. Η δημιουργία και η επεξεργασία των μοντέλων δίνει τη δυνατότητα καλύτερης ανάλυσης των καταστάσεων.

- **Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων «οδηγούμενα» από Δεδομένα (Data-Driven DSS):** Τα συστήματα αυτά δίνουν έμφαση στα δεδομένα που συγκεντρώνει μια επιχείρηση και στην αξιοποίηση τους για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Τα δεδομένα αποθηκεύονται σε μεγάλες βάσεις δεδομένων και με τη χρήση κατάλληλων εργαλείων υφίστανται κατάλληλη επεξεργασία προκειμένου να παραχθούν οι επιθυμητές πληροφορίες. Οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να λαμβάνουν είτε συνοπτικές είτε αναλυτικές αναφορές καθώς και να συγκρίνουν παλιότερα αρχεία, ώστε να βγάλουν ασφαλέστερα συμπεράσματα για τις αποφάσεις τους.
- **Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων «οδηγούμενα» από τις Επικοινωνίες (Communication-Driven DSS):** Κυρίαρχο ρόλο σε αυτή την κατηγορία έχουν οι δυνατότητες που προσφέρουν αυτά τα συστήματα μέσω των δυνατοτήτων της τεχνολογίας και των επικοινωνιών. Τα συστήματα ενδυναμώνουν την επικοινωνία των μελών μιας ομάδας που εργάζεται για τη λήψη μιας απόφασης. Οι δυνατότητες που παρέχονται είναι πολλές και εκτείνονται τόσο από το κομμάτι της απλής ανταλλαγής εγγράφων, μέχρι εφαρμογές τηλεδιάσκεψης. Η τεχνολογία των επικοινωνιών διευκολύνει την ανταλλαγή δεδομένων και πληροφοριών αυξάνοντας την παραγωγικότητα των υπαλλήλων.
- **Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων «οδηγούμενα» από Κείμενα (Document-Driven DSS):** Χρησιμοποιούνται για την αποτελεσματικότερη διαχείριση των κειμένων. Στηρίζονται στις δυνατότητες που προσφέρει η πρόοδος των βάσεων δεδομένων για να αποθηκεύουν μεγάλο πλήθος κειμένων. Για την αποθήκευσή τους αξιοποιούνται οι νέες τεχνολογίες ψηφιοποίησης, δίνοντας τη δυνατότητα της διάσωσης και διαίωσισης κειμένων. Τα αυτοματοποιημένα εργαλεία τους προσφέρουν τη δυνατότητα εύκολης ανάκτησης και επεξεργασίας κειμένων.
- **Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων «οδηγούμενα» από τη Γνώση (Knowledge-Driven DSS):** Τα συγκεκριμένα συστήματα εξειδικεύονται στη λύση συγκεκριμένων προβλημάτων. Εκμεταλλεύονται τη γνώση που λαμβάνουν και, κωδικοποιώντας την ανάλογα, την αποθηκεύουν σε βάσεις δεδομένων. Επίσης, έχουν τη δυνατότητα να συσχετίσουν τα στοιχεία αυτά με τις παραμέτρους ενός προβλήματος για την εξαγωγή συμπερασμάτων.
- **Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων στηριζόμενα στο Διαδίκτυο (Web-Based DSS):** Με την πρόοδο του διαδικτύου, αρκετές επιχειρήσεις επέκτειναν τις δραστηριότητές τους και αξιοποίησαν το συγκεκριμένο εργαλείο για την ανάπτυξη των επιχειρήσεών τους. Μέσω του διαδικτύου έχουν πλέον τη δυνατότητα να ανταλλάσσουν δεδομένα σε πραγματικό χρόνο και να χρησιμοποιούν διαδικτυακές βάσεις δεδομένων. Για την αποτελεσματικότερη λειτουργία των επιχειρήσεων αυτών δημιουργήθηκαν πληροφοριακά συστήματα που είναι προσανατολισμένα στη χρήση του διαδικτύου και στα εργαλεία που προσφέρει.

Ακόμα μια ταξινόμηση για τα DSS γίνεται με βάση τον βαθμό στον οποίο η εξαγωγή δεδομένων από ένα DSS μπορεί να καθορίσει μια απόφαση. Στην ταξινόμηση αυτή, τα DSS χωρίζονται σε υποκατηγορίες που εμπεριέχονται κυρίως στα DSS που βασίζονται σε δεδομένα (Data-Driven) και σε μοντέλα (Model-Driven) και είναι τα εξής:

- Συστήματα Πρόσβασης Δεδομένων (Data Access): Τα συγκεκριμένα DSS παρέχουν μια φιλική προς τον χρήστη πρόσβαση στη βάση δεδομένων, καθώς επίσης βοηθούν και στον έλεγχο των λειτουργιών.
- Συστήματα Ανάλυσης Δεδομένων (Data Analysis): Τα συστήματα αυτά βοηθούν κυρίως στην ανάλυση των παλαιότερων και τωρινών δεδομένων, είτε κατόπιν ειδικής ζήτησης (ad-hoc) είτε περιοδικά. Η ανάλυση γίνεται με εξειδικευμένα αυτοματοποιημένα εργαλεία είτε και με πιο γενικά εργαλεία.
- Συστήματα Ανάλυσης Δεδομένων για Προβλέψεις (Forecast-Oriented): Σε αυτή την κατηγορία, η λειτουργία των συστημάτων βασίζεται στην πρόσβαση σε μια γκάμα εσωτερικών και εξωτερικών βάσεων δεδομένων μάρκετινγκ και προϊόντων καθώς και μιας σειράς ιστορικών δεδομένων. Γενικά, συνεισφέρουν στην ανάπτυξη πλάνων για προϊόντα και υπηρεσίες, προβλέψεις για τα τμήματα αγοράς και πωλήσεων καθώς και αναλύσεις των αποτελεσμάτων των ανταγωνιστών.
- Συστήματα βασισμένα σε Λογιστικά Μοντέλα: Τα συστήματα αυτού του τύπου χρησιμοποιούνται για την εξέταση εναλλακτικών επιλογών για σκοπούς προγραμματισμού που βασίζονται σε λογιστικούς ορισμούς και σχέσεις. Παράγουν εκτιμώμενες δηλώσεις εισοδήματος, προϋπολογισμούς ή άλλα μέτρα χρηματοοικονομικής απόδοσης. Επίσης, αυτή η κατηγορία συστημάτων δέχεται ως εισόδους τις εκτιμήσεις κόστους και εσόδων αλλά δεν τις προβλέπει.
- Συστήματα βασισμένα σε Μοντέλα Αναπαράστασης (Representational Models): Τα μοντέλα αναπαράστασης δείχνουν την εξάρτηση ανάμεσα σε μια ελεγχόμενη μεταβλητή όπως είναι η τιμή ενός προϊόντος και σε ένα αποτέλεσμα όπως είναι οι πωλήσεις. Επίσης, χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση πολύπλοκων φυσικών προβλημάτων (π.χ. σε λιμάνια, αεροδρόμια, εργοστάσια) συνεισφέροντας στη λήψη σχεδιαστικών ή λειτουργικών αποφάσεων.
- Συστήματα βασισμένα σε Μοντέλα Βελτιστοποίησης (Optimization Models): Μέσω των μοντέλων βελτιστοποίησης, τα συγκεκριμένα συστήματα καθορίζουν τη βέλτιστη διάταξη των διαθέσιμων πόρων ή τον καλύτερο δυνατό προγραμματισμό. Ακόμα, υπάρχουν ορισμένα μαθηματικά μοντέλα (π.χ. μαρκοβιανή αλυσίδα, θεωρία ουράς) τα οποία βοηθούν στην επίλυση συγκεκριμένων επιχειρηματικών προβλημάτων (κατανομή πόρου, έλεγχος αποθεμάτων, μεταφορά και διανομή αγαθών κ.α.).
- Συστήματα βασισμένα σε Μοντέλα Εισήγησης (Suggestion Models): Τα συστήματα με μοντέλα εισήγησης προτείνουν λύσεις σε πλαίσια στενών πεδίων γνώσης και ορισμένες φορές συνδυάζουν ένα DSS με ένα έμπειρο σύστημα (ES). Στόχος τους είναι η εισήγηση αποφάσεων παρά η αξιολόγηση εναλλακτικών λύσεων.





### **3.4.2 Υποσύστημα Διαχείρισης Μοντέλου**

Κύριο χαρακτηριστικό ενός DSS είναι ότι διαθέτει ένα σύνολο μοντέλων μέσω των οποίων μπορεί να αναλύει μια μοντελοποιημένη αναπαράσταση της πραγματικότητας μάλλον, παρά αυτής της ίδιας της πραγματικότητας. Ένα μοντέλο είναι μια απλοποιημένη αναπαράσταση ή μια αφηρημένη έκφραση της πραγματικότητας (Ματσατσίνης, 2010). Η βάση μοντέλων αποτελείται από ένα σύνολο μοντέλων που ανήκουν σε κάποια από τις ακόλουθες γενικές κατηγορίες: στρατηγικά, στατιστικά, επιχειρησιακής έρευνας, μάρκετινγκ, κ.λπ. (Mitchell et al, 1991). Κάθε μοντέλο έχει διαφορετική περιοχή εφαρμογής και προέρχεται από μια ποικιλία πηγών. Τα πακέτα λογισμικού για την ανάπτυξη των DSS περιέχουν κυρίως βιβλιοθήκες στατιστικών μοντέλων. Τα στατιστικά μοντέλα περιλαμβάνουν εργαλεία που βοηθούν στην επεξηγηματική ανάλυση δεδομένων δηλαδή είναι σχεδιασμένα για την απόκτηση συνοπτικών μέτρων (π.χ. μέσων/ενδιάμεσων τιμών) για τον υπολογισμό μεταβλητών. Υπάρχουν, επίσης, άλλα στατιστικά μοντέλα που βοηθούν στην πρόβλεψη μελλοντικών εκβάσεων υπολογίζοντας κατά προσέγγιση ένα σετ δεδομένων μέσω μαθηματικών εξισώσεων.

Το υποσύστημα διαχείρισης των μοντέλων έχει ως στόχο να απαλλάξει τον χρήστη από τις εργασίες αποθήκευσης και επεξεργασίας της βάσης μοντέλων, με τον ίδιο τρόπο που το υποσύστημα διαχείρισης βάσης δεδομένων απαλλάσσει τον χρήστη από τις εργασίες αποθήκευσης και επεξεργασίας της βάσης δεδομένων (Blanning, 1993). Ιδιαίτερο πλεονέκτημα των DSS είναι πως ο λήπτης αποφάσεων έχει την δυνατότητα να εξερευνήσει την επιρροή διαφόρων παραγόντων στις εκβάσεις μέσω της χρήσης των μοντέλων.

### **3.4.3 Υποσύστημα Διαχείρισης Επικοινωνίας – Διαλόγου**

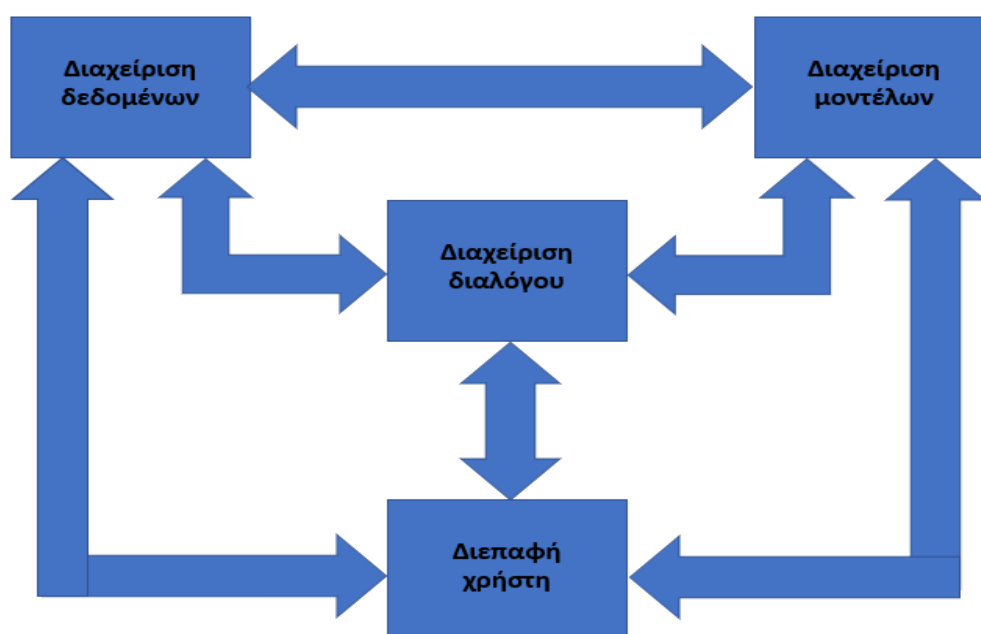
Στόχος του είναι η επικοινωνία του χρήστη με το DSS. Οι επιλογές που προσφέρει μέσω του εξοπλισμού (π.χ. οθόνες, ηχεία) δίνουν στον χρήστη την άνεση να ανταλλάξει με το σύστημα τα κατάλληλα στοιχεία που θα οδηγήσουν στη λήψη προς απόφαση. Σύμφωνα με τον Bennett (1983), το υποσύστημα επικοινωνίας αποτελείται από τα τρία ακόλουθα τμήματα:

- Τμήμα μέσων επικοινωνίας χρήστη-συστήματος.
- Τμήμα μέσων επικοινωνίας συστήματος-χρήστη.
- Τμήμα πληροφόρησης χρήστη

Σημαντικό παράγοντα επιτυχίας του υποσυστήματος αποτελούν η φιλικότητα προς τον χρήστη και η ευελιξία που το διακρίνουν καθώς από αυτά εξαρτάται αν θα μπορέσει ο χρήστης να επικοινωνήσει αποτελεσματικά με αυτό.

### 3.4.4 Το Υποσύστημα Χρήστη – Αποφασίζοντα

Ο χρήστης του συστήματος δεν είναι ορισμένο άτομο που κατέχει μια συγκεκριμένη θέση ή έχει καθορισμένο επίπεδο γνώσεων. Ακόμα δε, δεν γνωρίζουμε αν είναι αυτός ο τελικός αποφασίζων ή ο αναλυτής αποφάσεων ή κάποιος που απλά συμμετέχει στην όλη διαδικασία. Γενικά όμως, οι άνθρωποι που σχεδιάζουν και κατασκευάζουν ΣΥΑ θα πρέπει να έχουν στο μυαλό τους δυο μεγάλες ομάδες ΣΥΑ, τους ίδιους τους αποφασίζοντες και τους αναλυτές αποφάσεων, οι οποίοι είναι οι ειδικοί στον τομέα εφαρμογής του συστήματος (Ματσατσίνης, 2010).



Εικόνα 4. Λειτουργία ενός συστήματος υποστήριξης αποφάσεων

## 3.5 Αρχιτεκτονική Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων

Οι σημαντικότερες αρχιτεκτονικές κατασκευής μηχανισμών διασύνδεσης των συστατικών στοιχείων που απαρτίζουν ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων είναι η εξής:

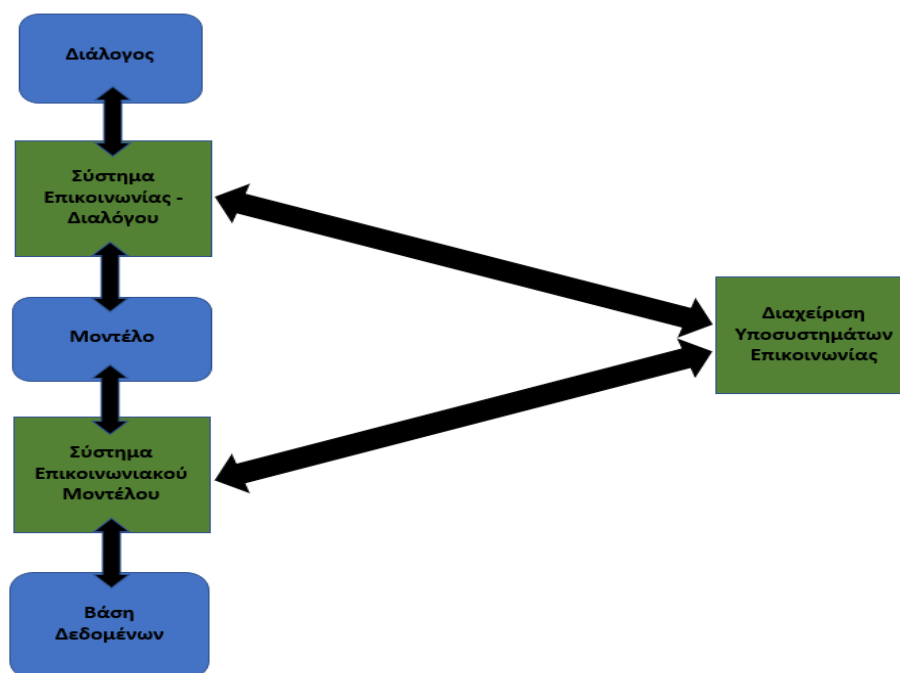
- Αρχιτεκτονική δικτύου (Network)
- Αρχιτεκτονική γέφυρας (Bridge)
- Αρχιτεκτονική σάντουιτς (Sandwich)

### 3.5.1 Αρχιτεκτονική Δικτύου (Network)

Διαφορετικά υποσυστήματα διαλόγου και μοντέλων μοιράζονται τα ίδια δεδομένα με αυτή την αρχιτεκτονική και επιτρέπουν την εύκολη προσθήκη νέων υποσυστημάτων τα οποία έχουν ήδη αναπτυχθεί σε διαφορετικές χρονικές στιγμές από διαφορετικά άτομα και σε διαφορετικές γλώσσες προγραμματισμού

(Ματσατσίνης,2010). Η ανάπτυξη ενός υποσυστήματος επικοινωνίας απαιτείται για την ολοκλήρωση κάθε υποσυστήματος διαλόγου και μοντέλου σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων.

Για την ολοκλήρωση κάθε βάσης δεδομένων σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων είναι απαραίτητο να βελτιωθούν κατάλληλα εκείνα τα υποσυστήματα επικοινωνίας που θα τη χρησιμοποιούν. Η δομή της αρχιτεκτονικής δικτύου βασίζεται στο γεγονός ότι το υποσύστημα επικοινωνίας είναι ένα προς πολλά και ότι πολλαπλά υποσυστήματα επικοινωνίας μπορούν να επικοινωνούν ταυτόχρονα με το ίδιο υποσύστημα. Η δημιουργία διάφορων παραλλαγών αυτής της αρχιτεκτονικής είναι δυνατή όπως για παράδειγμα: η λειτουργία ενός υποσυστήματος επικοινωνίας για τα υποσυστήματα διαλόγου και μοντέλων κ.λπ.

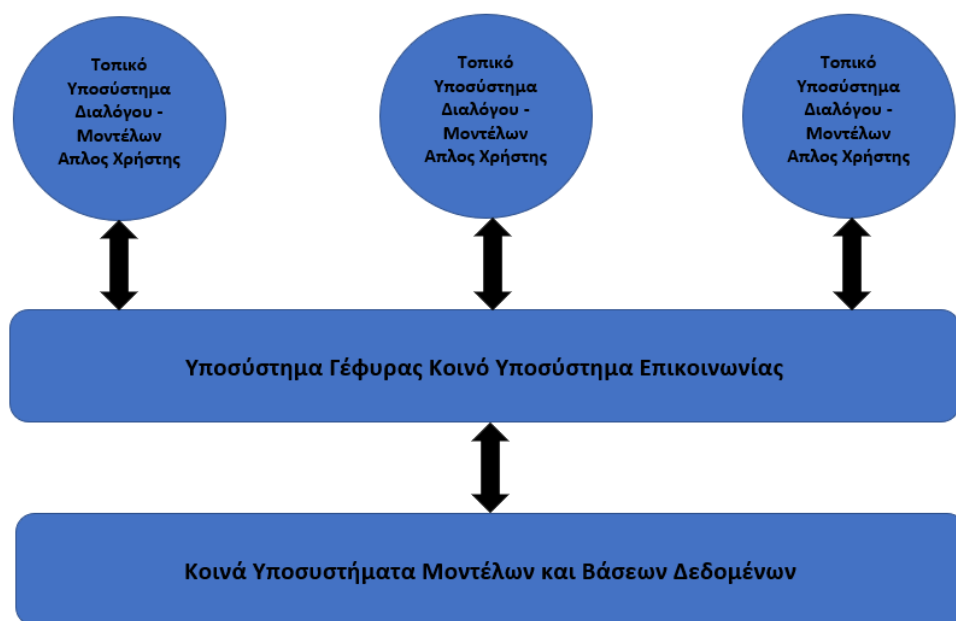


Εικόνα 5. Αρχιτεκτονική δικτύου

### 3.5.2 Αρχιτεκτονική Γέφυρας (Bridge)

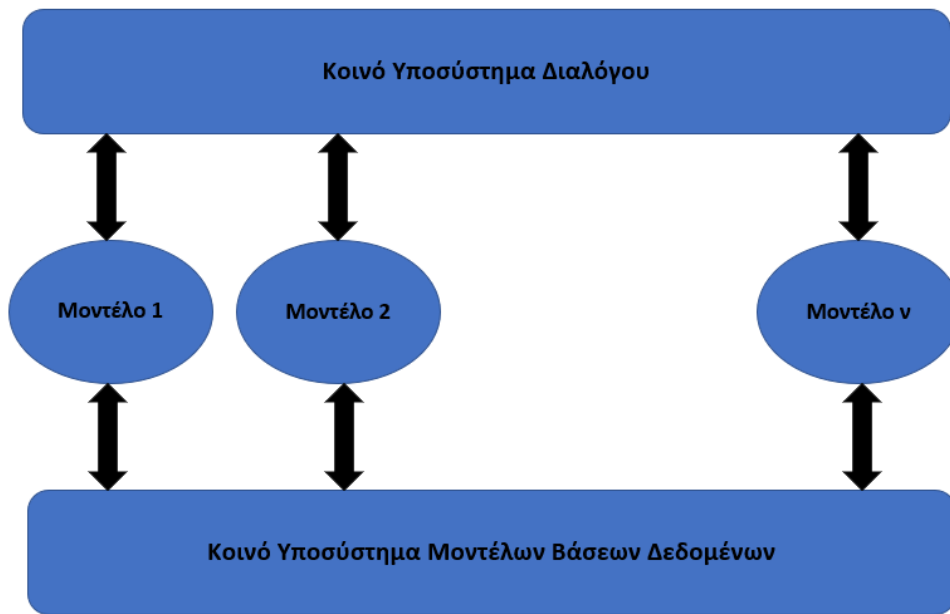
Σκοπός της αρχιτεκτονικής αυτής είναι να μειώσει τον αριθμό των υποσυστημάτων επικοινωνίας αλλά και να διατηρήσει την δυνατότητα ενσωμάτωσης νέων υποσυστημάτων στο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων. Η αρχιτεκτονική αυτή αναπτύχθηκε με βάση την παραπάνω λογική. Η αρχιτεκτονική αυτή παρέχει ένα κοινό υποσύστημα ή ένα σύνολο κοινών υποσυστημάτων επικοινωνίας (το υποσύστημα γέφυρας – bridge component) το οποίο παρεμβαίνει ανάμεσα στα τοπικά υποσυστήματα διαλόγου – μοντέλων (ένας χρήστης – single user) και στα κοινά υποσυστήματα μοντέλων και βάσεων δεδομένων.

Τις ίδιες λειτουργίες συγχρονισμού και τις ίδιες μετατροπές κάνει το υποσύστημα γέφυρας με το υποσύστημα επικοινωνίας της αρχιτεκτονικής δικτύου, με τη μόνη διαφορά ότι μειώνει τον αριθμό υποσυστημάτων επικοινωνίας και ενσωματώνει τις εργασίες διαχείρισης. Τα καινούργια συστήματα τα οποία θα αναπτύσσονται με προοπτική ενσωμάτωσής τους σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, με αυτήν την αρχιτεκτονική θα είναι υποχρεωμένα να συνδεθούν στο υποσύστημα γέφυρας.



**Εικόνα 8. Αρχιτεκτονική γέφυρας**

Τα διάφορα μοντέλα στην αρχιτεκτονική σάντουιτς μοιράζονται τα ίδια υποσυστήματα διαλόγου και βάσεων δεδομένων. Μέσω του κοινού υποσυστήματος βάσεων δεδομένων γίνεται η μεταφορά δεδομένων μεταξύ των υποσυστημάτων μοντέλων, ενώ μέσω του υποσυστήματος διαλόγου γίνεται ο έλεγχος της μεταφοράς των πληροφοριών μεταξύ των διάφορων μοντέλων. Κάθε νέο υποσύστημα μοντέλου το οποίο αναπτύσσεται για να συνδεθεί σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων με αρχιτεκτονική σάντουιτς πρέπει να έχει τη δυνατότητα διασύνδεσης και με τα δυο κοινά υποσυστήματα του (Ματσατσίνης,2010).



Εικόνα 9. Αρχιτεκτονική σάντουιτς

## Κεφάλαιο 4<sup>ο</sup> Τεχνητή Νοημοσύνη

Ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη (TN – Artificial Intelligence) είναι ιδιαίτερα δημοφιλής σήμερα και **αποτελεί κομμάτι της καθημερινότητάς μας**, καθώς είναι άρρηκτα συνδεδεμένος με πολλούς επιστημονικούς τομείς, και η χρήση της στις καθημερινές μας δραστηριότητες αυξάνεται ολοένα και περισσότερο. Οι επιστήμονες αναπτύσσουν νέες τεχνολογίες στη μηχανική μάθηση, στο Computer modeling και στις στατιστικές πιθανότητες για την καλύτερη λήψη αποφάσεων σε χρηματοοικονομικούς τομείς και επιπλέον χρησιμοποιούν τη θεωρία αποφάσεων και τις νευροεπιστήμες, προκειμένου να προσεγγίσουν τις ιατρικές διαγνώσεις με αποτελεσματικότερο τρόπο. Η TN επιδρά στην ανάπτυξη σε τομείς όπως οι μεταφορές – μετακινήσεις, το εμπόριο και τα χρηματοοικονομικά και, ταυτόχρονα, θεωρείται εξίσου σημαντική η συμβολή της στη ρομποτική, στις επιστήμες υγείας και στην εκπαίδευση, διότι μέσω των μεθόδων και συστημάτων που χρησιμοποιεί έχει επιτύχει αξιοσημείωτα αποτελέσματα (Luckin, Wayne, Griffiths, & Forcier, 2016).

### 4.1 Ορισμός

Προκειμένου να κατανοήσουμε καλύτερα το τι ακριβώς είναι η TN θα προσπαθήσουμε πρώτα να καταλάβουμε τι είναι η νοημοσύνη.

Για τη νοημοσύνη δεν υπάρχει ακριβής ορισμός καθώς δεν είμαστε σε θέση να λάβουμε υπόψη όλες τις παραμέτρους που την απαρτίζουν. Γενικά, θα μπορούσαμε να πούμε, σύμφωνα με τον D. Wechsler, ότι η νοημοσύνη είναι η ικανότητα του ατόμου να αφομοιώνει νέες πληροφορίες, να επωφελείται από τις εμπειρίες του και να προσαρμόζεται σε νέες καταστάσεις. Είναι μια σύνθετη πνευματική λειτουργία, με την οποία το άτομο προσλαμβάνει, κατανοεί και αντιδρά με λογικό τρόπο στα κάθε είδους αισθητήρια, κινητικά, διανοητικά, συναισθηματικά αισθητικά και γλωσσικά ερεθίσματα και προβλήματα (Παρασκευόπουλος, 1994).

Ως νοημοσύνη ορίζεται ένα σύνολο πνευματικών λειτουργιών που χρησιμοποιούμε για να αντιμετωπίσουμε νέες καταστάσεις και να λύσουμε προβλήματα αξιοποιώντας προηγούμενες εμπειρίες μας (Βεργάκης, 2015). Η νοημοσύνη χωρίζεται στις εξής κατηγορίες:

- Λογικομαθηματική Νοημοσύνη: Χαρακτηρίζεται από λογικό, ορθολογικό, μαθηματικό ή επιστημονικό πνεύμα. Παραδείγματα ανθρώπων που έχουν τέτοια νοημοσύνη είναι γιατροί, μηχανικοί, προγραμματιστές, επιστήμονες κ.α.
- Γλωσσική Νοημοσύνη: Η συγκεκριμένη κατηγορία αφορά ανθρώπους που είναι καλοί στον χειρισμό της γλώσσας, της γραμματικής, της ποίησης, του γραψίματος και του διαβάσματος όπως φιλόσοφοι, συγγραφείς κ.α.
- Χωροταξική Νοημοσύνη: Η αντιληπτική ικανότητα του ανθρώπου να δημιουργεί ένα νοητικό μοντέλο χώρου και μετά να το διαχειρίζεται και να λειτουργεί με βάση αυτό το μοντέλο. Ανεπτυγμένη αυτή την νοημοσύνη, πιθανόν, να έχουν άτομα όπως ναυτικοί, αρχιτέκτονες, διακοσμητές, γλύπτες και ζωγράφοι.

- Μουσική Νοημοσύνη: χαρακτηρίζει κυρίως μουσικούς συνθέτες, τραγουδιστές κ.α.
- Σωματοκινητική Νοημοσύνη: Είδος νοημοσύνης που δημιουργεί έναν σπουδαίο αθλητή, χορευτή κ.α.
- Διαπροσωπική Νοημοσύνη: Η ικανότητα να κατανοούμε και να εργαζόμαστε με τους υπόλοιπους ανθρώπους. Τέτοια κατηγορία πιθανότατα συναντάται σε καλούς πωλητές, μεσίτες, δασκάλους κ.α.
- Ενδοπροσωπική Νοημοσύνη: Η ικανότητα να κατανοεί κανείς τον εαυτό του και να χρησιμοποιεί τις ικανότητες του πιο επιτυχημένα. Τέτοιοι άνθρωποι μπορούν να πετύχουν σχεδόν σε κάθε τομέα που έχει σχέση με τον εαυτό τους.

(Βεργάκης, 2015)

Για την TN δεν υπάρχει κάποιος ξεκάθαρος ορισμός για αυτό και υπάρχουν διάφοροι ορισμοί από μερικούς επιστήμονες που μελέτησαν όσο το δυνατό περισσότερο τις πτυχές της TN. Οι ορισμοί αυτοί, σύμφωνα με τους Russell και Norvig, ταξινομούνται σε 4 κατηγορίες που είναι:

- Τα συστήματα που σκέπτονται σαν τον άνθρωπο
- Τα συστήματα που σκέπτονται ορθολογικά
- Τα συστήματα που ενεργούν σαν τον άνθρωπο
- Τα συστήματα που ενεργούν ορθολογικά

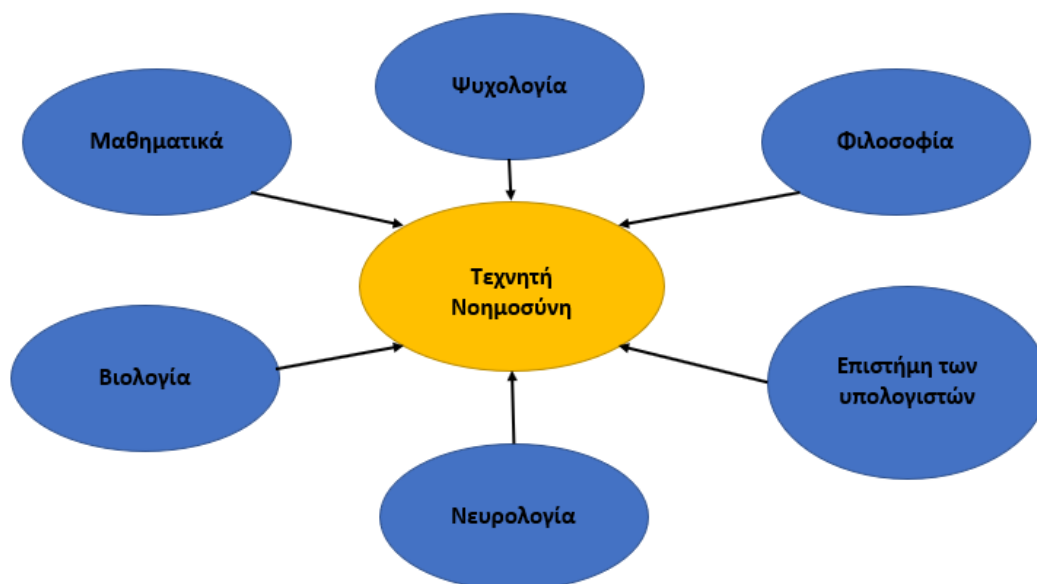
Μερικοί από τους ορισμούς που ανήκουν στις παραπάνω κατηγορίες είναι:

1. Η TN είναι μια νέα προσπάθεια να κάνουμε τους υπολογιστές να σκέπτονται, να κάνουμε δηλαδή μηχανές με νόηση. (Haugeland,1985)
2. Η TN είναι η αυτοματοποίηση των δραστηριοτήτων που συσχετίζουμε με την ανθρώπινη σκέψη, τη λήψη αποφάσεων, τη μάθηση, την επίλυση προβλημάτων κ.α. (Bellman,1978)
3. Η TN είναι η μελέτη των νοητικών ικανοτήτων με τη χρήση υπολογιστικών μοντέλων (Charniak και McDermott,1985)
4. Η TN είναι η μελέτη των υπολογιστικών εργασιών που μας δίνουν τη δυνατότητα να αντιλαμβανόμαστε, να συλλογίζομαστε και να ενεργούμε. (Winston,1992)
5. Η TN είναι η τέχνη της δημιουργίας μηχανών που πραγματοποιούν λειτουργίες που απαιτούν νοημοσύνη όταν πραγματοποιούνται από ανθρώπους. (Kurzweil,1990)
6. Η TN είναι η μελέτη του πως μπορούμε να κάνουμε τους υπολογιστές να κάνουν πράγματα στα οποία, προς το παρόν, είναι καλύτεροι οι άνθρωποι. (Rich και Knight,1991)
7. Η TN ασχολείται με την ευφυή συμπεριφορά των τεχνουργημάτων. (Nilsson,1998)

Συνεπώς, μπορούμε να πούμε πως ένας γενικός ορισμός για την TN είναι: Η TN είναι ο τομέας της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων τα οποία είναι ικανά να μιμηθούν στοιχεία της

ανθρώπινης συμπεριφοράς που υπονοούν έστω και στοιχειώδη ευφυΐα όπως: η μάθηση, η προσαρμοστικότητα, η εξαγωγή συμπερασμάτων, η λήψη αποφάσεων, η επίλυση προβλημάτων κ.α.

Η ΤΝ αποτελεί σημείο τομής μεταξύ πολλών πεδίων όπως: της επιστήμης υπολογιστών, της ψυχολογίας, της φιλοσοφίας, των μαθηματικών, της βιολογίας της νευρολογίας, της γλωσσολογίας και της επιστήμης μηχανικών, με στόχο τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, με στοιχεία συλλογιστικής, μάθησης και προσαρμογής στο περιβάλλον, ενώ συνήθως εφαρμόζεται σε μηχανές ή υπολογιστές ειδικής κατασκευής. Διαιρείται στη συμβολική ΤΝ, η οποία επιχειρεί να εξομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη αλγοριθμικά χρησιμοποιώντας σύμβολα και λογικούς κανόνες υψηλού επιπέδου και στην υποσυμβολική ΤΝ, η οποία προσπαθεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα, χρησιμοποιώντας στοιχειώδη αριθμητικά μοντέλα που συνθέτουν επαγωγικά νοήμονες συμπεριφορές με τη διαδοχική αυτοοργάνωση απλούστερων δομικών συστατικών («συμπεριφορική ΤΝ»), προσομοιώνουν πραγματικές βιολογικές διαδικασίες όπως η εξέλιξη των ειδών και η λειτουργία του εγκεφάλου («υπολογιστική νοημοσύνη»), ή αποτελούν εφαρμογή στατιστικών μεθοδολογιών σε προβλήματα ΤΝ.



Εικόνα 6. Συσχέτιση της ΤΝ με άλλους επιστημονικούς τομείς

## 4.2 Ιστορική Αναδρομή

Η ιστορία της ΤΝ ξεκινάει από την αρχαιότητα και συγκεκριμένα από τον Αριστοτέλη (384-322 π.Χ.) καθώς ήταν ο πρώτος που διατύπωσε ένα ακριβές σύνολο νόμων που διέπουν το ορθολογικό μέρος της νόησης. Ανέπτυξε ένα άτυπο σύστημα συλλογισμών που επέτρεπαν να παράγει κανείς συμπεράσματα μηχανικά με δεδομένες κάποιες αρχικές υποθέσεις. Πολύ αργότερα, ο da Vinci (1452-1512) σκέφτηκε και σχεδίασε μια μηχανική αριθμομηχανή που τελικά δεν κατάφερε να την κατασκευάσει. Η πρώτη αριθμομηχανή κατασκευάστηκε το 1642 από τον Blaise Pascal (1623-1662). Ο ίδιος ανέφερε πως «η αριθμομηχανή παράγει αποτελέσματα που φαίνονται πιο



κοντινά στη σκέψη από ότι όλες οι πράξεις των ζώων». Στους επόμενους δύο αιώνες (1700-1900) τα πιο σημαντικά επιτεύγματα σχετικά με την ΤΝ έγιναν το 1842 από τον Charles που έφτιαξε τα πρώτα προγράμματα για την Αναλυτική Μηχανή (πρόγραμμα μηχανικού υπολογιστή γενικής χρήσης) και το 1854 όταν ο George Boole (1815-1864) δημιούργησε την άλγεβρα Boole με σκοπό να δώσει αλγεβρική έκφραση στις νοητικές λειτουργίες.

Από το 1940 και ύστερα άρχισαν να γίνονται σημαντικά και ουσιώδη βήματα σχετικά με την ΤΝ. Το 1943, οι Warren McCulloch και Walters πρότειναν ένα μοντέλο τεχνητών νευρώνων με πολύ περιορισμένες δυνατότητες επίλυσης προβλημάτων. Μετά το πέρας του Β' Παγκοσμίου Πολέμου, το 1950 ο Alan Turing, πατέρας της θεωρίας υπολογισμού και προπάτορας της τεχνητής νοημοσύνης, πρότεινε τη δοκιμασία Turing (Turing Test) μέσω της οποίας μπορούσε να εξακριβώσει αν μια μηχανή διαθέτει ευφυΐα. Για να μπορέσει μια μηχανή να περάσει το Turing Test θα πρέπει να έχει της εξής ικανότητες:

- **Επεξεργασία φυσικής γλώσσας**, ώστε να μπορεί να επικοινωνεί ικανοποιητικά σε μια γλώσσα όπως π.χ. η Αγγλική
- **Αναπαράσταση γνώσης**, ώστε να αποθηκεύει αυτά που γνωρίζει ή ακούει
- **Αυτοματοποιημένη συλλογιστική**, ώστε να χρησιμοποιεί τις αποθηκευμένες πληροφορίες για να απαντά σε ερωτήσεις και να παράγει νέα συμπεράσματα
- **Μηχανική μάθηση**, ώστε να προσαρμόζεται σε νέες περιστάσεις και να εντοπίζει ή να συμπεραίνει πρότυπα

Οι παραπάνω ικανότητες αρκούν για να περάσει μια μηχανή την απλή έκδοση της δοκιμασίας Turing. Υπάρχει και η πλήρης δοκιμασία Turing (Total Turing Test) την οποία για να την περάσει μια μηχανή χρειάζεται να έχει δύο ακόμα ικανότητες, οι οποίες είναι:

- **Μηχανική όραση**, ώστε να αντιλαμβάνεται αντικείμενα
- **Ρομποτική**, ώστε να χειρίζεται αντικείμενα και να μπορεί να μετακινείται

Το 1956, η ΤΝ θεμελιώνεται ως επιστημονικό πεδίο στη συνάντηση των Αμερικανών επιστημόνων John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon και Nathaniel Rochester. Την ίδια χρονιά παρουσιάστηκε για πρώτη φορά το Logic Theorist, ένα πρόγραμμα που στηριζόταν σε συμπερασματικούς κανόνες τυπικής λογικής και σε ευρετικούς αλγορίθμους αναζήτησης για να αποδεικνύει μαθηματικά θεωρήματα. Δυο χρόνια αργότερα (1958), ο McCarthy ανέπτυξε τη γλώσσα υψηλού επιπέδου Lisp, η οποία έμελλε να γίνει η κυρίαρχη γλώσσα προγραμματισμού για την δημιουργία εφαρμογών ΤΝ. Ακολούθησε ο Friedberg, την ίδια χρονιά, με πρώιμα πειράματα στη μηχανική εξέλιξη (machine evolution), ένα πεδίο σήμερα που ονομάζεται γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms).

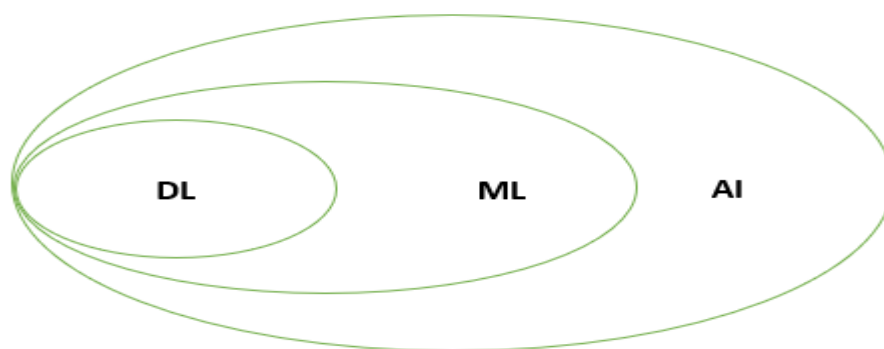
Μέσα στις δεκαετίες του '70 και '80, σημαντικά επιτεύγματα στον χώρο της ΤΝ ήταν η εμφάνιση της γλώσσας λογικού προγραμματισμού Prolog από τον Alan

Colmerauer, η οποία έδωσε μια νέα ώθηση στη συμβολική ΤΝ και η έρευνα του Feigenbaum σχετικά με την εφαρμογή της μεθοδολογίας των έμπειρων συστημάτων (expert systems) σε άλλα πεδία την ανθρώπινης εμπειρίας.

Από το 1990 και μετά, οι εφαρμογές της ΤΝ επηρεάστηκαν σε μεγάλο βαθμό από την εμφάνιση του ίντερνετ. Όλο και περισσότερο χρησιμοποιούνται σε καθημερινή βάση τα υπολογιστικά συστήματα και η ΤΝ εστιάζει στη διευκόλυνση της χρήσης νέων συσκευών (έξυπνα σπίτια, έξυπνα κινητά, αυτόνομα αυτοκίνητα κ.λπ.). Υπάρχει ανάπτυξη των ευφών πρακτόρων, ενός αυτόνομου λογισμικού ΤΝ που είναι τοποθετημένο σε κάποιο περιβάλλον με το οποίο αλληλεπιδρά. Μέσω των ευφών πρακτόρων, οι χρήστες συλλέγουν και αναλύουν ευκολότερα γιγάντια σύνολα δεδομένων, ενώ ο τρόπος κατασκευής και λειτουργίας τους αποτελείται από όλες τις μεθοδολογίες ΤΝ που αναπτύχθηκαν όλα αυτά τα χρόνια. Έτσι, σήμερα η ΤΝ ορίζεται ως η επιστήμη που μελετά τη σχεδίαση και υλοποίηση ευφών πρακτόρων.

### 4.3 Δομικά Υποσύνολα της Τεχνητής Νοημοσύνης

Η επιστήμη της ΤΝ καλύπτει μια μεγάλη ποικιλία θεωριών και τεχνολογιών. Αυτές χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες: τη Μηχανική Μάθηση (Machine Learning/ML) και τη Βαθιά Μάθηση (Deep Learning/DL) που αποτελούν τα δομικά υποπεδία της ΤΝ. Επίσης, ως δομικό υποπεδίο της ΤΝ μπορεί να συμπεριληφθεί και η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας.



Εικόνα 7. Κύρια δομικά στοιχεία της ΤΝ

#### 4.3.1 Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση – ΜΜ (Machine Learning – ML) αποτελεί ένα από τα πεδία της Επιστήμης των Υπολογιστών και δομικό υποσύνολο της ΤΝ. Το 1959, ο Arthur Samuel όρισε τη ΜΜ ως τον τομέα μελέτης που δίνει τη δυνατότητα στους υπολογιστές να μάθουν και να εργαστούν σε προβλήματα νέων διαστάσεων, χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένοι προς αυτή την κατεύθυνση. Στόχος της ΜΜ είναι να παρέχει σε έναν υπολογιστή, μέσα από τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων, την ικανότητα να μπορεί να μαθαίνει από πειραματικά δεδομένα, να «εκπαιδευτεί»

προκειμένου να εκτελεί μια συγκεκριμένη διεργασία, να κάνει προβλέψεις και να παίρνει αποφάσεις σχετικά με τα δεδομένα αυτά.

Η διαφορά μεταξύ TN και MM έγκειται στο ότι η TN εστιάζει περισσότερο στη δημιουργία έξυπνων μηχανών, ενώ η MM επικεντρώνεται στο να προχωρήσει ένα βήμα παραπέρα, προσθέτοντας μαθησιακές ικανότητες σε αυτές. Άρα, η MM αναφέρεται σε έξυπνα μηχανήματα που θα μπορούσαν να μάθουν. Τα συστήματα MM είναι εκείνα τα συστήματα TN που έχουν μαθησιακές δυνατότητες.

Οι αλγόριθμοι της MM χωρίζονται σε τέσσερις βασικές κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο που επεξεργάζονται τα δεδομένα εισόδου και την ανατροφοδότηση που υπάρχει στο σύστημα εκμάθησης. Οι κατηγορίες αυτές είναι:

- Αλγόριθμοι Επιβλεπόμενης Μάθησης (Supervised Learning): Οι αλγόριθμοι δέχονται ως είσοδο δεδομένα μαζί με τις ετικέτες τους και καλούνται να μάθουν ένα γενικό κανόνα προκειμένου να είναι σε θέση να βρίσκουν συσχέτιση μεταξύ δεδομένων και ετικετών. Οι αλγόριθμοι που συναντάμε σε αυτή την κατηγορία είναι:
  - ◆ Κοντινότεροι Γείτονες (Nearest Neighbours)
  - ◆ Απλά Δίκτυα Bayes (Simple Bayesian Networks)
  - ◆ Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees)
  - ◆ Γραμμική Παρεμβολή (Linear Regression)
  - ◆ Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)
  - ◆ Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
  
- Αλγόριθμοι Μη-Επιβλεπόμενης Μάθησης (Unsupervised Learning): Η είσοδος αυτών των αλγορίθμων είναι δεδομένα χωρίς ετικέτες (χωρίς να παρέχεται, δηλαδή, κάποια εμπειρία στον αλγόριθμο μάθησης) και αυτοί καλούνται να βρουν τη δομή τους. Η μη – επιβλεπόμενη μάθηση είναι δυνατό να ανακαλύπτει κρυμμένα μοτίβα σε δεδομένα, ή μπορεί να αποτελέσει μέσο για την εύρεση χαρακτηριστικών, που στη συνέχεια ενσωματώνονται στη διαδικασία της μάθησης. Σε αυτήν κατηγορία, οι αλγόριθμοι που συναντάμε είναι:
  - ◆ Ομαδοποίηση K-μέσων (K-means Clustering)
  - ◆ Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)
  
- Αλγόριθμοι Ημι-Επιβλεπόμενης Μάθησης (Semi-Supervised Learning): Γνωρίζοντας, πλέον, ότι η βασική διαφορά της Επιβλεπόμενης και Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης είναι ότι η πρώτη χρησιμοποιεί δομημένα δεδομένα, ενώ η δεύτερη αδόμητα, μπορεί εύκολα να καταλάβει κάποιος ότι η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση είναι μια ακόμη μέθοδος της Μηχανικής Μάθησης που χρησιμοποιεί δομημένα, αλλά και αδόμητα δεδομένα ως είσοδο. Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση είναι χρήσιμη, διότι αρχικά η διαδικασία της δόμησης πολύ μεγάλου πλήθους δεδομένων για την Επιβλεπόμενη Μάθηση είναι πολλές φορές απαγορευτική όσον αφορά στο χρόνο και στο κόστος. Από την άλλη, όταν χρησιμοποιούνται υπερβολικά πολλές ετικέτες, αυτό έχει ως συνέπεια την εμφάνιση προκαταλήψεων στο μοντέλο. Αυτό σημαίνει ότι όταν περιλαμβάνονται πολλά αδόμητα δεδομένα κατά τη διαδικασία της

εκπαίδευσης του μοντέλου, τότε θα βελτιωθεί η ακρίβεια του μοντέλου, ενώ παράλληλα θα μειωθεί το χρονικό και χρηματικό κόστος για τη συλλογή περισσότερων δομημένων δειγμάτων. Για αυτό τον λόγο, η μέθοδος της ημι-επιβλεπόμενης Μάθησης είναι αποτελεσματική σε εφαρμογές όπως η κατηγοριοποίηση ιστοσελίδων (webpage classification) και η αναγνώριση ομιλίας (speech recognition).

- Αλγόριθμοι Ενισχυτικής Μάθησης (Reinforcement Learning): Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι υπεύθυνοι ώστε το σύστημα να μάθει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από την άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Η ενισχυτική μάθηση είναι μια διαφορετική προσέγγιση από τις δύο προηγούμενες. Στην επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη μάθηση το σύστημα προσπαθεί να μάθει από τα δεδομένα. Στην περίπτωση της ενισχυτικής μάθησης το σύστημα προσπαθεί να μάθει μέσω της αλληλεπίδρασής του με το περιβάλλον και βασίζεται στη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος. Επιπλέον, έχει επιρροές από τη μέθοδο μάθησης με επιβράβευση και τιμωρία. Το ζητούμενο είναι ο πράκτορας-σύστημα να επιλέξει την καλύτερη ενέργεια, δεδομένης της κατάστασης στην οποία βρίσκεται. Η ενισχυτική μάθηση χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού, όπως ο έλεγχος κίνησης ρομπότ, η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους, η μάθηση επιτραπέζιων παιχνιδιών και άλλα. Μια βασική τεχνική για την επίλυση προβλημάτων ενισχυτικής μάθησης είναι οι Μαρκοβιανές Διαδικασίες Αποφάσεων (Markov Decision Process/MDP).

#### 4.3.2 Βαθιά Μάθηση

Ο όρος Βαθιά Μάθηση – BM (Deep Learning - DL) αναφέρθηκε για πρώτη φορά σε άρθρο της Rina Dechter το 1986. Η BM μπορεί να θεωρηθεί ένα υποσύνολο της MM, το οποίο είναι δυνατό να μιμηθεί τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου στην επεξεργασία δεδομένων και τη δημιουργία μοτίβων για τη λήψη αποφάσεων, την αναγνώριση ομιλίας, τον εντοπισμό αντικειμένων και τη μετάφραση γλωσσών. Γενικά, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση οποιουδήποτε προβλήματος αναγνώρισης προτύπων χωρίς την ανθρώπινη παρέμβαση.

Η αρχιτεκτονική και η λειτουργία των δικτύων BM είναι εμπνευσμένη από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Οι τεχνητοί νευρώνες που κατατάσσονται στα διάφορα επίπεδα αποτελούν μη γραμμικές μονάδες επεξεργασίας και «προσπαθούν» να εξάγουν χαρακτηριστικά από τα δεδομένα ή να τα μετασχηματίσουν. Η έξοδος ενός επιπέδου χρησιμεύει ως είσοδος του αμέσως επόμενου επιπέδου. Οι αλγόριθμοι BM μπορεί είτε να είναι επιβλεπόμενοι και να χρησιμεύουν για την ταξινόμηση δεδομένων, είτε μη επιβλεπόμενοι για την ανάλυση προτύπων. Ένα δίκτυο βαθιάς μάθησης συνθέτει πολλαπλά επίπεδα αναπαραστάσεων που αντιστοιχούν σε διαφορετικά επίπεδα αφαίρεσης. Τα επίπεδα αυτά αποτελούν μια ιεραρχία των εννοιών.

Οι αλγόριθμοι BM καθιστούν ένα σύστημα ικανό να αφομοιώσει τον μεγαλύτερο αριθμό δεδομένων, συγκριτικά με τους άλλους αλγόριθμους MM. Ένα τέτοιο σύστημα είναι σε θέση να ξεπεράσει ακόμη και έναν άνθρωπο σε ορισμένες νοητικές διεργασίες. Λόγω αυτών των χαρακτηριστικών, η BM προσεγγίζεται σε

μεγάλο βαθμό στον χώρο της TN. Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης είναι οι:

- Βαθιά Μηχανή Boltzmann (Deep Boltzmann Machine)
- Δίκτυα Βαθιάς Πειοιθήσεως (Deep Belief Networks)
- Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)
- Αυτόματοι Κωδικοποιητές (Stacked Auto-Encoders)

Αδιαμφισβήτητα, η BM έχει εξελιχθεί παράλληλα με την ψηφιακή εποχή, η οποία προκάλεσε μία απίστευτη έκρηξη δεδομένων, τα λεγόμενα Big Data. Ωστόσο, η ποσότητα των δεδομένων (που είναι συνήθως μη δομημένα) είναι τόσο μεγάλη που θα απαιτούνταν δεκαετίες για να κατανοηθούν από τους ανθρώπους και να εξαχθούν οι ανάλογες πληροφορίες. Έτσι, η BM ξεδιαλύνει αυτόν τον τεράστιο όγκο μη δομημένων δεδομένων και εντοπίζει μοτίβα, λόγω του ότι διαθέτει αυτή την απίθανη ικανότητα. Αξίζει να αναφερθεί ότι η BM θεωρείται ο ταχύτερα αναπτυσσόμενος τομέας της MM και αντιπροσωπεύει μία αμφιλεγόμενη ψηφιακή τεχνολογία, η οποία ενσωματώνεται ολοένα και σε περισσότερες εταιρείες για τη δημιουργία νέων επιχειρηματικών μοντέλων.

#### 4.3.3. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας – ΕΦΓ (Natural Language Processing – NLP) αποτελεί το σημείο τομής ανάμεσα στην TN και τη Γλωσσολογία και πρωτοεμφανίστηκε τη δεκαετία του 1950. Η ΕΦΓ αναπτύχθηκε για να διευκολύνει την εργασία του χρήστη και να πραγματοποιεί την επικοινωνία με τον υπολογιστή σε φυσική γλώσσα. Δεδομένου ότι όλοι οι χρήστες ενδέχεται να μην είναι εξοικειωμένοι με τη γλώσσα κάθε μηχανής, η ΕΦΓ εξυπηρετεί εκείνους, οι οποίοι δεν έχουν άφθονο χρόνο για να μάθουν νέες γλώσσες ή να αποκτήσουν ευχέρεια (Khurana, Koli, Khatter, Singh, 2018).

Επίσης, είναι μία αυτοματοποιημένη προσέγγιση για την ανάλυση κειμένου που βασίζεται τόσο σε ένα σύνολο θεωριών, όσο και τεχνολογιών. Λόγω του ότι αποτελεί μια πολύ ενεργή περιοχή έρευνας και ανάπτυξης, δεν υπάρχει ένας συγκεκριμένος ορισμός, αλλά υπάρχουν ορισμένες πτυχές, οι οποίες θα μπορούσαν να προσδιοριστούν. Ένας ορισμός που θα μπορούσε να δοθεί είναι ο παρακάτω:

Η ΕΦΓ είναι ένα θεωρητικά υποκινούμενο εύρος από υπολογιστικές τεχνικές για την ανάλυση και αναπαράσταση κειμένων που προκύπτουν φυσικά σε ένα ή περισσότερα επίπεδα γλωσσικής ανάλυσης με σκοπό την επίτευξη μίας ανθρώπινου τύπου επεξεργασίας γλώσσας, για μία σειρά από εργασίες και εφαρμογές (Liddy, 2001).

Ένα σύστημα ΕΦΓ κατανοεί και επεξεργάζεται καλύτερα τη φυσική γλώσσα μέσα από μια σειρά επιπέδων γλώσσας. Όσο πιο εξελιγμένο είναι ένα τέτοιο σύστημα τόσο καλύτερα μπορεί να αξιοποιήσει το νόημα που μεταφέρεται μέσα από τα επίπεδα αυτά. Τα επίπεδα που περιλαμβάνει μια γλώσσα είναι:

- Φωνολογία (Phonology): Επίπεδο που αναφέρεται στην ερμηνεία των ήχων.
- Μορφολογία (Morphology): Επίπεδο που αφορά στον σχηματισμό των λέξεων.

- Σύνταξη (Syntax): Επίπεδο που επικεντρώνεται στην ανάλυση των λέξεων μιας πρότασης ώστε να αποκαλυφθεί η γραμματική της δομή.
- Σημασιολογία (Semantics): Επίπεδο που επεξεργάζεται όλες τις πιθανές ερμηνεύσεις μιας πρότασης, εστιάζοντας στις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των εννοιών των λέξεων σε κάθε περίπτωση.
- Πραγματολογία (Pragmatics): Επίπεδο που μελετά τους τρόπους με τους οποίους τα συμφραζόμενα συνεισφέρουν στην κατανόηση μιας πρότασης.

## **Κεφάλαιο 5<sup>ο</sup> Τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης στα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων**

### **5.1 Μεθοδολογία Εργασίας**

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάλυση των τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης που συναντά κανείς στα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων και η εφαρμογή ορισμένων εξ' αυτών σε ένα εύχρηστο λογισμικό Τεχνητής Νοημοσύνης που προσφέρει η Amazon ως υπηρεσία cloud-software as a service. Η εργασία συνδυάζει τόσο την ποιοτική όσο και την ποσοτική έρευνα. Το μεγαλύτερο μέρος της εργασίας αφορά κυρίως ποιοτική έρευνα στην οποία αναζητήσαμε όσο το δυνατόν περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων και τις τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης που συναντάμε στα συστήματα αυτά. Το ποσοτικό μέρος της έρευνας μας αφορά την ακρίβεια (accuracy) που επιτυγχάνουν οι τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης που θα αναλυθούν παρακάτω στα παραδείγματα που θα εφαρμοστούν στην υπηρεσία της Amazon.

### **5.2 Εισαγωγή στα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων**

Η ΤΝ επιδρά σε διάφορα επιστημονικά πεδία, όπως αναφέραμε και στο προηγούμενο κεφάλαιο. Έτσι, και στο επιστημονικό πεδίο της Επιστήμης των Υπολογιστών, και συγκεκριμένα στα Πληροφοριακά Συστήματα, η ΤΝ αποτελεί πλέον κομμάτι της λειτουργίας τους. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία μιας πιο εξελιγμένης εκδοχής των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων, τα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Intelligent Decision Support Systems/IDSS).

Τα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων ορίζονται ουσιαστικά ως συστήματα λογισμικού που παρέχουν πληροφόρηση και μεθοδολογική γνώση, μέσω αναλυτικών μοντέλων απόφασης και χρήση των βάσεων δεδομένων και γνώσης με στόχο την υποστήριξη του υπεύθυνου λήψης αποφάσεων (decision maker) στη λήψη αποφάσεων σε σύνθετα και αδόμετα προβλήματα. Είναι ουσιαστικά, εργαλεία υποβοήθησης της λήψης αποφάσεων όπου υπάρχει αβέβαιη ή μη πλήρης πληροφόρηση και όπου οι αποφάσεις που περιέχουν ρίσκο πρέπει να ληφθούν χρησιμοποιώντας ανθρώπινη γνώση. Ο υπεύθυνος για τη λήψη της απόφασης είναι αντιμέτωπος με την ανάγκη να επιλέξει ανάμεσα σε εναλλακτικές λύσεις και σενάρια που μεγιστοποιούν την πιθανότητα επιτυχίας και ελαχιστοποιούν την πιθανότητα αποτυχίας (Ματσατσίνης, 2010).

Βασική διαφορά των DSS και IDSS αποτελεί το γεγονός ότι τα IDSS κάνουν χρήση μεθοδολογιών που προέρχονται από την ΤΝ και τη ΜΜ, όπως για παράδειγμα τα Νευρωνικά Δίκτυα, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, οι Ευφυείς Πράκτορες κλπ. Ο εμπλουτισμός των DSS με αυτές τις μεθοδολογίες δημιουργεί νέες δυνατότητες σχετικά με την εξαγωγή συμπερασμάτων και τη λήψη αποφάσεων, αυξάνοντας έτσι την αξιοπιστία και τη χρηστικότητα του συστήματος. Τα IDSS αξιοποιούν προηγούμενη γνώση για να εξάγουν συμπεράσματα για τρέχουσες καταστάσεις. Οι ευφυείς τεχνικές προσφέρουν σημαντική βοήθεια στη λήψη αποφάσεων με τη μορφή της συμβουλής, της ανάλυσης και της αξιολόγησης (Κύρκος, 2015).

### **5.3 Τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και Κατηγορίες στα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων**

Με την προσθήκη των τεχνικών της TN, τα IDSS αυξάνουν την αποτελεσματικότητα των χρηστών και βοηθούν στη γρηγορότερη λήψη βελτιωμένων αποφάσεων. Οι τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης διαθέτουν κάποια σημαντικά χαρακτηριστικά, τα οποία στερούνται οι αντίστοιχες Στατιστικές τεχνικές. Αρκετές από τις νέες τεχνικές είναι ικανές να χειρίζονται θορυβώδη δεδομένα, δεδομένα δηλαδή που περιλαμβάνουν τυχαία κυμαινόμενες τιμές. Κατά περίπτωση, δέχονται ως είσοδο και αριθμητικές και ονομαστικές τιμές, και μπορούν να χειριστούν δεδομένα στα οποία λείπουν τιμές. Κάθε IDSS χρησιμοποιεί μια ή και περισσότερες τεχνικές TN ανάλογα με τις ανάγκες που εξυπηρετεί σε κάθε επιχείρηση. Οι τεχνικές αυτές που θα αναλυθούν εκτενέστερα και στα επόμενα κεφάλαια είναι:

- Νευρωνικά Δίκτυα
- Γενετικοί Αλγόριθμοι
- Δέντρα Αποφάσεων
- Ευφυείς Πράκτορες

Επίσης, αν θέλουμε να κατηγοριοποιήσουμε τα IDSS, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ως κριτήριο τον βασικό αλγόριθμο ή μεθοδολογία που χρησιμοποιεί κάθε σύστημα (Kaklauskas,2015). Συνεπώς, έχουμε τις εξής κατηγορίες (Μίνο,Παυλίδου,2017):

- GA – Based: Αφορά συστήματα που έχουν ως κύρια μεθοδολογία τους γενετικούς αλγορίθμους.
- Fuzzy Sets IDSS: Αφορά συστήματα που στηρίζονται στην ασαφή λογική.
- Rough Sets: Αφορά συστήματα που χρησιμοποιούν αλγορίθμους ειδικούς για αποφάσεις με υψηλό βαθμό αβεβαιότητας.
- Intelligent Agent – Assisted DSS: Αφορά συστήματα με ενσωματωμένους ευφυείς πράκτορες.
- Process Mining Integrated DSS: Αφορά συστήματα που χρησιμοποιούν τεχνικές Data Mining για να ανακαλύψουν διαδικασίες, ελέγχους, ροή εργασιών και δεδομένα εταιρικής οργάνωσης.
- Adaptive DSS: Αφορά συστήματα που είναι προσαρμοσμένα σε μια εταιρία ή μια επιχείρηση.
- Computer Vision Based DSS: Αφορά συστήματα που μπορούν να έχουν ως δεδομένα εικόνες ή σχήματα, τα οποία μετατρέπουν σε πληροφορίες.
- Robotic DSS: Αφορά συστήματα που στηρίζονται στην επιστήμη της ρομποτικής.

### **5.4 Νευρωνικά Δίκτυα**

#### **5.4.1 Εισαγωγή**

Οι νευρώνες (neurons) είναι κύτταρα του εγκεφάλου με κύρια λειτουργία τη συγκέντρωση, επεξεργασία και διάδοση ηλεκτρικών σημάτων. Η δυνατότητα επεξεργασίας πληροφοριών του εγκεφάλου θεωρείται ότι απορρέει κυρίως από δίκτυα



τέτοιων νευρώνων. Για αυτό τον λόγο, τμήμα των πρώτων εργασιών της TN είχε στόχο την δημιουργία τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Russell & Norvig, 2004). Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα – ΤΝΔ (Artificial Neural Networks – ANN) είναι συστήματα επεξεργασίας πληροφοριών που περιλαμβάνουν έναν ορισμένο αριθμό μονάδων επεξεργασίας πληροφοριών (αλλιώς, «κύτταρα», «νευρώνες» ή «κόμβοι») που ενσωματώνουν μαθηματικές συναρτήσεις και συνδέονται με διατεταγμένους σταθμισμένους συνδέσμους, των οποίων τα βάρη δείχνουν τη σχετική σημασία τους. Σύμφωνα με τον Simon Haykin, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατανομημένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας και έχει από τη φύση του τη δυνατότητα να αποθηκεύει εμπειρική γνώση και να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση. Μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο σημεία:

- Το δίκτυο προσλαμβάνει τη γνώση από το περιβάλλον του, μέσω μίας διαδικασίας μάθησης
- Η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, που αποκαλείται συναπτικό βάρος, χρησιμοποιείται για την αποθήκευση της γνώσης που αποκτάται.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα βρίσκονται στην κατηγορία τεχνικών ανακάλυψης γνώσης που είναι ικανή για την επίλυση εργασιών ομαδοποίησης, ταξινόμησης, εκτίμησης και πρόβλεψης. Οι μονάδες επεξεργασίας πληροφορίας, συνήθως, οργανώνονται σε επίπεδα, με ένα επίπεδο εισόδου για την παροχή των δεδομένων εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα για την επεξεργασία των δεδομένων, μέσω του Νευρωνικού Δικτύου και ένα επίπεδο εξόδου για να εξάγει το αποτέλεσμα. Κάθε ένας από τους νευρώνες λειτουργεί ανεξάρτητα από τους υπόλοιπους. Οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους με συνδέσεις οι οποίες πολλαπλασιάζονται με κάποιο βάρος. Οι τιμές που παίρνουν τα βάρη καθορίζονται από τη διαδικασία εκμάθησης του Νευρωνικού Δικτύου και η δυνατότητα ρύθμισής τους συνεπάγεται στην ικανότητα του Νευρωνικού Δικτύου να μαθαίνει. Συνεπώς, μπορούμε να πούμε ότι τα βάρη αποτελούν τα στοιχεία μνήμης μιας διάταξης νευρώνων τα οποία μαζί με την είσοδο συντελούν στη δημιουργία της εξόδου. Συνεπώς, οι βασικές λειτουργίες ενός Νευρωνικού Δικτύου είναι αφενός η διαδικασία εκμάθησης (ρύθμιση των βαρών) και αφετέρου η διαδικασία ανάκτησης πληροφορίας με τη χρησιμοποίηση των ήδη υπαρχόντων βαρών.

#### **5.4.2 Ιστορική Αναδρομή**

Το επιστημονικό πεδίο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι αρκετό νέο και η μικρή του προϊστορία εκτείνεται από τη δεκαετία του 1940 μέχρι και σήμερα. Οι ερευνητικές δραστηριότητες στο πεδίο αυτό ξεκίνησαν σε διεθνές επίπεδο μόλις κατά τις τελευταίες δεκαετίες, αλλά η μεγάλη ώθηση δόθηκε μετά το 1980 ως αποτέλεσμα των πειραματισμών στο πεδίο της Βιολογίας, της ανάπτυξης του υλικού/λογισμικού των Η/Υ και της ανάπτυξης νέων αλγορίθμων εκπαίδευσης.

Το πρώτο υπολογιστικό μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου παρουσίασαν οι McCulloch και Pitts το 1943. Το μοντέλο αποτελούσε μια συλλογή ενός μεγάλου

αριθμού νευρώνων που συνδέονται μεταξύ τους. Απέδειξαν ότι για έναν επαρκή αριθμό νευρώνων που διασυνδέονται με κατάλληλο τρόπο και λειτουργούν συγχρονισμένα, ακόμη και απλοί τύποι νευρωνικών δικτύων θα μπορούσαν να υπολογίσουν οποιαδήποτε αριθμητική ή λογική συνάρτηση. Το 1947, ο McCulloch και Pitts ανέπτυξαν ένα πιο εξελιγμένο πρότυπο Νευρωνικού Δικτύου για την αναγνώριση σχημάτων. Στο πρότυπο αυτό κάθε νευρώνας μπορεί να δέχεται πολλά σήματα εισόδου, αλλά μπορεί να παράγει μόνο μία τιμή σήματος εξόδου. Τα σήματα εξόδου από διαφορετικούς νευρώνες δεν είναι δυνατόν να ενώνονται, αλλά υποχρεωτικά οδηγούν σε άλλους νευρώνες ως σήματα εισόδου.

Ακολούθησε το 1949 ο Donald Hebb, ο οποίος δημιούργησε μοντέλο προσαρμογής των νευρώνων κατά της διαδικασίας μάθησης. Περιγράφει έναν βασικό μηχανισμό για τη συναπτική πλαστικότητα, όπου η αύξηση της συναπτικής αποτελεσματικότητας προκύπτει από την επαναλαμβανόμενη και επίμονη διέγερση του μετασυναπτικού νευρώνα από το προσυναπτικό νευρώνα. Αργότερα, το 1957 ο Frank Rosenblatt δημιούργησε το Perceptron, ένα νευρωνικό δίκτυο (με την απλούστερη δυνατή μορφή) που αποτελείται από ένα επίπεδο νευρώνων εισόδου και ένα επίπεδο εξόδου ενός νευρώνα που δρα ως ένας γραμμικός και δυαδικός ταξινομητής γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων.

Το 1960, οι Bernard Widrow και Marcian Hoff ανέπτυξαν τα πρώτα μοντέλα νευρωνικών δικτύων (το Adaline και το Madaline) που χρησιμοποιήθηκαν επιτυχώς για πρακτικά προβλήματα. Κατόπιν, εμφανίστηκαν το 1969 οι Minsky και Papert που με μαθηματικές αναλύσεις απέδειξαν ότι τα Perceptrons, όπως και όλα τα υπόλοιπα νευρωνικά δίκτυα ενός επιπέδου, δεν έχουν τη δυνατότητα επίλυσης μη γραμμικών προβλημάτων. Προκειμένου να ξεπεραστούν αυτά τα προβλήματα χρειάστηκε να περάσει πάνω από δεκαετία, όταν το 1986 ο Rumelhart και ο McClelland ανέπτυξαν τον αλγόριθμο της οπισθοδιάδοσης, μιας υπολογιστικής αποτελεσματικής μεθόδου για την εκπαίδευση πολύ-επίπεδων νευρωνικών δικτύων.

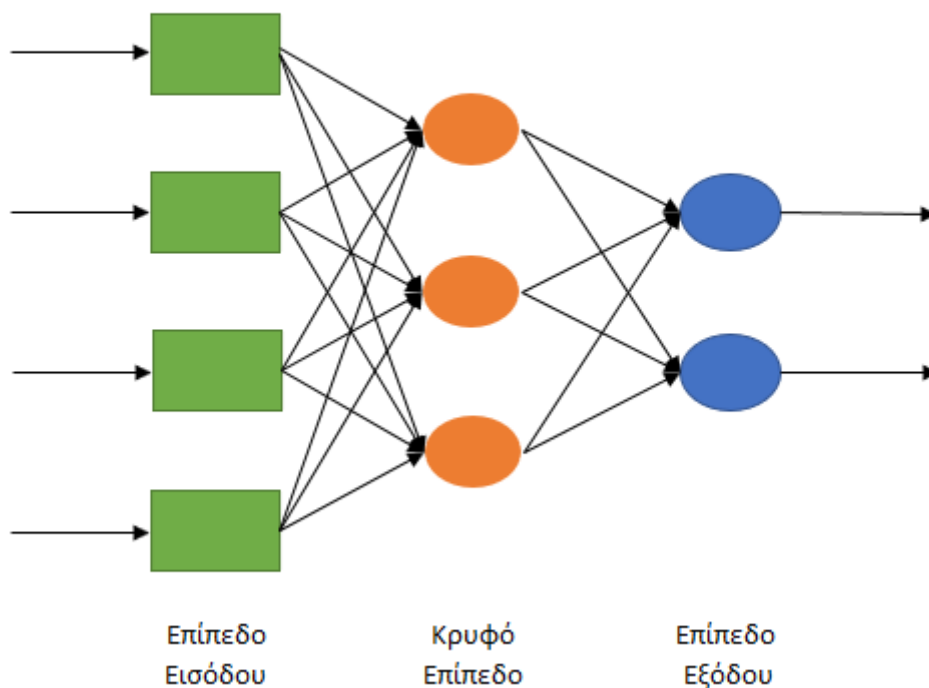
### 5.4.3 Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

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

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

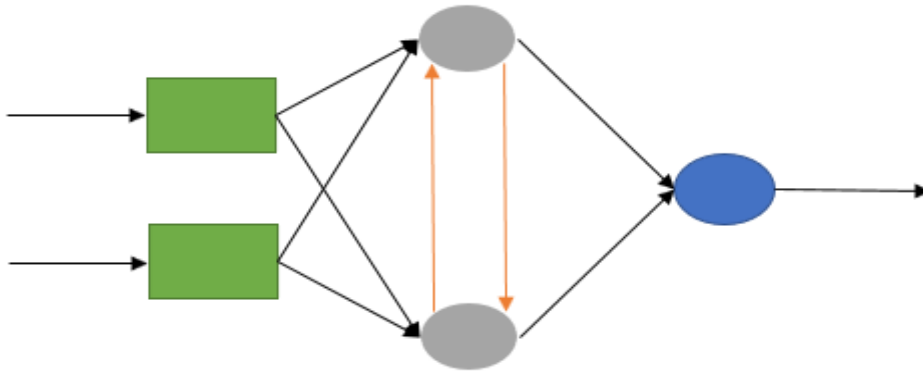
Τα νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης χωρίζονται σε μονοεπίπεδα και πολύεπίπεδα. Ένα δίκτυο αποκαλείται ενός επιπέδου όταν έχει μόνο ένα επίπεδο εισόδου και ένα επίπεδο εξόδου. Αποτελεί την απλούστερη δυνατή περίπτωση Νευρωνικού Δικτύου. Ο χαρακτηρισμός «ενός επιπέδου» αναφέρεται στο επίπεδο εξόδου, το οποίο αποτελείται από τους υπολογιστικούς νευρώνες. Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από τους πηγαίους ή αισθητηριακούς νευρώνες και δεν προσμετράτε, καθώς δεν εκτελείται κανένας υπολογισμός σε αυτό. Ένα τέτοιο δίκτυο είναι τύπου πρόσθιας τροφοδότησης αν το επίπεδο νευρώνων εισόδου συνδέεται απευθείας με ένα επίπεδο νευρώνων εξόδου, αλλά όχι αντίστροφα.

Ένα πολυεπίπεδο δίκτυο περιλαμβάνει, εκτός από το επίπεδο εισόδου και εξόδου, και από ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα, των οποίων οι υπολογιστικοί νευρώνες ονομάζονται κρυφοί νευρώνες, με την έννοια ότι δεν είναι άμεσα ορατοί ούτε από την είσοδο, ούτε από την έξοδο του δικτύου.

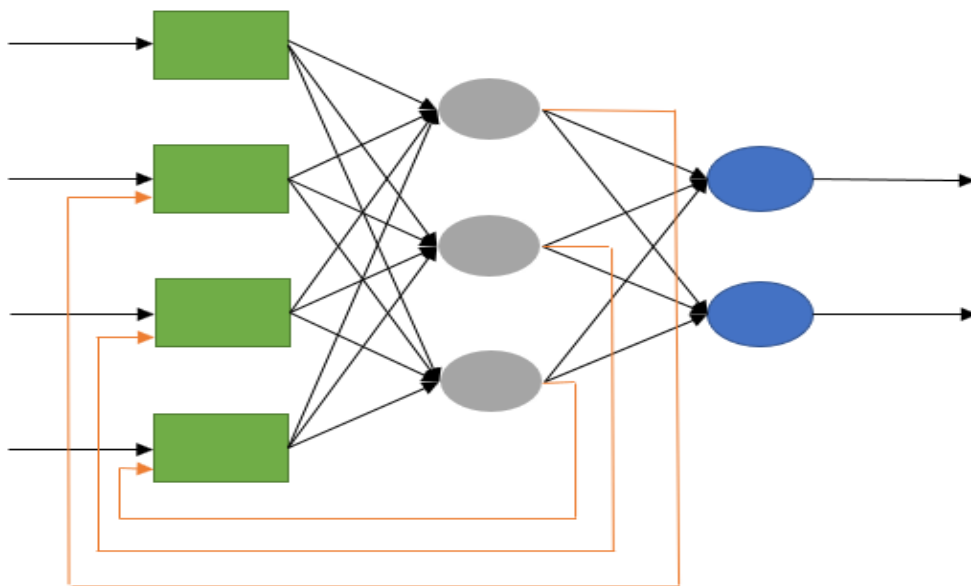


**Εικόνα 8. Νευρωνικό Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης**

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 (autoassociated memories) διαφορετικά, καλούνται ετεροσυσχετιζόμενες μνήμες (heteroassociated memories). Στα ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ δεν υπάρχουν συνήθως άνω του ενός ενδιάμεσα (κρυφά) επίπεδα. Αν και τα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα είναι πολύ χρήσιμα, τα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα είναι πρόσθιας τροφοδότησης.



**Εικόνα 9. Παράδειγμα ανατροφοδοτούμενο ΤΝΔ (Αυτοσυσχετιζόμενη Μνήμη)**



**Εικόνα 10. Παράδειγμα ανατροφοδοτούμενο ΤΝΔ (Ετεροσυσχετιζόμενη Μνήμη)**

#### 5.4.4 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων

Τα Νευρωνικά Δίκτυα οφείλουν τη μεγάλη δημοφιλία τους στα αδιαμφισβήτητα πλεονεκτήματά τους:

- Τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι ιδιαίτερος κατάλληλα αν δεν υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Η ύπαρξη των κρυφών στρωμάτων επιτρέπει την ικανοποιητική προσέγγιση σύνθετων συναρτήσεων.
- Είναι ιδιαίτερος ικανά να κατηγοριοποιήσουν αντικείμενα που δεν περιλαμβάνονταν στο σύνολο εκπαίδευσης και επομένως είναι άγνωστα στο δίκτυο.
- Μπορούν να χειριστούν θορυβώδη και ασυνεπή δεδομένα.

Πέρα από τα πλεονεκτήματά τους, τα Νευρωνικά Δίκτυα δεν στερούνται μειονεκτημάτων (Κύρκος,2011):

- Το σημαντικότερο, ίσως, μειονέκτημα τους είναι ότι απαιτείται ο εμπειρικός προσδιορισμός πολλών παραμέτρων, όπως η τοπολογία του δικτύου, ο αριθμός των εποχών εκπαίδευσης, ο καθορισμός του ρυθμού εκπαίδευσης. Για όλες αυτές τις παραμέτρους δεν υπάρχει καθιερωμένη δεοντολογία για τον προσδιορισμό τους.
- Άλλο σημαντικό μειονέκτημα είναι η προβληματική ερμηνευσιμότητα. Ο τρόπος λήψης αποφάσεων των νευρωνικών δικτύων είναι ακατανόητος στους ανθρώπους. Ιδιαίτερα στα χρηματοοικονομικά, ο χρήστης επιθυμεί να διασφαλίζει ότι ο τρόπος λήψης αποφάσεων συνάδει ή, έστω, δεν αντικρούει με καθιερωμένη γνώση. Επίσης, γενικότερα, ο σκοπός της Εξόρυξης Δεδομένων είναι η ανακάλυψη γνώσης, όχι προβλέψεων.
- Τα Νευρωνικά Δίκτυα απαιτούν μεγάλους χρόνους εκπαίδευσης.

## 5.5 Γενετικοί Αλγόριθμοι

### 5.5.1 Εισαγωγή

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι – ΓΑ (Genetic Algorithms – GA) είναι τεχνικές επίλυσης προβλημάτων εμπνευσμένες από βιολογικές διαδικασίες, οι οποίες περιλαμβάνουν παραλλαγή και επιλογή για τη βελτιστοποίηση της «επιβίωσης του καταλληλότερου». 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 ΓΑ είναι γνωστικά συστήματα που θεμελιώνονται σε αρχές εμπνευσμένες από τους πραγματικούς μηχανισμούς της Γενετικής που διέπουν τα βιολογικά συστήματα και την εξέλιξη των ειδών.

Όπως είναι γνωστό, στα βιολογικά συστήματα ισχύει ο νόμος της φυσικής επιλογής, σύμφωνα με τον οποίο επιβιώνουν μόνον τα ισχυρότερα άτομα, τα οποία είναι τα καταλληλότερα για αναπαραγωγή. Η αναπαραγωγή σε τέτοια συστήματα γίνεται συνήθως με την ανάμιξη των γενετικών χαρακτηριστικών δύο γονέων, που επιλέγονται με βάση τον παραπάνω νόμο, και οδηγεί στη γένεση νέων ατόμων που συμπληρώνουν τον υπάρχοντα πληθυσμό. Ο ανασυνδυασμός των γενετικών χαρακτηριστικών των γονέων, μαζί με τη μικρή, αλλά όχι μηδενική, πιθανότητα μετάλλαξης τους από εξωτερικούς παράγοντες, δημιουργούν προϋποθέσεις παραγωγής νέων βελτιωμένων χαρακτηριστικών (αλλά και την πιθανότητα δημιουργίας χειρότερων χαρακτηριστικών) στον πληθυσμό των απογόνων. Ωστόσο, σύμφωνα με τον νόμο της επιβίωσης των καλύτερων ατόμων, η εξέλιξη που πραγματοποιείται είναι

προσανατολισμένη προς την κατεύθυνση της σταδιακής βελτίωσης των χαρακτηριστικών του πληθυσμού και την ολοένα και καλύτερη προσαρμογή τους στο περιβάλλον. Αυτή η δυναμική προσαρμογής και βελτίωσης καθιστά τους πληθυσμούς βιώσιμους στις μεταβολές του περιβάλλοντος και συμβάλλει στη βελτίωση των χαρακτηριστικών των ειδών (Παντίδου, 2011).

### 5.5.2 Ιστορική Αναδρομή

Οι ΓΑ έρχονται στο προσκήνιο την δεκαετία του '70 και συγκεκριμένα το 1975 από την έρευνα του John Holland και των συνεργατών του. Βασικός στόχος της έρευνάς του ήταν:

- Εντοπισμός και επεξήγηση των διαδικασιών προσαρμογής των φυσικών συστημάτων
- Σχεδίαση λογισμικού για την υλοποίηση τεχνητών συστημάτων που υιοθετούν τους μηχανισμούς των φυσικών συστημάτων και αξιοποίησή τους σε πρακτικά προβλήματα.

Το βιβλίο που κυκλοφόρησε ο John Holland με τίτλο: “Adaptation in Natural and Artificial Systems” και η διδακτορική διατριβή του Kenneth DeJong με θέμα: “Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems” εκείνη τη χρονιά θεωρούνται ότι έθεσαν τα θεμέλια των ΓΑ (Γεωργούλη, 2015). Την ίδια περίοδο, οι Ingo Rechenberg και Hans Paul Schwefel ανέπτυξαν την Εξελισσόμενη Στρατηγική (Evolution Strategy), μια τεχνική που βασίζεται στις ίδιες αρχές με τους ΓΑ αλλά με κάποιες διαφοροποιήσεις.

Ακολούθησαν λίγο αργότερα οι Fogel, Owens και Walsh οι οποίοι ανέπτυξαν τη δική τους τεχνική εξέλιξης που ονομάστηκε Εξελισσόμενος Προγραμματισμός (Evolutional Programming). Σύμφωνα με αυτή τη τεχνική, μια μηχανή παράγει στην έξοδό της συγκεκριμένη ακολουθία καταστάσεων, η οποία εξαρτάται από την είσοδο και την τρέχουσα κατάσταση της μηχανής. Αυτή η τεχνική εξομοίωνε τον νόμο της φυσικής επιλογής του καλύτερου ατόμου αλλά όχι και της αναπαραγωγής του πληθυσμού. Έτσι, αποδείχτηκε ότι η τεχνική αυτή δεν ήταν ικανή μόνο για την αντιμετώπιση προβλημάτων μικρής κλίμακας. Πρέπει να σημειωθεί ότι η παράλειψη του νόμου της αναπαραγωγής και της ανταλλαγής γενετικών χαρακτηριστικών οδηγεί σε αλγόριθμους μειωμένης ικανότητας και αποτελεσματικότητας.

Στη δεκαετία του '90, ο John Koza εισάγει μια ακόμα βελτίωση αυτής της τεχνικής που ονομάζεται Γενετικά Εξελισσόμενος Προγραμματισμός (Genetic Programming). Πρόκειται για μια τεχνική σύμφωνα με την οποία αναπτύσσονται πληθυσμοί προγραμμάτων υπολογιστών (κυρίως σε γλώσσα Lisp) με σκοπό την αυτοματοποίηση της κατασκευής τους για την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων όπως είναι π.χ. η ταξινόμηση, ο έλεγχος συστημάτων, μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών κ.λπ. Πιο συγκεκριμένα, στην αρχή παράγεται ένας αρχέγονος πληθυσμός εκατοντάδων ή χιλιάδων προγραμμάτων που το κάθε ένα αποτελείται από συναρτήσεις και κατάλληλες ρουτίνες διασύνδεσης με το πρόβλημα. Ο πληθυσμός των

προγραμμάτων εξελίσσεται από γενιά σε γενιά, σύμφωνα με τους δαρβινικούς νόμους, έτσι ώστε να παραχθεί το βέλτιστο δυνατό πρόγραμμα για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Σήμερα, όλες αυτές οι τεχνικές έχουν πλέον ενοποιηθεί κάτω από το όνομα Εξελισσόμενη Υπολογιστική (Evolutionary Computation) που αναπτύσσεται δυναμικά εισχωρώντας ολοένα και σε περισσότερα πεδία πρακτικών εφαρμογών αντικαθιστώντας τις αντίστοιχες παραδοσιακές μεθόδους (Ρίζος, 1996).

### 5.5.3 Λειτουργία των Γενετικών Αλγορίθμων

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 (Γεωργούλη, 2015):

- 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  $t$ .

Πρώτο βήμα των ΓΑ είναι η δημιουργία ενός πληθυσμού από τις πιθανές λύσεις του προβλήματος, τις οποίες δέχεται σε μορφή συμβολοσειρών αποδεκτού γονότυπου κωδικοποιημένου βάσει ενός επιλεγμένου αλφαβήτου. Το μέγεθος του αρχικού πληθυσμού ορίζεται από μια παράμετρο που δίνεται κατά την αρχικοποίηση του ΓΑ και η οποία πρέπει να επιλέγεται με προσοχή, γιατί ανάλογα με το κάθε πρόβλημα, το βέλτιστο μέγεθος διαφέρει. Όταν το μέγεθος του πληθυσμού είναι πολύ μικρό, τότε δεν

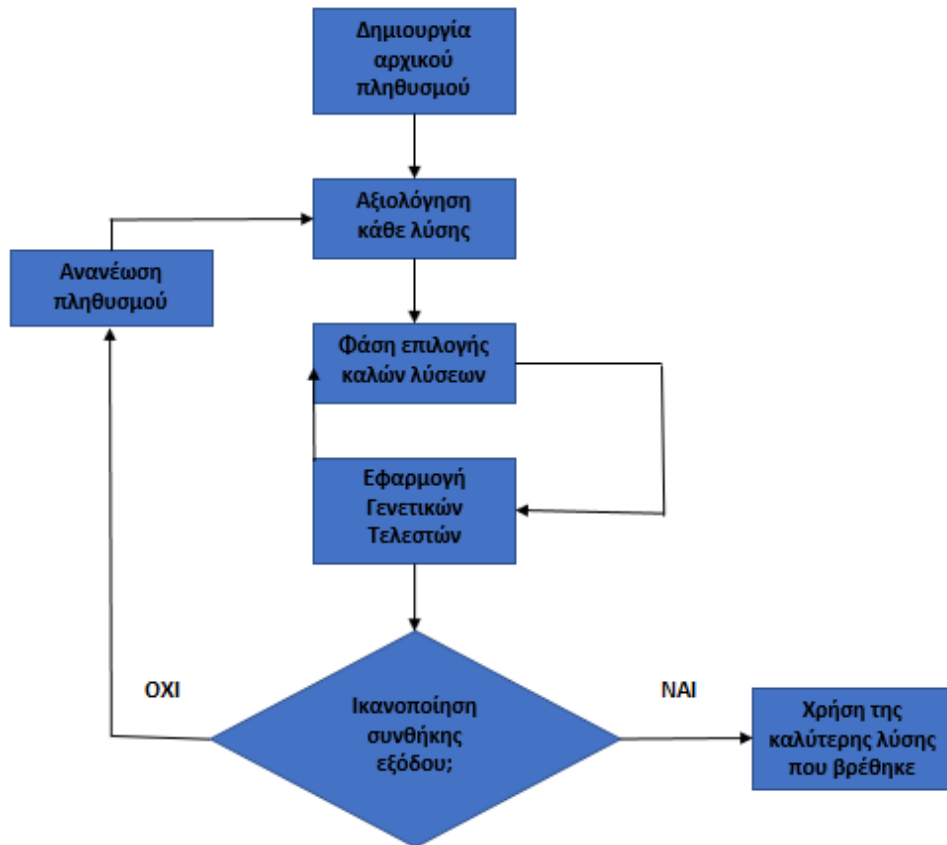
γίνεται επαρκής εξερεύνηση του συνολικού χώρου αναζήτησης, δεδομένου ότι η σύγκλιση είναι ταχύτερη. Εάν το μέγεθος του πληθυσμού είναι πολύ μεγάλο, τότε ο χρόνος θα αναλωθεί με την επεξεργασία περισσότερων δεδομένων από όσα απαιτούνται και οι χρόνοι σύγκλισης θα είναι σημαντικά μεγαλύτεροι.

Επόμενο βήμα είναι αυτό της φάσης επιλογής κατά το οποίο οι ΓΑ επιλέγουν τα καταλληλότερα μέλη του πληθυσμού που θα μεταδώσουν το γενετικό τους υλικό στην επόμενη γενιά. Για να γίνει αυτό, οι ΓΑ υπολογίζουν την αξία ικανότητας του κάθε μέλους σύμφωνα με την αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος βελτιστοποίησης. Όσο καλύτερη είναι η τιμή αυτή συγκριτικά με των άλλων μελών, τόσο περισσότερα αντίγραφα περνάνε στην επόμενη γενιά. Έτσι, τα πιο ταιριαστά μέλη επιλέγονται και αντιγράφονται στην επόμενη γενιά.

Ακολουθεί η φάση της διασταύρωσης που στοχεύει στη δημιουργία νέων μελών στον πληθυσμό, συνδυάζοντας κομμάτια από τα υπάρχοντα μέλη. Υπάρχουν διάφορες κατηγορίες διασταύρωσης όπως η ομοιόμορφη ενός σημείου ή πολλαπλών σημείων. Σε περίπτωση που αποδειχθεί ότι ο καινούριος συνδυασμός έχει υψηλή αξία ικανότητας, αποκτά μεγάλες πιθανότητες για να αναπαραχθεί και στις επόμενες γενιές. Πολλοί ερευνητές πιστεύουν πως η διασταύρωση αποτελεί σημαντικό κομμάτι των ΓΑ, που σε περίπτωση αφαίρεσής της από αυτόν τότε παύει να είναι γενετικός αλγόριθμος.

Τέλος, έχουμε και τη φάση της μετάλλαξης που πραγματοποιεί αλλαγές που δεν είναι εφικτό να προκύψουν μέσα από τη φάση της επιλογής και της διασταύρωσης. Σκοπός της μετάλλαξης είναι να εισάγει θόρυβο και νέα αλληλόμορφα γονίδια εντός του πληθυσμού. Όπως και στη φύση, οι μεταλλάξεις μπορεί να δημιουργήσουν καταστροφικά και επιβλαβή αποτελέσματα για αυτό πραγματοποιείται μόνο όταν είναι απαραίτητο και για μικρό μέρος των μελών του συνολικού πληθυσμού. Η διασταύρωση και η μετάλλαξη ονομάζονται Γενετικοί Τελεστές.





Εικόνα 11. Λειτουργία ενός Γενετικού Αλγορίθμου

## 5.6 Δένδρα Αποφάσεων

### 5.6.1 Εισαγωγή

Τα Δένδρα Αποφάσεων – ΔΑ (Decision Trees) αποτελούν έναν από τους πιο γνωστούς αλγορίθμους Επιβλεπόμενης Μάθησης. Όπως και τα υπόλοιπα μαθηματικά μοντέλα έτσι και τα ΔΑ είναι μια απλοποιημένη μορφή ενός πραγματικού προβλήματος και περιλαμβάνουν τις κυριότερες ενέργειες και γεγονότα. Ο υπεύθυνος που λαμβάνει να πάρει μια απόφαση εκτελεί τη διαδικασία των ΔΑ προκειμένου να βρει τη στρατηγική που θα έχει τη μεγαλύτερη πιθανότητα έτσι ώστε να πετύχει τους στόχους του.

Ένα ΔΑ λαμβάνει ως είσοδο ένα αντικείμενο ή μια κατάσταση που περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών και επιστρέφει την προβλεπόμενη τιμή εξόδου για την είσοδο. Τα χαρακτηριστικά εισόδου και η τιμή εξόδου μπορούν να είναι είτε διακριτά είτε συνεχή. Όταν ένα ΔΑ μαθαίνει μέσω μιας συνάρτησης διακριτών τιμών ονομάζεται Δένδρο Ταξινόμησης και όταν μαθαίνει μέσω μιας συνάρτησης συνεχών τιμών ονομάζεται Δένδρο Παλινδρόμησης.

Αν σε ένα ΔΑ συμπεριληφθούν όλες οι πιθανές ενέργειες και γεγονότα, περιπλέκουν την ανάλυση του προβλήματος με λεπτομέρειες που δεν είναι άμεσα χρήσιμες. Για αυτό τον λόγο θα πρέπει να περιλαμβάνονται στο ΔΑ μόνο όσες ενέργειες πρέπει να γίνουν. Τα βασικά πλεονεκτήματα της ανάλυσης των ΔΑ είναι:

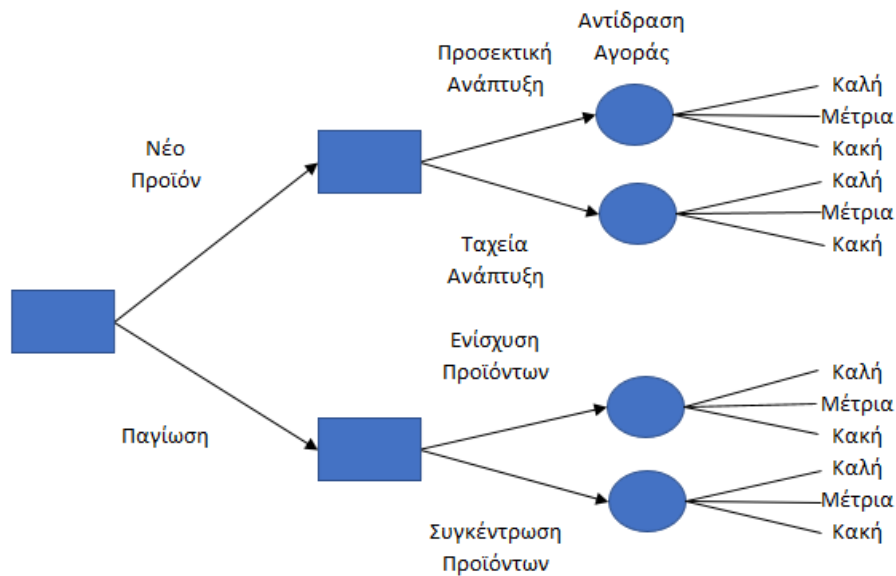
- Αποτελεί τον καλύτερο τρόπο περιγραφής του προβλήματος γιατί παρουσιάζει κάθε ενέργεια (απόφαση), καθώς και τις αντίστοιχες δεδομένες εκβάσεις με σαφήνεια και απλότητα. Έτσι, έχουμε μια βάση για συζήτηση με σκοπό τη λήψη απόφασης καλύτερης ποιότητας (Χατζόγλου, 1994).
- Το μοντέλο του ΔΑ διακρίνεται για τη δυνατότητα προσαρμογής στις μεταβαλλόμενες συνθήκες του περιβάλλοντος. Ειδικότερα, διευκολύνει τη διενέργεια πειραματισμών ή την εκτέλεση τυχόν άλλων δραστηριοτήτων, καθώς και την προσθήκη άλλων πιθανών εκβάσεων (καταστάσεων της φύσης) κάτω από το φως νέων πληροφοριών.
- Διευκολύνει τον εντοπισμό των ευαίσθητων σημείων των διαφόρων ενεργειών (στρατηγικών) που χρειάζονται ιδιαίτερη προσοχή και αντιμετώπιση. Μ' αυτόν τον τρόπο συμβάλλει στην άσκηση «διοίκησης με βάση τις εξαιρέσεις».
- Βελτιώνει σημαντικά τις αναλυτικές ικανότητες της διοίκησης που αποφασίζει, καθώς και τη δυνατότητα συστηματοποίησης της σκέψης της με αποτέλεσμα να οδηγείται στη λήψη ορθολογικών αποφάσεων.
- Πρόκειται για μία τεχνική που μπορεί εύκολα να κατανοηθεί και να εφαρμοστεί σε πολλά και ποικίλα προβλήματα από οποιοδήποτε διοικητικό φορέα.
- Τα δέντρα αποφάσεων αναγκάζουν τους αναλυτές να μελετήσουν τη σειρά των αποφάσεων. Πολύ εύκολα μπορεί κάποιος να εξακριβώσει ότι μια συνθήκη δεν μπορεί να υπάρξει παρά μόνο εάν υπάρχει ήδη κάποια άλλη συνθήκη και έχει διευθετηθεί με μια απόφαση. Έτσι, καθορίζουμε ακόμη και τον χρόνο και τη σειρά που θα λάβει χώρα κάθε συνθήκη και θα ληφθεί κάθε απόφαση.

### 5.6.2 Σχεδιασμός και Αξιολόγηση Δένδρου Αποφάσεων

Ο σχεδιασμός ενός ΔΑ αρχίζει επιλέγοντας πρώτα την απόφαση που πρέπει να ληφθεί. Η απόφαση αυτή αποτελεί τη ρίζα του δένδρου από την οποία θα ελεγχθούν όλες οι πιθανές λύσεις. Στο δένδρο η ρίζα αναπαρίσταται με ένα μικρό τετράγωνο που διακλαδώνεται μέσω γραμμών (κάθε γραμμή αποτελεί και μια λύση) με όλα τα αποτελέσματα των διαθέσιμων λύσεων. Αν το αποτέλεσμα μιας λύσης είναι αβέβαιο, τότε αυτό αναπαρίσταται με έναν μικρό κύκλο. Αν το αποτέλεσμα οδηγεί σε μια άλλη απόφαση, τότε αυτό αναπαρίσταται με ένα άλλο τετράγωνο.

Γενικά, σε ένα ΔΑ τα τετράγωνα αναπαριστούν αποφάσεις και οι κύκλοι αβεβαιότητα ή τυχαίους παράγοντες. Εάν στο τέλος κάθε γραμμής πρέπει να εμφανισθεί μια λύση, την αφήνουμε κενή. Όταν διαμορφώσουμε το δένδρο απόφασης, ελέγχουμε κάθε διαδρομή, τετράγωνο και κύκλο για να δούμε εάν υπάρχουν οποιεσδήποτε λύσεις ή αποτελέσματα που δεν έχουν μελετηθεί. Εάν είναι απαραίτητο, ξανασχεδιάζουμε το δέντρο.

Αφού δημιουργηθεί κατάλληλα το ΔΑ, ακολουθεί η διαδικασία της αξιολόγησής του. Αρχικά γίνεται ανάθεση μιας αριθμητικής αξίας σε κάθε πιθανό αποτέλεσμα. Κατόπιν, υπολογίζουμε το κόστος προκειμένου να φτάσουμε σε κάθε πιθανή λύση. Στόχος μας είναι να ληφθεί η απόφαση με τη μεγαλύτερη αξία αλλά και με όσο το δυνατόν μικρότερο κόστος γίνεται. Σε άλλη περίπτωση θα πρέπει να κάνουμε καλύτερες προβλέψεις ώστε να έχουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα.



**Εικόνα 12. ΔΑ σχετικά με την δημιουργία ενός νέου προϊόντος ή την παγίωση της υπάρχουσας κατάστασης στην αγορά**

Έτσι, μπορούμε να συμπεράνουμε πως τα ΔΑ παρέχουν μια αποτελεσματική μέθοδο λήψης αποφάσεων καθώς:

- Παρουσιάζουν σαφώς το πρόβλημα έτσι ώστε όλες οι επιλογές να μπορούν να εμφανισθούν, να συζητηθούν και να συγκριθούν.
- Παρέχουν ένα πλαίσιο που ποσοτικοποιεί τις τιμές των αποτελεσμάτων και των πιθανοτήτων επίτευξής τους
- Μας βοηθούν για να πάρουμε τις καλύτερες αποφάσεις επί τη βάσει των υπαρχουσών πληροφοριών και των καλύτερων εκτιμήσεών μας.

## 5.7 Ευφυείς Πράκτορες

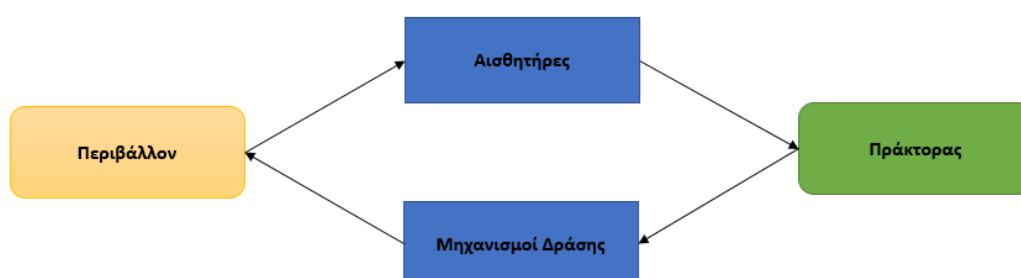
### 5.7.1 Η Έννοια του Πράκτορα

Η έννοια του πράκτορα δημιουργήθηκε κατά τη δεκαετία του 1970 στο πλαίσιο ερευνών για την Τεχνητή Νοημοσύνη. Το 1977 ο Carl Hewitt πρότεινε την έννοια του “actor” ως ένα υπολογιστικό πράκτορα ο οποίος χαρακτηρίζεται από τη διεύθυνσή του και τη συμπεριφορά του, ενώ έχει μια εσωτερική κατάσταση και μπορεί να απαντά σε μηνύματα άλλων πρακτόρων αντικειμένων (Sykara, 1995). Στις δεκαετίες που ακολούθησαν έγιναν αρκετές έρευνες από εταιρίες, οργανισμούς και πανεπιστήμια πάνω στην τεχνολογία των πρακτόρων χωρίς να έχουμε κάποιον σαφή ορισμό αυτών, καθώς τα χαρακτηριστικά τους έχουν διαφορετική σημασιολογία ανάλογα με τον τομέα εφαρμογής τους.

Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται αύξηση με ραγδαίους ρυθμούς στη ροή πληροφοριών στο διαδίκτυο και στη χρήση του από τους ανθρώπους με στόχο την άμεση και γρήγορη πρόσβαση σε πληροφορίες. Οι ευφυείς πράκτορες αποτελούν μια τεχνολογία που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη εφαρμογών λογισμικού. Είναι

επίσης το επίκεντρο του ενδιαφέροντος σε πολλούς τομείς της επιστήμης της ΤΝ και των υπολογιστών.

Ένας γενικός ορισμός που δόθηκε από τους Russell και Norvig ορίζει ως πράκτορα οτιδήποτε μπορεί να θεωρηθεί ότι αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του (environment) μέσω αισθητήρων (sensors) και ενεργεί σε αυτό μέσω μηχανισμών δράσης. Ο συγκεκριμένος ορισμός αναφέρεται σε πράκτορες και όχι ευφυείς πράκτορες καθώς δεν περιλαμβάνει τις έννοιες της αυτονομίας και του τύπου του περιβάλλοντος του πράκτορα.



**Εικόνα 13. Βασικός πράκτορας κατά Russell και Norvig**

Ο παραπάνω ορισμός δίνει έμφαση κυρίως στην αλληλεπίδραση των πρακτόρων με το περιβάλλον τους. Υπάρχουν αρκετοί ορισμοί ακόμα που προσπαθούν να καλύψουν το φάσμα των πρακτόρων από διαφορετικές σκοπιές. Στη συνέχεια παρουσιάζονται μερικοί από τους πιο χαρακτηριστικούς.

Μια από τους πρωτοπόρους στον χώρο της έρευνας των πρακτόρων, η Pattie Maes, έδωσε τον δικό της ορισμό για τους πράκτορες προσθέτοντας ένα ακόμα σημαντικό χαρακτηριστικό: την αυτονομία των πρακτόρων. Όρισε ως πράκτορες τα υπολογιστικά συστήματα που δρουν σε ένα πολύπλοκο περιβάλλον, αντιλαμβάνονται και δρουν αυτόνομα σε αυτό. Έτσι, μπορούν και επιτυγχάνουν σε ένα σύνολο στόχων και εκτελούν καθήκοντα για τα οποία έχουν σχεδιαστεί. Ο συγκεκριμένος ορισμός μπορούμε να πούμε ότι αφορά ευφυείς πράκτορες, καθώς δίνεται έμφαση στην έννοια της αυτονομίας, στην ύπαρξη στόχων και στο ότι το περιβάλλον είναι πολύπλοκο και πιθανά δυναμικό.

Ένας ακόμα ορισμός που ανταποκρίνεται στα χαρακτηριστικά που διαθέτουν οι ευφυείς πράκτορες απαντάται στο μοντέλο των Hayes και Roth, δίνοντας έμφαση στη συλλογιστική. Σύμφωνα με αυτούς, οι ευφυείς πράκτορες εκτελούν συνεχώς τρεις λειτουργίες:

- Αντιλαμβάνονται τις δυναμικές συνθήκες του περιβάλλοντος,
- Δρουν στο περιβάλλον ώστε να το αλλάξουν, και
- Συλλογίζονται προκειμένου να ερμηνεύσουν αυτά που αντιλαμβάνονται, να λύσουν προβλήματα και να εξάγουν συμπεράσματα για να καθορίσουν τη δράση τους.

### 5.7.2 Χαρακτηριστικά Ευφυών Πρακτόρων

Ένας ευφυής πράκτορας είναι ένα υπολογιστικό σύστημα που βρίσκεται σε ένα δυναμικό και πολύπλοκο περιβάλλον, στο οποίο δρα αυτόνομα ώστε να εκπληρωθούν οι σχεδιαστικοί του στόχοι. Αποτελεί σημαντικό εργαλείο της ΤΝ για τον σχεδιασμό και την κατασκευή έξυπνων οντοτήτων.

Ανεξάρτητα από την κατηγορία των πρακτόρων, όλοι έχουν κάποια κοινά και βασικά χαρακτηριστικά που είναι τα ακόλουθα:

- **Αυτονομία (Autonomy):** Οι πράκτορες έχουν τον πλήρη έλεγχο των πράξεων τους και της εσωτερικής τους κατάστασης. Ενεργούν με τη δική τους θέληση χωρίς να παρεμβαίνουν άλλοι πράκτορες ή κάποιος χρήστης.
- **Κοινωνικότητα (Social Ability):** Οι πράκτορες αλληλεπιδρούν με τους χρήστες για την επίτευξη των στόχων τους και με άλλους πράκτορες μέσω μίας κοινά κατανοητής γλώσσας. Έτσι, επιτυγχάνεται επικοινωνία μεταξύ των πρακτόρων για την ολοκλήρωση των ανεξάρτητων στόχων του καθενός ξεχωριστά και ενός κοινού στόχου με συνεργασία μεταξύ τους.
- **Ορθολογικότητα (Rationality):** Ο πράκτορας πρέπει να είναι σε θέση να κάνει πάντα το σωστό, δηλαδή να δρα καταλλήλως για την εκπλήρωση των στόχων του και όχι με τρόπο που αποτρέπει την επίτευξή τους.

Οι ευφυείς πράκτορες έχουν κάποια επιπρόσθετα χαρακτηριστικά που αφορούν κυρίως στον βαθμό νοημοσύνης που διαθέτουν όπως (Γεωργούλη, 2015):

- **Αντιδραστικότητα (Reactiveness):** Αφορά τον τρόπο με τον οποίο αντιλαμβάνονται το περιβάλλον και ανταποκρίνονται σε τυχόν αλλαγές του εντός συγκεκριμένων χρονικών πλαισίων.
- **Προνοητικότητα (Pro-Activeness):** Οι πράκτορες δεν ανταποκρίνονται απλώς στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους, αλλά είναι ικανοί να συμπεριφερθούν κατάλληλα σε αυτές τις αλλαγές, ορίζοντας επιμέρους στόχους (δηλαδή, αναλαμβάνουν πρωτοβουλία).
- **Γνώση (Knowledge):** Συγκεντρωμένη γνώση σχετική με τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί το περιβάλλον στο οποίο δρα έκαστος πράκτορας, η οποία έχει κατάλληλα αναπαρασταθεί, για να υποστηρίξει τη λήψη αποφάσεων.
- **Πεποιθήσεις (Beliefs):** Αποτελούν την άποψη (view) του πράκτορα για το περιβάλλον του μια δεδομένη χρονική στιγμή, η οποία άποψη ενδέχεται να είναι εσφαλμένη.
- **Επιθυμίες (Desires):** Αφορούν την κρίση του πράκτορα για τις μελλοντικές καταστάσεις του περιβάλλοντός του, όπως, για παράδειγμα, αν μια μελλοντική κατάσταση είναι επιθυμητή ή όχι. Παρά ταύτα, δεν εξετάζεται αν μία επιθυμία του πράκτορα είναι εφικτή ή συγκρούεται με κάποια άλλη.

- Προθέσεις (Intentions): Οι προθέσεις είναι υποσύνολο των στόχων, τους οποίους ο πράκτορας προσπαθεί να επιτύχει τη δεδομένη χρονική στιγμή. Δεδομένου ότι δεν είναι δυνατή η ταυτόχρονη επίτευξη όλων των στόχων, επιλέγεται ένα υποσύνολό τους, βάσει ορισμένων κριτηρίων ιεράρχησης.
- Υποχρεώσεις (Obligations): Αφορούν την υποχρέωση του πράκτορα να υπακούει σε ένα σύνολο κανόνων και να δρα σε ένα γενικότερο πλαίσιο, ώστε να επιτύχει το σκοπό για τον οποίο σχεδιάστηκε.
- Προσαρμοστικότητα (Adaptivity): Ο πράκτορας προσαρμόζεται στο περιβάλλον του (ικανότητα μάθησης).
- Κινητικότητα (Mobility): Είναι η ικανότητα ενός πράκτορα να μετακινείται ελεύθερα σε ένα φυσικό χώρο ή σε ένα δίκτυο.
- Συνεργασία (Cooperation) μεταξύ πρακτόρων που βασίζεται σε :
  - ◆ Φιλαλήθεια (Veracity): Οι πράκτορες δε δίνουν εσκεμμένα λάθος πληροφορίες
  - ◆ Αγαθή Προαίρεση (Benevolence): Ο κάθε πράκτορας προσπαθεί να επιτύχει τους δικούς του στόχους, οι οποίοι βρίσκονται σε αρμονία με τους στόχους των υπολοίπων πρακτόρων του συστήματος

### 5.7.3 Δομή Πρακτόρων

Ένας πράκτορας πρέπει να διαθέτει ικανότητα αντίδρασης στους ερεθισμούς που δέχεται, γι' αυτό πρέπει να είναι σε θέση να αντιλαμβάνεται το περιβάλλον και να επιδρά πάνω σε αυτό. Για να κατασκευάσουμε έναν πράκτορα σύμφωνα με τη συμπεριφορά που ορίσαμε παραπάνω, πρέπει να εστιάσουμε στο κομμάτι της αρχιτεκτονικής του. Να περιγράψουμε δηλαδή μια συγκεκριμένη μεθοδολογία σχετικά με την κατασκευή του πράκτορα και να αναλύσουμε τα τμήματα που αποτελείται ένας πράκτορας και τις αλληλεπιδράσεις των τμημάτων αυτών μεταξύ τους.

Βασικά τμήματα με τα οποία εξοπλίζεται ένας πράκτορας είναι οι αισθητήρες (detectors) και οι επιδραστές (effectors). Με τη βοήθεια των αισθητήρων και των επιδραστών ο πράκτορας μπορεί, εκτός από την ικανότητα αντίδρασης, να έχει και κοινωνική ικανότητα, δηλαδή να αντιλαμβάνεται τα μηνύματα που δέχεται από άλλους πράκτορες μέσω των αισθητήρων του και να στέλνει και αυτός με τη σειρά του μηνύματα μέσω των επιδραστών του (Χουντής, 2004).

Αρμοδιότητα της TN είναι ο σχεδιασμός του προγράμματος πράκτορα που υλοποιεί τη συνάρτηση πράκτορα που αντιστοιχίζει τις αντιλήψεις με τις ενέργειες. Το πρόγραμμα αυτό θα πρέπει να επιλεγεί ανάλογα με την αρχιτεκτονική που έχει ο πράκτορας. Για παράδειγμα, αν το πρόγραμμα δίνει εντολές όπως: *προχώρησε μπροστά/πίσω* ή *χαιρέτησε*, καλό θα ήταν η αρχιτεκτονική του πράκτορα να περιλαμβάνει επιδραστές όπως πόδια και χέρια. Γενικά, η αρχιτεκτονική κάνει διαθέσιμες στο πρόγραμμα τις αντιλήψεις που προέρχονται από τους αισθητήρες, εκτελεί το πρόγραμμα, και τροφοδοτεί τις επιλογές του προγράμματος στους μηχανισμούς δράσης καθώς παράγονται (Russell & Norvig, 2004).

## 5.8 K Πλησιέστεροι Γείτονες

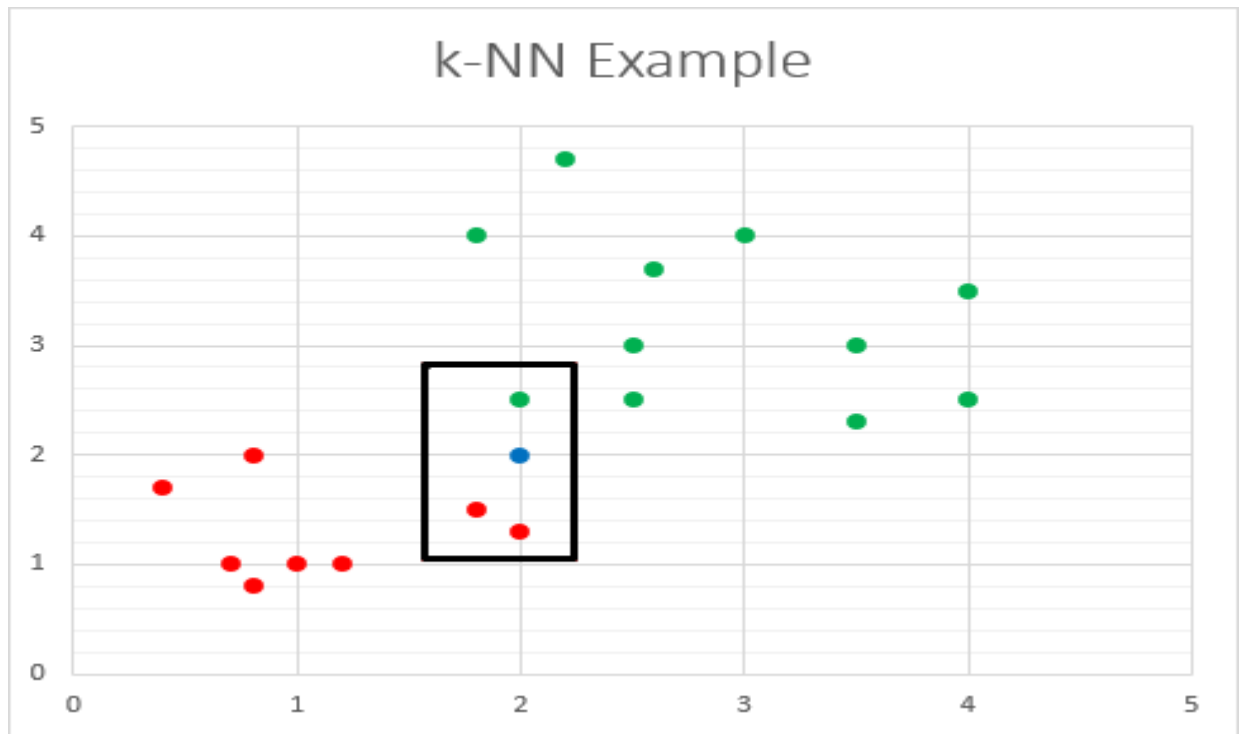
Η μέθοδος K Πλησιέστερων Γειτόνων (K Nearest Neighbors/KNN) αποτελεί έναν από τους αλγόριθμους της οικογένειας των Κατηγοριοποιητών Βασισμένων σε Παραδείγματα (Instance Based Classifiers/IBC). Οι IBC είναι μέθοδοι κατηγοριοποίησης που η μάθηση τους βασίζεται στην αναλογία και δεν παράγουν κάποιο μοντέλο γενίκευσης. Οι μέθοδοι κατηγοριοποίησης όπως τα Δένδρα Αποφάσεων, τα Νευρωνικά Δίκτυα ή τα Μπαΰεσιανά Δίκτυα ολοκληρώνουν την εκπαίδευση τους με τη δημιουργία κάποιου μοντέλου που χρησιμοποιείται για την κατηγοριοποίηση νέων στοιχείων (Κύρκος,2015). Αντίθετα για τους IBC δεν υπάρχει κάποιο αντίστοιχο στάδιο εκπαίδευσης και η παραγωγή κάποιου μοντέλου γίνεται μόνο όταν χρειασθεί να κατηγοριοποιηθεί ένα νέο στοιχείο. Ουσιαστικά, οι IBC ακολουθούν μια “τυφλή” μεθοδολογική προσέγγιση που η πρόβλεψη γίνεται μέσα από το σύνολο εκπαίδευσης για αυτό αποκαλούνται και ως Lazy Classifiers.

Ο αλγόριθμος KNN προϋποθέτει ότι το σύνολο εκπαίδευσης δεν περιλαμβάνει μόνο τα δεδομένα αλλά και την επιθυμητή κατηγοριοποίηση για κάθε στοιχείο. Προκειμένου να γίνει μια κατηγοριοποίηση για ένα στοιχείο, πρέπει τα δεδομένα εκπαίδευσης να αποτελέσουν το μοντέλο κατηγοριοποίησης και να καθοριστεί η απόσταση του νέου στοιχείου από κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης. Κάθε στοιχείο αναπαρίσταται ως ένα σημείο δεδομένων στο χώρο D διαστάσεων, όπου D το πλήθος των ανεξάρτητων μεταβλητών. Οπότε κάθε άγνωστο στοιχείο του δείγματος ελέγχου κατηγοριοποιείται με βάση την κατηγορία των k εγγύτερων γνωστών στοιχείων του δείγματος εκπαίδευσης. Η εγγύτητα προσδιορίζεται με τη χρήση κάποιου σχετικού μέτρου.

Υπάρχουν διάφορα μέτρα εγγύτητας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Η επιλογή του καθενός εξαρτάται από την μορφή και τον τύπο των δεδομένων. Ανάλογα με τις εναλλακτικές λύσεις που υπάρχουν διαθέσιμες, η επιλογή του κατάλληλου μέτρου μπορεί να αποτελέσει μια αρκετά δύσκολη και χρονοβόρα διαδικασία με δοκιμές και συγκριτικές αναλύσεις των αποτελεσμάτων. Συνοπτικά τα σημαντικότερα μέτρα εγγύτητας είναι:

- Ευκλείδεια απόσταση
- Απόσταση Manhattan
- Απόσταση Hamming
- Απόσταση Minkowski
- Απόσταση Mahalanobis

Ανάλογα με την τιμή που ορίζει ο χρήστης στο k σχετικά με τα κοντινότερα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης, το νέο στοιχείο που καταχωρείται στο δείγμα κατηγοριοποιείται κατάλληλα. Για παράδειγμα έχουμε ένα δειγματικό χώρο που αποτελείται από τα ακόλουθα στοιχεία:

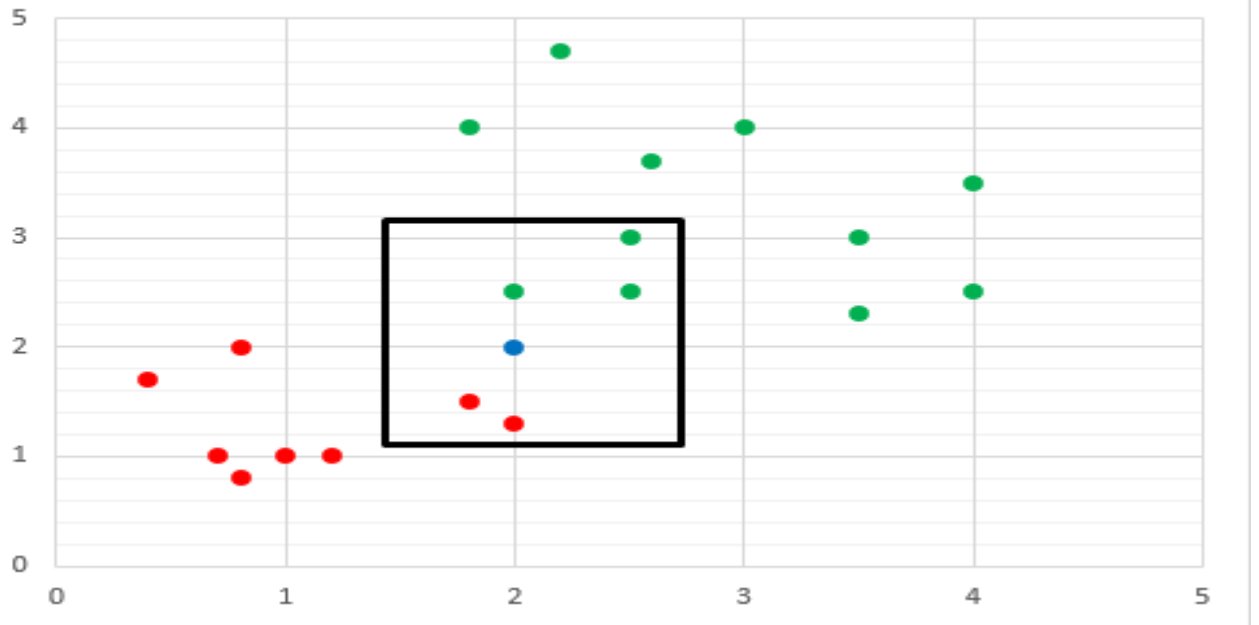


Εικόνα 14 Παράδειγμα αλγόριθμου  $k$ -NN για  $k=3$

Τα στοιχεία είναι ομαδοποιημένα με τα χρώματα κόκκινο και πράσινο. Ο κατηγοριοποιητής εκχωρεί ένα νέο στοιχείο χρώματος μπλε και θέλει να το ομαδοποιήσει ανάλογα με τους  $k$  κοντινότερους γείτονες. Για  $k=3$  παρατηρούμε ότι το μπλε στοιχείο έχει κοντά του 3 γείτονες, δύο με κόκκινο χρώμα και έναν με πράσινο χρώμα άρα ομαδοποιείται με τα στοιχεία κόκκινου χρώματος. Αν το  $k=5$  παρατηρούμε ότι τα περισσότερα γειτονικά στοιχεία γύρω από το μπλε στοιχείο είναι χρώματος πράσινου οπότε θα ομαδοποιηθεί με τα στοιχεία πράσινου χρώματος.



## k-NN Example



Εικόνα 15 Παράδειγμα αλγόριθμου k-NN για  $k=5$

Για τον συγκεκριμένο αλγόριθμο υπάρχει και μια παραλλαγή που είναι γνωστή ως Κοντινότερος Γείτονας Σταθμισμένης Απόστασης. Στον αλγόριθμο Κοντινότερου Γείτονα Σταθμισμένης Απόστασης, ο υπολογισμός της συνεισφοράς του κάθε γείτονα στην κατηγοριοποίηση γίνεται βάση ενός βάρους, ανάλογα με την απόσταση από το ζητούμενο στοιχείο. Έτσι οι γείτονες που είναι πιο κοντά στο καινούριο στοιχείο έχουν αυξημένο βάρος άρα και μεγαλύτερη συνεισφορά σε σχέση με τους πιο μακρινούς γείτονες (αυτούς δηλαδή που δεν αποτελούν κάποιον από τους  $k$  γείτονες) που έχουν μειωμένο βάρος όποτε και μικρή συνεισφορά. Χρησιμοποιώντας αυτήν την μέθοδο, μπορούμε να λάβουμε υπόψη όλες τις πλειάδες του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης και όχι μόνο τις  $k$  κοντινότερες(Ουγιαρόγλου,2006).

### 5.9 Μηχανές διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines / SVM) ανήκουν στην κατηγορία των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης. Ο αλγόριθμος εφευρέθηκε από τους Vapnik και Chervonenkis το 1963 αλλά η τωρινή του μορφή δημοσιεύτηκε για πρώτη φορά το 1995 από τους Cortes και Vapnik. Αρχικά οι χρήση τους αφορούσε αποκλειστικά την κατηγοριοποίηση και αργότερα εφαρμόστηκαν και σε προβλήματα σχετικά με την παλινδρόμηση. Οι SVM αποτελούν ένα πολύ καλό εργαλείο για την κατηγοριοποίηση και πρόβλεψη συναρτήσεων καθώς χρησιμοποιούν την θεωρία της εκμάθησης μηχανών (machine learning) για να μεγιστοποιήσουν την ακρίβεια πρόβλεψης και να αποφύγουν την υπερπροσαρμογή (overfitting) στα στοιχεία (Γαλανόπουλος,2012).

Οι SVM λειτουργούν ως εξής: λαμβάνουν τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα χαρτογραφούν σε ένα πολυδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών (feature space) και προσπαθούν να εντοπίσουν ένα επίπεδο που διαχωρίζει τα θετικά από τα αρνητικά στοιχεία. Εφόσον ο αλγόριθμος ανακαλύψει το ιδανικότερο επίπεδο διαχωρισμού είναι σε θέση να προβλέψει την κατηγοριοποίηση ενός

στοιχείου χωρίς ετικέτα. Το διαχωριστικό επίπεδο που θα επιλέξει ο αλγόριθμος θα έχει το μεγαλύτερο περιθώριο από όλα τα σημεία των δεδομένων εκπαίδευσης. Έτσι τα νέα στοιχεία κατηγοριοποιούνται ανάλογα με την πλευρά του επιπέδου που βρίσκονται. Κάθε μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης είναι ένας δυαδικός ταξινομητής, έχει δηλαδή τη δυνατότητα κατηγοριοποίησης σε δύο κλάσεις. Εάν οι κλάσεις είναι περισσότερες, τότε κρίνεται απαραίτητη η χρήση περισσότερων μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και η εφαρμογή διάφορων τεχνικών (Παπαποστόλου,2017).

Όπως όλοι οι αλγόριθμοι έτσι και οι SVM έχουν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα τους που είναι τα εξής: (Κύρκος,2015)

Πλεονεκτήματα:

- Επιτυγχάνουν υψηλές επιδόσεις κατηγοριοποίησης, κυρίως στην περίπτωση δυαδικών κλάσεων
- Διαθέτουν στιβαρή θεωρητική θεμελίωση
- Δεν παγιδεύονται σε τοπικά ελάχιστα
- Είναι ανθεκτικοί στην υπερπροσαρμογή
- Είναι αποτελεσματικοί σε περιπτώσεις συνόλων δεδομένων με πολλές στήλες και σχετικά λίγες γραμμές

Μειονεκτήματα:

- Δεν παρέχουν ερμηνεύσιμα μοντέλα. Η συμβολή της εκάστοτε μεταβλητής εισόδου στο τελικό αποτέλεσμα κατηγοριοποίησης είναι αδιαφανής
- Έχουν σχετικά μεγάλους χρόνους εκπαίδευσης, αν και σημαντικά χαμηλότερους από αυτούς των Νευρωνικών Δικτύων
- Έχουν μεγάλες απαιτήσεις σε μνήμη υπολογιστή

Σε περίπτωση κλάσεων με πολλαπλές τιμές, το πρόβλημα διατυπώνεται σαν συνδυασμός προβλημάτων δυαδικών κλάσεων

## 5.10 Bayesian Κατηγοριοποίηση

Η Bayesian κατηγοριοποίηση αποτελεί μια μέθοδο που προβλέπει τις πιθανότητες μια νέα εγγραφή να ανήκει σε μία από τις υπάρχουσες κατηγορίες εγγραφών. Επίσης η κατηγοριοποίηση αυτή χαρακτηρίζεται από μεγάλη ταχύτητα κατά τη διαδικασία κατηγοριοποίησης σε μεγάλες Βάσεις Δεδομένων.

Υπάρχει μια απλή μέθοδος κατηγοριοποίησης που είναι γνωστή ως **απλοϊκή κατηγοριοποίηση κατά Bayes** που βασίζεται στον κανόνα του Bayes για την υπό συνθήκη πιθανότητα, θεωρώντας ότι η προσφορά των χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης είναι ανεξάρτητη και το καθένα προσφέρει το ίδιο στο πρόβλημα της κατηγοριοποίησης. Ο κανόνας Bayes είναι μια τεχνική που εκτιμά της πιθανοφάνεια μιας ιδιότητας παίρνοντας το σύνολο των δεδομένων σαν απόδειξη ή σαν είσοδο. Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα γεγονός  $x_i$  και τις υποθέσεις  $h_1$  και  $h_2$ , από τις οποίες πρέπει να συμβεί μία από τις δύο.

Ο κανόνας Bayes ή το θεώρημα Bayes είναι:

$$P(h_1 | x_i) = \frac{P(x_i | h_1)P(h_1)}{P(x_i | h_1)P(h_1) + P(x_i | h_2)P(h_2)}$$

Ο κανόνας μας δίνει την δυνατότητα να προσδιορίσουμε τις πιθανότητες των υποθέσεων δεδομένης της τιμής κάποιου δεδομένου,  $P(h_i|x_i)$ . Στο παράδειγμα μας το  $P(h_i|x_i)$  ονομάζεται εκ των υστέρων πιθανότητα, ενώ το  $P(h_i)$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα που σχετίζεται με την υπόθεση  $h_1$  \*  $P(x_i)$  ( $P(x_i)$  είναι η πιθανότητα να συμβεί το δεδομένο με τιμή  $x_i$ ) και  $P(x_i|h_i)$  είναι η υπό συνθήκη πιθανότητα να ικανοποιείται από την εγγραφή η δεδομένη πιθανότητα.

Από την ανάλυση της προσφοράς κάθε ‘ανεξάρτητου’ χαρακτηριστικού, καθορίζεται μια υπό συνθήκη πιθανότητα. Η κατηγοριοποίηση πραγματοποιείται από τον συνδυασμό της συνέπειας που έχουν τα διαφορετικά χαρακτηριστικά για την πρόβλεψη γίνεται. Δεδομένου μιας τιμής για ένα δεδομένο  $x_i$ , η πιθανότητα μιας εγγραφής  $t_i$  να ανήκει στην κατηγορία  $C_i$  περιγράφεται από την πιθανότητα  $P(C_i|x_i)$ . Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να καθορίσει τις πιθανότητες  $P(x_i)$ ,  $P(C_i)$  και  $P(x_i|C_i)$ . Από τις τιμές των παραπάνω πιθανοτήτων, ο κανόνας Bayes μας επιτρέπει να εκτιμήσουμε την εκ των υστέρων πιθανότητα  $P(C_i|x_i)$  και στην συνέχεια την πιθανότητα  $P(C_i|t_i)$ .

Για το σύνολο ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, ο απλοϊκός αλγόριθμος Bayes εκτιμά την εκ των προτέρων πιθανότητα  $P(C_i)$  για κάθε κατηγορία μετρώντας το πόσο συχνά εμφανίζεται κάθε κατηγορία στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Για κάθε χαρακτηριστικό  $x_i$ , η πιθανότητα  $P(x_i)$  καθορίζεται από τον αριθμό των εμφανίσεων κάθε τιμής του χαρακτηριστικού  $x_i$ . Με τον ίδιο τρόπο μπορεί να εκτιμηθεί και η πιθανότητα  $P(x_i|C_i)$ , μετρώντας δηλαδή την συχνότητα εμφάνισης κάθε τιμής στην κατηγορία στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Κατόπιν χρησιμοποιούμε τις πιθανότητες που παράχθηκαν με τον παραπάνω τρόπο όταν πρέπει να κατηγοριοποιηθεί μια νέα εγγραφή. Οι πιθανότητες χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της συμμετοχής της υπό μελέτης εγγραφής σε μια κατηγορία.

Με την κατηγοριοποίηση μια νέας εγγραφής, η εκ των προτέρων και η υπό συνθήκη πιθανότητες που δημιουργήθηκαν από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη. Ας υποθέσουμε έχουμε μια εγγραφή  $t_i$  που έχει  $p$  διαφορετικές τιμές χαρακτηριστικών ( $x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ip}$ ). Από την φάση της περιγραφής γνωρίζουμε την τιμή της πιθανότητας  $P(x_{ik}|C_j)$  και στην συνέχεια υπολογίζουμε την τιμή της πιθανότητας  $P(t_i|C_j)$  με την χρήση του τύπου:

$$P(t_i | C_j) = \prod_{k=1}^p P(x_{ik} | C_j)$$

Έτσι έχουμε στη διάθεση μας τις εκ των προτέρων πιθανότητες  $P(C_j)$  για κάθε κατηγορία και την υπό συνθήκη πιθανότητα  $P(t_i|C_j)$ . Για τον υπολογισμό της πιθανότητας  $P(t_i)$  πρέπει να υπολογίσουμε την πιθανοφάνεια για το ότι το  $t_i$  ανήκει στην κάθε κατηγορία. Αυτό μπορεί να γίνει με την εύρεση της πιθανοφάνειας ότι η πλειάδα ανήκει στην συγκεκριμένη κατηγορία και στην συνέχεια να προστεθούν όλες αυτές η τιμές. Το γινόμενο των υπό συνθήκη πιθανοτήτων για κάθε τιμή του χαρακτηριστικού μας δίνει την πιθανότητα το  $t_i$  να ανήκει σε μια κατηγορία. Έπειτα υπολογίζουμε την εκ των προτέρων πιθανότητα  $P(C_j|t_i)$  για κάθε κατηγορία. Η κατηγορία που θα προκύψει με την μεγαλύτερη πιθανότητα είναι αυτή που επιλέγεται για την εγγραφή.

## Κεφάλαιο 6<sup>ο</sup> Παραδείγματα Εφαρμογής των Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης

Τα παραδείγματα εφαρμογής των τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης υλοποιήθηκαν στην πλατφόρμα SageMaker της Amazon. Το SageMaker πρόκειται για μια cloud Machine-Learning πλατφόρμα που κυκλοφόρησε τον Νοέμβριο του 2017. Η πλατφόρμα δίνει την δυνατότητα στους χρήστες της να δημιουργήσουν, να εκπαιδεύσουν και να αναπτύξουν μοντέλα Machine-Learning στο cloud. Ακόμα οι χρήστες έχουν στην διάθεση τους ένα πλήθος αλγορίθμων Machine-Learning που είναι ενσωματωμένοι στο SageMaker και μπορούν να εκπαιδεύσουν με δικά τους δεδομένα. Στην συνέχεια θα δούμε 4 παραδείγματα που αφορούν στην εφαρμογή των τεχνικών:

- Αλγόριθμος k-NN
- Naïve Bayes Classifier
- Αλγόριθμος Support Vector Machine (SVM)
- Αλγόριθμος Decision Tree

### 6.1 Παράδειγμα αλγορίθμου k-NN

Για το παράδειγμα μας, χρησιμοποιήσαμε το coverytype dataset του UCI Machine Learning Repository, του οποίου το πνευματικά δικαιώματα ανήκουν στον Jock A. Blackard και στο Πανεπιστήμιο του Colorado. Πρόκειται για ένα σύνολο δεδομένων με ετικέτα (labeled dataset) όπου κάθε εγγραφή περιγράφει μια γεωγραφική περιοχή και η ετικέτα τον τύπο της δασικής κάλυψης κάθε περιοχής. Τα χαρακτηριστικά από τα οποία αποτελείται κάθε γεωγραφική περιοχή είναι:

- Υψόμετρο
- Όψη σε βαθμούς Αζιμούθιου
- Κλίση εδάφους
- Οριζόντια απόσταση από τις πλησιέστερες υδάτινες επιφάνειες
- Κάθετη απόσταση από τις πλησιέστερες υδάτινες επιφάνειες
- Οριζόντια απόσταση από κοντινούς δρόμους
- Σκιά των λόφων στις 09:00 π.μ. κατά το θερινό ηλιοστάσιο
- Σκιά των λόφων στις 12:00 π.μ. κατά το θερινό ηλιοστάσιο
- Σκιά των λόφων στις 15:00 μ.μ. κατά το θερινό ηλιοστάσιο
- Οριζόντια απόσταση από τα πλησιέστερα σημεία ανάφλεξης πυρκαγιάς
- Τύπος αγριότητας της περιοχής (για κάθε γεωγραφική περιοχή ορίζονται 4 στήλες τύπου αγριότητας περιοχής στις οποίες η τιμή είναι 0 εάν δεν είναι αυτού του τύπου και 1 εάν είναι)
- Τύπος εδάφους (για κάθε γεωγραφική περιοχή ορίζονται 40 στήλες τύπου εδάφους στις οποίες η τιμή είναι 0 εάν δεν είναι αυτού του τύπου και 1 εάν είναι)

Για τον τύπο δασικής κάλυψης υπάρχουν 7 διαφορετικές επιλογές. Στόχος μας είναι να λύσουμε το πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών κατηγοριών χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο k-NN. Το dataset αποτελείται από ένα σύνολο 581.000 εγγραφών. Στο πρόγραμμα εκχωρούμε τα δεδομένα τα οποία διαχωρίζουμε τυχαία σε αναλογία 90% (522.900 εγγραφές) ως training data, σε δεδομένα δηλαδή μέσα από τα οποία θα εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος k-NN και σε 10% (58.100) ως test data, στα δεδομένα τα οποία θα ελέγξει ο αλγόριθμός με βάση τα δεδομένα που εκπαιδεύτηκε.

```
In [1]: %%bash
wget 'https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/covtype/covtype.data.gz'
mkdir -p /tmp/covtype/raw
mv covtype.data.gz /tmp/covtype/raw/covtype.data.gz

--2021-04-03 16:56:13-- https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/covtype/covtype.data.gz
Resolving archive.ics.uci.edu (archive.ics.uci.edu)... 128.195.10.252
Connecting to archive.ics.uci.edu (archive.ics.uci.edu)|128.195.10.252|:443... connected.
HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
Length: 11240707 (11M) [application/x-httpd-php]
Saving to: 'covtype.data.gz'

 0K ..... 0% 157K 70s
 50K ..... 0% 317K 52s
100K ..... 1% 50.4M 35s
150K ..... 1% 319K 34s
200K ..... 2% 29.8M 27s
250K ..... 2% 54.3M 23s
300K ..... 3% 37.5M 19s
350K ..... 3% 50.0M 17s
400K ..... 4% 325K 19s
```

```
In [2]: import boto3

region = boto3.Session().region_name

# S3 bucket where the original covtype data is downloaded and stored.
downloaded_data_bucket = f"jumpstart-cache-prod-{region}"
downloaded_data_prefix = "1p-notebooks-datasets/covtype"
s3 = boto3.client("s3")
s3.download_file(download_data_bucket, f"{downloaded_data_prefix}/covtype.data.gz", "covtype.data.gz")
```

```
In [3]: import numpy as np
import os

data_dir = "/tmp/covtype/"
processed_subdir = "standardized"
raw_data_file = os.path.join(data_dir, "raw", "covtype.data.gz")
train_features_file = os.path.join(data_dir, processed_subdir, "train/csv/features.csv")
train_labels_file = os.path.join(data_dir, processed_subdir, "train/csv/labels.csv")
test_features_file = os.path.join(data_dir, processed_subdir, "test/csv/features.csv")
test_labels_file = os.path.join(data_dir, processed_subdir, "test/csv/labels.csv")

# read raw data
print("Reading raw data from {}".format(raw_data_file))
raw = np.loadtxt(raw_data_file, delimiter=',')

# split into train/test with a 90/10 split
np.random.seed(0)
np.random.shuffle(raw)
train_size = int(0.9 * raw.shape[0])
train_features = raw[:train_size, :-1]
train_labels = raw[:train_size, -1]
test_features = raw[train_size:, :-1]
test_labels = raw[train_size:, -1]

Reading raw data from /tmp/covtype/raw/covtype.data.gz
```

```
In [4]: import io
import sagemaker.amazon.common as smac

print("train_features shape = ", train_features.shape)
print("train_labels shape = ", train_labels.shape)

buf = io.BytesIO()
smac.write_numpy_to_dense_tensor(buf, train_features, train_labels)
buf.seek(0)

train_features shape = (522910, 54)
train_labels shape = (522910,)
```

```
In [5]: import boto3
import os
import sagemaker

bucket = "myexampdata" # modify to your bucket name
prefix = "knn-blog-2018-04-17"
key = "recordio-pb-data"

boto3.resource("s3").Bucket(bucket).Object(os.path.join(prefix, "train", key)).upload_fileobj(buf)
s3_train_data = f"s3://{bucket}/{prefix}/train/{key}"
print(f"uploaded training data location: {s3_train_data}")

uploaded training data location: s3://myexampdata/knn-blog-2018-04-17/train/recordio-pb-data
```

```
In [6]: print(f"test_features shape = {test_features.shape}")
print(f"test_labels shape = {test_labels.shape}")

buf = io.BytesIO()
smac.write_numpy_to_dense_tensor(buf, test_features, test_labels)
buf.seek(0)

boto3.resource("s3").Bucket(bucket).Object(os.path.join(prefix, "test", key)).upload_fileobj(buf)
s3_test_data = f"s3://{bucket}/{prefix}/test/{key}"
print(f"uploaded test data location: {s3_test_data}")

test_features shape = (58102, 54)
test_labels shape = (58102,)
uploaded test data location: s3://myexampdata/knn-blog-2018-04-17/test/recordio-pb-data
```

Στην συνέχεια έχουμε την διαδικασία της εκπαίδευσης που καθοδηγείται από ένα σύνολο δεδομένων με ετικέτες και υπερπαραμέτρους προκειμένου να εξάγει ένα μοντέλο μάθησης. Με την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης, το μοντέλο μάθησης είναι σε θέση να επιστρέψει μια πρόβλεψη σχετικά με μια εγγραφή που δεν ορίζεται ο τύπος δασικής κάλυψης. Στο Amazon SageMaker αυτή η εκπαίδευση γίνεται μέσω ενός αντικειμένου που ονομάζεται εκτιμητής (estimator). Κατά την ρύθμιση του εκτιμητή καθορίζουμε την θέση του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, τη διαδρομή κατά την οποία το μοντέλο θα σειριοποιηθεί, γενικές υπερπαραμέτρους και τις υπερπαραμέτρους του k-NN. Οι υπερπαραμέτροι του k-NN που δώσαμε στο πρόγραμμα είναι:

- K = 10
- Μέγεθος δείγματος: 200000
- Αριθμός χαρακτηριστικών για τα δεδομένα που θα εξεταστούν: 54
- Τύπος προγνωστικού: Κατηγοριοποιητής

Μόλις αρχίσει η εκτίμηση από τον εκτιμητή, μπορούμε να καλέσουμε τη μέθοδο προσαρμογής για να κάνουμε την πραγματική εκπαίδευση.

```
In [7]: import matplotlib.pyplot as plt

import sagemaker
from sagemaker import get_execution_role
from sagemaker.serializers import CSVSerializer
from sagemaker.deserializers import JSONDeserializer

from sagemaker.amazon.amazon_estimator import get_image_uri

def trained_estimator_from_hyperparams(s3_train_data, hyperparams, output_path, s3_test_data=None):
    """
    Create an Estimator from the given hyperparams, fit to training data,
    and return a deployed predictor

    """
    # specify algorithm containers. These contain the code for the training job
    containers = {
        'us-west-2': '174872318107.dkr.ecr.us-west-2.amazonaws.com/knn:1',
        'us-east-1': '382416733822.dkr.ecr.us-east-1.amazonaws.com/knn:1',
        'us-east-2': '404615174143.dkr.ecr.us-east-2.amazonaws.com/knn:1',
        'eu-west-1': '438346466558.dkr.ecr.eu-west-1.amazonaws.com/knn:1',
        'ap-northeast-1': '351501993468.dkr.ecr.ap-northeast-1.amazonaws.com/knn:1',
        'ap-northeast-2': '835164637446.dkr.ecr.ap-northeast-2.amazonaws.com/knn:1',
        'ap-southeast-2': '712309505854.dkr.ecr.ap-southeast-2.amazonaws.com/knn:1'}

    # set up the estimator
    knn = sagemaker.estimator.Estimator(
        get_image_uri(boto3.Session().region_name, "knn"),
        get_execution_role(),
        instance_count=1,
        instance_type="ml.m5.2xlarge",
        output_path=output_path,
        sagemaker_session=sagemaker.Session(),
    )
    knn.set_hyperparameters(**hyperparams)

    # train a model. fit_input contains the locations of the train and test data
    fit_input = {"train": s3_train_data}
    if s3_test_data is not None:
        fit_input["test"] = s3_test_data
    knn.fit(fit_input)
    return knn
```

```
# set up the estimator
knn = sagemaker.estimator.Estimator(
    get_image_uri(boto3.Session().region_name, "knn"),
    get_execution_role(),
    instance_count=1,
    instance_type="ml.m5.2xlarge",
    output_path=output_path,
    sagemaker_session=sagemaker.Session(),
)
knn.set_hyperparameters(**hyperparams)

# train a model. fit_input contains the locations of the train and test data
fit_input = {"train": s3_train_data}
if s3_test_data is not None:
    fit_input["test"] = s3_test_data
knn.fit(fit_input)
return knn
```

```
In [8]: hyperparams = {"feature_dim": 54, "k": 10, "sample_size": 200000, "predictor_type": "classifier"}
output_path = f"s3://{bucket}/{prefix}/default_example/output"
knn_estimator = trained_estimator_from_hyperparams(
    s3_train_data, hyperparams, output_path, s3_test_data
)
```

```
The method get_image_uri has been renamed in sagemaker>=2.
See: https://sagemaker.readthedocs.io/en/stable/v2.html for details.
Defaulting to the only supported framework/algorithm version: 1. Ignoring framework/algorithm version: 1.
```

```
2021-04-03 16:57:11 Starting - Starting the training job...
2021-04-03 16:57:14 Starting - Launching requested ML instancesProfilerReport-1617469030: InProgress
.....
2021-04-03 16:58:28 Starting - Preparing the instances for training...
2021-04-03 16:59:05 Downloading - Downloading input data
```

```
2021-04-03 17:00:32 Uploading - Uploading generated training model
2021-04-03 17:00:32 Completed - Training job completed
Training seconds: 86
Billable seconds: 86
```

Τώρα που έχουμε ένα εκπαιδευμένο μοντέλο είμαστε έτοιμοι να βγάλουμε συμπεράσματα. Το αντικείμενο `knn_estimator` περιέχει όλες τις πληροφορίες που χρειάζονται για την φιλοξενία του μοντέλου.



```
In [9]: def predictor_from_estimator(knn_estimator, estimator_name, instance_type, endpoint_name=None):
        knn_predictor = knn_estimator.deploy(
            initial_instance_count=1, instance_type=instance_type, endpoint_name=endpoint_name
        )
        knn_predictor.serializer = CSVSerializer()
        knn_predictor.deserializer = JSONDeserializer()
        return knn_predictor
```

```
In [10]: import time

instance_type = "ml.m4.xlarge"
model_name = "knn_%s" % instance_type
endpoint_name = "knn-ml-m4-xlarge-%s" % (str(time.time()).replace(".", "-"))
print("setting up the endpoint..")
predictor = predictor_from_estimator(
    knn_estimator, model_name, instance_type, endpoint_name=endpoint_name
)

setting up the endpoint..
-----!
```

Εφόσον πλέον έχουμε τον predictor μας, μπορούμε να τον χρησιμοποιήσουμε για τα test data μας. Ο παρακάτω κώδικας εκτελείται για τα test data και υπολογίζει την ακρίβεια και μέση καθυστέρηση. Τα test data χωρίζονται σε 100 παρτίδες (batches) των 580 εγγραφών. Κατόπιν κάθε παρτίδα ελέγχεται από το πρόγραμμα προκειμένου να γίνει η λήψη των προβλέψεων. Μόλις έχουμε τις προβλέψεις για όλες τις παρτίδες υπολογίζουμε την ακρίβεια τους βάση των πραγματικών ετικετών των test data.

```
In [11]: batches = np.array_split(test_features, 100)
print(f"data split into 100 batches, of size {batches[0].shape[0]}")

# obtain an np array with the predictions for the entire test set
start_time = time.time()
predictions = []
for batch in batches:
    result = predictor.predict(batch, initial_args={"ContentType": "text/csv"})
    cur_predictions = np.array(
        [result["predictions"][i]["predicted_label"] for i in range(len(result["predictions"]))]
    )
    predictions.append(cur_predictions)
predictions = np.concatenate(predictions)
run_time = time.time() - start_time

test_size = test_labels.shape[0]
num_correct = sum(predictions == test_labels)
accuracy = num_correct / float(test_size)
print("time required for predicting %d data point: %.2f seconds" % (test_size, run_time))
print("accuracy of model: %.1f%" % (accuracy * 100))

data split into 100 batches, of size 582.
time required for predicting 58102 data point: 46.33 seconds
accuracy of model: 92.2%
```

Παρατηρούμε πως το αποτέλεσμα με την χρήση του αλγόριθμου k-NN είναι πάρα πολύ πετυχημένο μιας και η ακρίβεια του αγγίζει το 92% για την εύρεση του τύπου δασικού καλύμματος που πρέπει να έχει κάθε γεωγραφική περιοχή (που βρίσκεται στο test data) για k = 10 πλησιέστερους γείτονες.

## 6.2 Παράδειγμα αλγορίθμου Naive Bayes Classifier

Στο παράδειγμα μας θα μελετήσουμε τον Gaussian Naive Bayes Classifier. Στο παράδειγμα μας θα μελετήσουμε τον Gaussian Naive Bayes Classifier. Ένας εξαιρετικά γρήγορος τρόπος για να δημιουργήσετε ένα απλό μοντέλο είναι να υποθέσετε ότι τα δεδομένα περιγράφονται από μια κατανομή Gauss χωρίς καμία συν διακύμανση μεταξύ των διαστάσεων. Αυτό το μοντέλο μπορεί να προσαρμοστεί απλά βρίσκοντας τη μέση και τυπική απόκλιση των σημείων σε κάθε ετικέτα, το μόνο που χρειάζεστε για να ορίσετε μια τέτοια κατανομή. Το αποτέλεσμα αυτής της αφελούς υπόθεσης Gauss φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:

```
from sklearn.datasets import make_blobs
X, y = make_blobs(100, 2, centers=2, random_state=2, cluster_std=1.5)

fig, ax = plt.subplots()

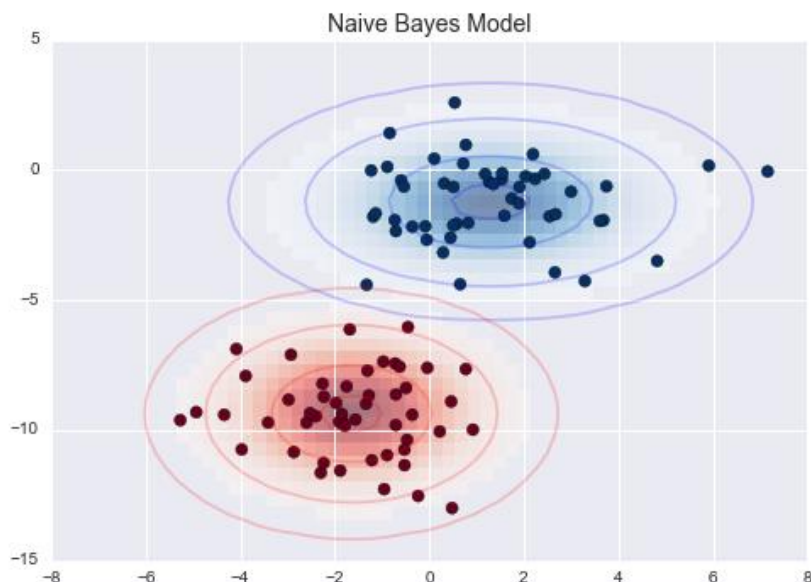
ax.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='RdBu')
ax.set_title('Naive Bayes Model', size=14)

xlim = (-8, 8)
ylim = (-15, 5)

xg = np.linspace(xlim[0], xlim[1], 60)
yg = np.linspace(ylim[0], ylim[1], 40)
xx, yy = np.meshgrid(xg, yg)
Xgrid = np.vstack([xx.ravel(), yy.ravel()]).T

for label, color in enumerate(['red', 'blue']):
    mask = (y == label)
    mu, std = X[mask].mean(0), X[mask].std(0)
    P = np.exp(-0.5 * (Xgrid - mu) ** 2 / std ** 2).prod(1)
    Pm = np.ma.masked_array(P, P < 0.03)
    ax.pcolorfast(xg, yg, Pm.reshape(xx.shape), alpha=0.5,
                  cmap=color.title() + 's')
    ax.contour(xx, yy, P.reshape(xx.shape),
               levels=[0.01, 0.1, 0.5, 0.9],
               colors=color, alpha=0.2)

ax.set(xlim=xlim, ylim=ylim)
```



Οι ελλείψεις εδώ αντιπροσωπεύουν το μοντέλο παραγωγής Gauss για κάθε ετικέτα, με μεγαλύτερη πιθανότητα προς το κέντρο των ελλείψεων. Με αυτό το γενεσιουργό μοντέλο για κάθε τάξη, έχουμε μια απλή συνταγή για τον υπολογισμό της πιθανότητας  $P$  (χαρακτηριστικά  $|L1$ ) για οποιοδήποτε σημείο δεδομένων, και έτσι μπορούμε να υπολογίσουμε γρήγορα τον οπίσθιο λόγο και να καθορίσουμε ποια ετικέτα είναι η πιο πιθανή για ένα δεδομένο σημείο. Αυτή η διαδικασία εφαρμόζεται στον εκτιμητή `sklearn.naive_bayes.GaussianNB` της Scikit-Learn:

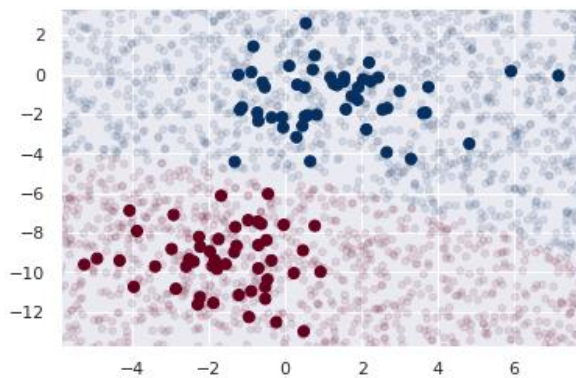
```
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
model = GaussianNB()
model.fit(X, y);
```

Τώρα ας δημιουργήσουμε μερικά νέα δεδομένα και προβλέψουμε την ετικέτα:

```
rng = np.random.RandomState(0)
Xnew = [-6, -14] + [14, 18] * rng.rand(2000, 2)
ynew = model.predict(Xnew)
```

Τώρα μπορούμε να σχεδιάσουμε αυτά τα νέα δεδομένα για να έχουμε μια ιδέα για το πού βρίσκεται το όριο απόφασης:

```
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, s=50, cmap='RdBu')
lim = plt.axis()
plt.scatter(Xnew[:, 0], Xnew[:, 1], c=ynew, s=20, cmap='RdBu', alpha=0.1)
plt.axis(lim);
```



Βλέπουμε ένα ελαφρώς καμπυλόγραμμο όριο στις ταξινομήσεις, σε γενικές γραμμές το όριο στον Naive Gauss του Bayes είναι τετραγωνικό. Ένα ωραίο κομμάτι αυτού του φορμαλισμού Bayes είναι ότι επιτρέπει φυσικά την ταξινόμηση πιθανοτήτων, την οποία μπορούμε να υπολογίσουμε χρησιμοποιώντας τη μέθοδο `predict_proba`:

```
yprob = model.predict_proba(Xnew)
yprob[-8:].round(2)
```

```
array([[0.89, 0.11],
       [1. , 0. ],
       [1. , 0. ],
       [1. , 0. ],
       [1. , 0. ],
       [1. , 0. ],
       [0. , 1. ],
       [0.15, 0.85]])
```

Οι στήλες δίνουν τις οπίσθιες πιθανότητες της πρώτης και της δεύτερης ετικέτας, αντίστοιχα. Αν ψάχνετε για εκτιμήσεις αβεβαιότητας στην ταξινόμησή σας, οι Bayesian προσεγγίσεις όπως αυτή μπορεί να είναι μια χρήσιμη προσέγγιση.

Φυσικά, η τελική ταξινόμηση θα είναι εξίσου καλή με τις υποθέσεις των μοντέλων που οδηγούν σε αυτήν, γι' αυτό και ο αφελής Gauss από τον Gauss συχνά δεν παράγει πολύ καλά αποτελέσματα. Ακόμα, σε πολλές περιπτώσεις - ειδικά καθώς ο αριθμός των χαρακτηριστικών γίνεται μεγάλος - αυτή η υπόθεση δεν είναι αρκετά επιζήμια για να αποτρέψει τον Gaussian αφελές Bayes από το να είναι μια χρήσιμη μέθοδος.

### 6.3 Παράδειγμα αλγορίθμου Support Vector Machine (SVM)

Ο αλγόριθμος SVM εφαρμόζεται στην πράξη χρησιμοποιώντας πυρήνα. Ένας πυρήνας μετατρέπει έναν χώρο δεδομένων εισόδου στην απαιτούμενη μορφή. Το SVM χρησιμοποιεί μια τεχνική που ονομάζεται κόλπο πυρήνα. Ο πυρήνας παίρνει έναν χώρο εισόδου χαμηλής διάστασης και τον μετατρέπει σε χώρο μεγαλύτερης διάστασης. Με άλλα λόγια, μπορείτε να πούμε ότι μετατρέπει το μη διαχωρίσιμο πρόβλημα σε διαχωρίσιμα προβλήματα προσθέτοντας περισσότερη διάσταση σε αυτό. Είναι πιο χρήσιμο σε πρόβλημα μη γραμμικού διαχωρισμού. Το κόλπο του πυρήνα μας βοηθά να δημιουργήσουμε έναν πιο ακριβή ταξινομητή.

Το παράδειγμα μας αποτελείται από ένα σύνολο δεδομένων σχετικά με τον καρκίνο, το οποίο είναι ένα πολύ διάσημο πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών κατηγοριών. Αυτό το σύνολο δεδομένων υπολογίζεται από μια ψηφιοποιημένη εικόνα μιας λεπτής αναρρόφησης βελόνας (FNA) μάζας στήθους.

Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 30 χαρακτηριστικά (μέση ακτίνα, μέση υφή, μέση περίμετρος, μέση περιοχή, μέση ομαλότητα, μέση συμπύκνωση, μέση κοίλη, μέση κοίλα σημεία, μέση συμμετρία, μέση διάσταση fractal, σφάλμα ακτίνας, σφάλμα υφής, σφάλμα περιμέτρου, σφάλμα περιοχής, σφάλμα ομαλότητας, σφάλμα συμπαγής, σφάλμα κοίλης, σφάλμα κοίλων σημείων, σφάλμα συμμετρίας, σφάλμα διάστασης fractal, χειρότερη ακτίνα, χειρότερη υφή, χειρότερη περίμετρος, χειρότερη περιοχή, χειρότερη ομαλότητα, χειρότερη συμπαγή, χειρότερη κοίλη, χειρότερη κοίλη σημεία, χειρότερη συμμετρία και χειρότερη fractal διάσταση) και ένας στόχος (τύπος καρκίνου).

Αυτά τα δεδομένα έχουν δύο τύπους κατηγοριών καρκίνου: κακοήθη (επιβλαβή) και καλοήθη (όχι επιβλαβής). Θα δημιουργήσουμε ένα μοντέλο για την ταξινόμηση του τύπου του καρκίνου. Το σύνολο δεδομένων είναι διαθέσιμο στη βιβλιοθήκη scikit-learn ή μπορείτε επίσης να το κατεβάσετε από τη βιβλιοθήκη UCI Machine Learning.

### Φόρτωση των Δεδομένων

Ας φορτώσουμε πρώτα το απαιτούμενο σύνολο δεδομένων που θα χρησιμοποιήσετε..

```
#import scikit-learn dataset library
from sklearn import datasets

#Load dataset
cancer = datasets.load_breast_cancer()
```

### Εξερεύνηση των Δεδομένων

Αφού φορτώσουμε το σύνολο δεδομένων, ίσως θελήσουμε να μάθουμε λίγα περισσότερα γι' αυτό. Μπορούμε να ελέγξουμε τα ονόματα χαρακτηριστικών και στόχων.

```
# print the names of the 13 features
print("Features: ", cancer.feature_names)

# print the label type of cancer('malignant' 'benign')
print("Labels: ", cancer.target_names)
```

```
Features: ['mean radius' 'mean texture' 'mean perimeter' 'mean area'
'mean smoothness' 'mean compactness' 'mean concavity'
'mean concave points' 'mean symmetry' 'mean fractal dimension'
'radius error' 'texture error' 'perimeter error' 'area error'
'smoothness error' 'compactness error' 'concavity error'
'concave points error' 'symmetry error' 'fractal dimension error'
'worst radius' 'worst texture' 'worst perimeter' 'worst area'
'worst smoothness' 'worst compactness' 'worst concavity'
'worst concave points' 'worst symmetry' 'worst fractal dimension']
Labels: ['malignant' 'benign']
```

```
# print data(feature)shape
cancer.data.shape
```

```
(569, 30)
```

Μια καλή στρατηγική για την κατανόηση της απόδοσης του μοντέλου, είναι να διαχωρίσουμε το σετ δεδομένων σε σετ εκπαίδευσης(training data) και σετ δοκιμών (testing data).

```
# Import train_test_split function
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Split dataset into training set and test set
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(cancer.data, cancer.target,
test_size=0.3,random_state=109) # 70% training and 30% test
```

## Κεφάλαιο 7<sup>ο</sup> Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία έγινε αρχικά μια επισκόπηση των Πληροφοριακών Συστημάτων και της θεωρίας αποφάσεων. Στη συνέχεια, έγινε ανάλυση των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων. Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων εξοικονομούν πολύτιμο χρόνο δεδομένου ότι οι εκτελούμενες διεργασίες από αυτά θα απαιτούσαν πολλαπλάσιο χρονικό διάστημα έως την επίτευξή τους και προτείνουν λύσεις με όσο το δυνατό μικρότερο συντελεστή πιθανότητας λάθους.

Η εξέλιξη της τεχνολογίας είχε ως αποτέλεσμα την ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης και στα Πληροφοριακά Συστήματα. Τα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων αποτελούν μια πιο εξελιγμένη εκδοχή των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων με την προσθήκη τεχνικών και μεθοδολογιών της Τεχνητής Νοημοσύνης. Τέτοιες τεχνικές αποτελούν τα Νευρωνικά Δίκτυα, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, οι Ευφυείς Πράκτορες κ.λπ.

Έτσι, τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων απέκτησαν νέες δυνατότητες σχετικά με την εξαγωγή συμπερασμάτων και λήψης αποφάσεων, αυξάνοντας την ακρίβεια, την αξιοπιστία και τη χρηστικότητα του συστήματος. Οι ευφυείς τεχνικές προσφέρουν μια πολύπλευρη βοήθεια στη λήψη αποφάσεων. Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων αποτελούν πλέον βασικό κομμάτι των επιχειρήσεων. Όσες επιχειρήσεις χρησιμοποιούν τα συστήματα αυτά είναι πολύ πιο ανταγωνιστικές συγκριτικά με αυτές που δεν τα χρησιμοποιούν. Μελλοντικά, είναι πολύ πιθανό να δούμε ακόμα συντονισμένα και αποτελεσματικά μοντέλα Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων.

Σήμερα τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων παίζουν σημαντικό ρόλο σε διάφορους τομείς όπως: γεωργία, ιατρική, αεροπλοΐα, ναυτιλία, τράπεζες κ.α. σχετικά με την λήψη αποφάσεων. Κάθε επιχείρηση χρησιμοποιεί τέτοια συστήματα ανάλογα με τις ανάγκες της. Αν μια επιχείρηση χρειάζεται ένα σύστημα για την επίλυση απλών και καθημερινών προβλημάτων θα χρησιμοποιήσει ένα απλό Συστήμα Υποστήριξης Αποφάσεων. Αν όμως η επιχείρηση έχει να λύσει πιο περίπλοκα προβλήματα και χρειάζεται ένα σύστημα που για να κάνει μια πρόβλεψη ή να εξάγει κάποιο αποτέλεσμα πρέπει να αναλύσει και να συγκρίνει ένα μεγάλο πλήθος από προηγούμενα δεδομένα παρόμοιας κατάστασης θα χρησιμοποιήσει ένα Ευφυή Συστήμα Υποστήριξης Αποφάσεων. Μερικά παραδείγματα Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων είναι:

- DSSAT (Decision Support System Agrotechnology Transfer)
- An airport gate assignment display system at O'Hare and Stapleton Airports
- A fishing ground prediction system at East China fishing center prediction

## Βιβλιογραφία

1. Βεργάκης, Π., (2015). «Νοημοσύνη και Ανάπτυξη», westcult.gr
2. Γεωργούλη, Κ., (2015). Τεχνητή Νοημοσύνη Μια Εισαγωγική Προσέγγιση. Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, www.kallipos.gr
3. Δουλγέρης, Χ., Μητρόπουλος, Σ., (2015). Πληροφοριακά Συστήματα στο Διαδίκτυο Εφαρμογές, Ανάπτυξη, Υποδομές, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, www.kallipos.gr
4. Δρόσος, Δ., Βουγιούκας, Δ., Καλλίγερος, Ε., Κοκολάκης, Σ., Σκιάνης, Χ., (2015). Εισαγωγή στην Επιστήμη των Υπολογιστών, www.kallipos.gr
5. Δουκίδης, Γ., (2011). Καινοτομία, Στρατηγική, Ανάπτυξη και Πληροφοριακά Συστήματα. Εκδόσεις Ι. Σιδέρης, Αθήνα
6. Καρανικόλας, Γ., (2004). Ο Στρατηγικός Ρόλος των Πληροφοριακών Συστημάτων. (Πτυχιακή Εργασία). Πανεπιστήμιο Αιγαίου. Χίος
7. Κύρκος, Ε.,(2015). Επιχειρηματική Ευφυΐα και Εξόρυξη Δεδομένων. Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, www.kallipos.gr
8. Ματσατσίνης, Ν., (2010). Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων. Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών, Αθήνα
9. Μητάκος, Θ., (2015). Πληροφοριακά Συστήματα Διοίκησης. Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, www.kallipos.gr
10. Μίνο, Χ., Παυλίδου, Ι.,(2017). Χρήση των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων στις Επιχειρήσεις. (Πτυχιακή Εργασία). Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Δυτικής Ελλάδας, Πάτρα
11. Παντίδου,(2011). Μεθοδολογίες Ανάπτυξης Ευφύων Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων (Πτυχιακή Εργασία).Τ.Ε.Ι. Καβάλας
12. Παρασκευόπουλος, Ι.(1994).Ψυχολογία Ατομικών Διαφορών, Αθήνα, Ελληνικά Γράμματα. Α.Ε
13. Ρίζος, Γ.,(1996). Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Θεωρία και Εφαρμογές, Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών, Αθήνα 1996.
14. Τζωρτζάκης, Κ. & Τζωρτζάκης, Α. (2007). Οργάνωση και Διοίκηση. Αθήνα
15. Χατζόγλου, Π.,(1994). Τεχνικές Ανάλυσης & σχεδίασης πληροφοριακών Συστημάτων, Εκδόσεις ΙΩΝ, Αθήνα, 1994.
16. Χουντής, Π.,(2004). Χρήση Ευφύων Πρακτόρων σε Εκπαιδευτικό Σύστημα Βασισμένο στον Παγκόσμιο Ιστό. (Μεταπτυχιακή Εργασία). Πανεπιστήμιο Πατρών. Πάτρα
17. Gorry, G. A., & Scott Morton, M. S. (1971). A Framework for Management Information Systems. Sloan Management Review
18. Kaklauskas, A., (2015). Intelligent Decision Support Systems. Biometric and Intelligent Decision Making Support, Intelligent Systems Reference Library 81

19. Kenneth C. Laudon, Jane Laudon, Συστήματα Πληροφοριών Διοίκησης (MIS) Τέταρτη Αμερικανική Έκδοση, Εκδόσεις ΚΛΕΙΔΑΡΙΘΜΟΣ.
20. Khurana, D., Koli, A., Khatter, K. and Singh, S. (2018). Natural Language Processing: State Of The Art, Current Trends and Challenges. Faridabad.
21. Kumar, R. (2017). Machine Learning and Cognition in Enterprises. Berkeley, CA: Apress.
22. Liddy E. (2001). Natural Language Processing. In: Encyclopedia of Library and Information Science, 2nd ed. NY: Marcel Decker Inc
23. Little, J.D.C., "Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus," Manage Sci
24. Luckin, R., Wayne, H. , Griffiths, M., Forcier, L.B.(2016).Intelligence Unleashed.
25. Russell, S. & Norvig, P., (2004).Τεχνητή Νοημοσύνη μια σύγχρονη προσέγγιση. Δεύτερη Αμερικάνικη Έκδοση, Εκδόσεις Κλειδάριθμος
26. Sauter, V. (1997). Decision Support Systems. New York, NY: John Wiley and Sons Inc
27. Simon, H. A. (1977). The New Science of Management Decision. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
28. Stan Geertman, John Stillwell, Planning Support Systems Best Practice and New Methods, 2009, Εκδόσεις Springer Science & Business Media
29. Sycara, K. (1995). Intelligent Agents and the Information Revolution. UNICOM Seminar on Intelligent Agents and their Business Applications , November London