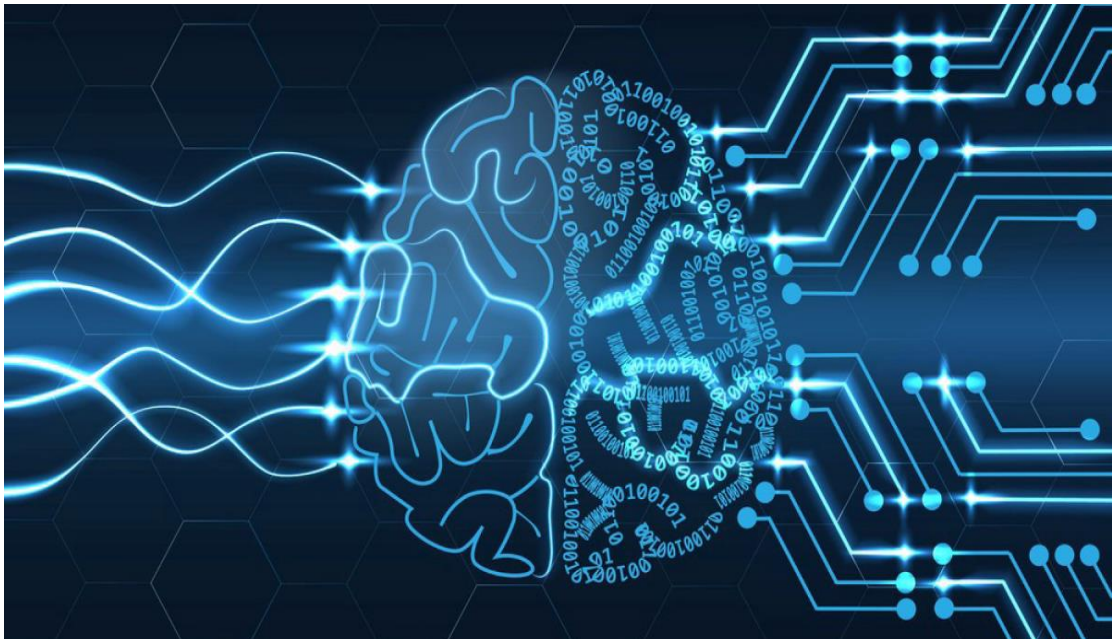


ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΜΟΤΙΒΩΝ ΜΕΣΩ ΜΕΘΟΔΩΝ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ



ΟΝΟΜΑ: ΣΤΑΘΟΠΟΥΛΟΥ ΜΑΡΙΝΑ

ΑΜ:7786

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: ΘΕΟΦΑΝΗΣ ΑΡΑΒΑΝΗΣ

ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΟΣ ΥΠΟΤΡΟΦΟΣ

ΠΑΤΡΑ 2022

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα πτυχιακή εργασία εκπονήθηκε στο Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών Τ.Ε. του Πανεπιστημίου Πελοποννήσου και έχει ως θέμα την «Αναγνώριση Μοτίβων μέσω μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης».

Πιο συγκεκριμένα έχει ως σκοπό να παρουσιάσει τη μείζουσα σημασία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στη σύγχρονη εποχή. Με βάση τη συγγραφή ενός κώδικα σε Python θα αναγνωρίζονται ακόμα και θα προβλέπονται αστοχίες σε υλικά, ακόμα και καρκινικοί όγκοι αναλύοντας ένα σύνολο από εξετάσεις μέσω του εντοπισμού ενός κοινού μοτίβου σε αυτές.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον επιβλέποντα καθηγητή Αραβανή Θεοφάνη, ο οποίος με την κατάλληλη καθοδήγηση με βοήθησε στη διεκπεραίωση της ακόλουθης εργασίας.

Επιπλέον θα επιθυμούσα να ευχαριστήσω τα μέλη της επιτροπής, καθώς και την οικογένεια και τους φίλους μου για τη συμβολή τους στα φοιτητικά μου χρόνια.

Υπεύθυνη Δήλωση Φοιτητή: Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Φοιτητής έχω επίγνωση των συνεπειών του Νόμου περί λογοκλοπής και δηλώνω υπεύθυνα ότι είμαι συγγραφέας αυτής της Διπλωματικής Εργασίας, έχω δε αναφέρει στην Βιβλιογραφία μου όλες τις πηγές τις οποίες χρησιμοποίησα και έλαβα ιδέες ή δεδομένα. Δηλώνω επίσης ότι, οποιοδήποτε στοιχείο ή κείμενο το οποίο έχω ενσωματώσει στην εργασία μου προερχόμενο από Βιβλία ή άλλες εργασίες ή το διαδίκτυο, γραμμένο ακριβώς ή παραφρασμένο, το έχω πλήρως αναγνωρίσει ως πνευματικό έργο άλλου συγγραφέα και έχω αναφέρει ανελλιπώς το όνομά του και την πηγή προέλευσης.

Η Φοιτήτρια

Μαρίνα Σταθοπούλου



(Υπογραφή)

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα πτυχιακή εργασία στόχος είναι η ανάπτυξη και η μελέτη ενός κώδικα εντοπισμού των όποιων αλλοιώσεων μπορούν να εντοπιστούν σε μηχανολογικά εξαρτήματα. Πιο συγκεκριμένα θα γίνει μια προσπάθεια ταξινόμησης των αστοχιών σε μηχανολογικά εξαρτήματα μέσω ενός κοινού μοτίβου. Η μελέτη βασίζεται σε ήδη υπάρχουσες επιστημονικές γνώσεις γύρω από την γραφή κώδικα αυτόματης αναγνώρισης εικόνων. Η μέθοδος που επιλέχθηκε για το σκοπό της ταξινόμησης είναι αυτή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων με τη χρήση της βιβλιοθήκης TensorFlow σε περιβάλλον Python. Θα μπορούσε ακόμα να χρησιμοποιηθεί ως μέθοδος αξιολόγησης σε γραμμές μαζικής παραγωγής μηχανολογικών εξαρτημάτων, χωρίς να χρειάζεται να επέμβει ο ανθρώπινος παράγοντας.

Στο πρώτο κεφάλαιο ορίζεται η έννοια της Τεχνητής Νοημοσύνης, παρουσιάζονται οι προσεγγίσεις της και γίνεται μια αναδρομή στην έννοια αυτή σε βάθος χρόνου.

Στο δεύτερο κεφάλαιο, αναλύονται διεξοδικά τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, αρχικά παρουσιάζεται ένα σχήμα και η λειτουργία των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Στη συνέχεια, παραθέτεται ένα μοντέλο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων εξετάζεται λεπτομερώς, κατονομάζονται οι ιδιότητες και οι εφαρμογές του.

Στο τρίτο κεφάλαιο, επισημαίνονται βασικές έννοιες όπως αυτές της αστοχίας του υλικού στο πέρασμα του χρόνου, οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν και θα εντοπιστούν από τον κώδικα που θα αναπτύξουμε.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η πειραματική διαδικασία για την υλοποίηση του συστήματος ταξινόμησης με λεπτομέρειες σχετικά με τα δεδομένα, τις διάφορες τεχνικές επεξεργασίας εικόνας και τις μεθόδους βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν, αναλύεται ο κώδικας σε γλώσσα Python και σχολιάζονται οι εντολές που χρησιμοποιήθηκαν μία προς μία.

Στο πέμπτο και τελευταίο κεφάλαιο παρατίθενται τα συμπεράσματα που εξάγονται με βάση τα αποτελέσματα αυτά καθώς και μία πρόβλεψη για την εξέλιξη των νευρωνικών δικτύων.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Πρόλογος.....	iii
Περίληψη.....	v
Συμβολισμοί.....	ix
Εισαγωγή.....	1
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη	
1.1 Ορισμός.....	3
1.2 Προσεγγίσεις.....	5
1.3 Δοκιμασία Turing.....	6
1.4 Ιστορική Αναδρομή.....	7
1.5 Η Τεχνητή Νοημοσύνη Σήμερα.....	12
1.6 Η Τεχνητή Νοημοσύνη στις επιχειρήσεις.....	15
1.7 Έρευνα.....	16
1.8 Επίλογος.....	17
Κεφάλαιο 2: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	
2.1 Εισαγωγή.....	19
2.2 Νευρωνικά Δίκτυα.....	19
2.3 Ιστορική Αναδρομή.....	20
2.4 Ανθρώπινοι και Τεχνητοί Νευρώνες.....	23
2.4.1 Διαδικασία Μάθησης Ανθρώπινου Εγκεφάλου.....	23
2.4.2 Σύγκριση Βιολογικού – Τεχνητού Νευρώνα.....	24
2.5 Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα.....	25
2.6 Διαδικασίες Μάθησης.....	28
2.6.1 Βαθμολογημένη Μάθηση.....	29
2.6.2 Μάθηση Με Επίβλεψη.....	30
2.6.3 Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη.....	31
2.7 Αξιολόγηση.....	32
Κεφάλαιο 3: Αστοχίες Υλικών	
3.1 Εισαγωγή.....	34
3.2 Εποχή του Λίθου.....	34
3.3 Εποχή του Σιδήρου.....	36
3.4 Εποχή του Ατόμου.....	39

3.5 Σημερινή Εποχή.....	44
3.6 Αστοχίες Επιφάνειας.....	45
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Υλοποίηση Νευρωνικού Δικτύου	
4.1 Εισαγωγή.....	47
4.2 Επεξεργασία Συνόλων Εκπαίδευσης και Αξιολόγησης.....	51
4.3 Κατασκευή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.....	52
4.4 Εκπαίδευση του ΤΝΔ.....	54
4.5 Εκτιμήσεις με Χρήση του Εκπαιδευμένου ΤΝΔ.....	58
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και Προοπτικές	
5.1 Συμπεράσματα Εργασίας.....	62
5.2 Εξέλιξη Νευρωνικών Δικτύων.....	63
Βιβλιογραφία.....	65
Βιβλιογραφία εικόνων.....	66
Παράρτημα.....	70

ΣΥΜΒΟΛΙΣΜΟΙ

ΤΝΔ : ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

ΤΝ : ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αν και συμπλήρωσε μόλις μισό αιώνα ζωής, εξακολουθεί να είναι μία από τις πιο μοντέρνες ερευνητικές περιοχές. Τεράστιο ενδιαφέρον παρατηρείται στις μέρες μας ως προς την επίλυση διαφόρων σημαντικών προβλημάτων με την βοήθειά της. Για περισσότερο από 2000 χρόνια, φιλόσοφοι όπως ο Αριστοτέλης, ο Ηράκλειτος, ο Descartes και άλλοι, προσπάθησαν να περιγράψουν το μηχανισμό της μάθησης, της απομνημόνευσης, της όρασης, της αντίληψης και του συλλογισμού.

Η ΤΝ περικλείει ένα πλήθος ερευνητικών πεδίων, από γενικού σκοπού όπως η αντίληψη και η συλλογιστική έως πιο συγκεκριμένων, όπως το σκάκι και γενικότερα τα παιχνίδια ικανοτήτων, η απόδειξη θεωρημάτων, η διάγνωση ασθενειών και άλλα. Συχνά ερευνητές από άλλες επιστημονικές περιοχές καταφεύγουν στην ΤΝ με σκοπό να βρουν εργαλεία για να αυτοματοποιήσουν τα λογικά βήματα που χρησιμοποιούν στην εργασία τους. Όμοια, ερευνητές της ΤΝ εφαρμόζουν τις μεθόδους τους σε διάφορες περιοχές όπου απαιτείται ανθρώπινη ευφυή προσπάθεια.

Η εξέλιξη, ωστόσο, των ηλεκτρονικών υπολογιστών, η διάθεση αναρίθμητων δεδομένων και νέων αλγορίθμων επέτρεψαν την ταχύτατη ανάπτυξη της. Στις μέρες μας υπάρχουν πολλά είδη ΤΝ. Αρχικά βλέπουμε ακόμα και σήμερα την αυτόνομη οδήγηση, τις διαδικτυακές αγορές, την διαδικτυακή αναζήτηση και την αυτόματη μετάφραση. Ένας ακόμα πιο φλέγων τομέας που παρατηρούμε την εμφάνιση της ΤΝ είναι τα συστήματα ΤΝ κατά του COVID-19. Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό η ΤΝ αναμένεται να παίξει καθοριστικό ρόλο ως τεχνολογία του μέλλοντος.

Δεδομένων όλων των προηγούμενων, η εργασία αυτή θα συνεισφέρει προς αυτή την κατεύθυνση, να παρουσιάσει δηλαδή τη σημασία της ΤΝ με μία αναδρομή στο ρου της ιστορίας από τα αρχικά της βήματα ως τεχνολογία του μέλλοντος έως σήμερα. Τέλος, θα παρουσιαστεί ένας κώδικας αναγνώρισης μοτίβων και πιο συγκεκριμένα αναγνώρισης αστοχιών υλικών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

1.1 Ορισμός

Ένας από τους πρώτους ορισμούς που διατυπώθηκαν από τους Barr και Feigenbaum αναφέρει ότι, «ΤΝ είναι ο τομέας της επιστήμης των υπολογιστών, που ασχολείται με τη σχεδίαση ευφυών (νοημόνων) υπολογιστικών συστημάτων, δηλαδή συστημάτων που επιδεικνύουν χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη νοημοσύνη στην ανθρώπινη συμπεριφορά».

Αυτό που προκύπτει από τον παραπάνω ορισμό αλλά και από τους άλλους που θα παρατεθούν στη συνέχεια, είναι ότι για να ορισθεί τι μπορεί να κάνει ένα «νοήμον» υπολογιστικό σύστημα πρέπει πρώτα να ορισθεί ο όρος «νοημοσύνη».

Στο ερμηνευτικό λεξικό του Cambridge η νοημοσύνη αναφέρεται ως «η ικανότητα για μάθηση, κατανόηση και κρίση ή αιτιολογημένη έκφραση γνώμης». Αναφέρονται μάλιστα και ως συνώνυμα η ευφυΐα, η λογική και η διάνοηση, έννοιες που με τη σειρά τους σχετίζονται με την ικανότητα επίλυσης προβλημάτων, τη μάθηση από την εμπειρία, την ικανότητα συλλογισμού, την κατανόηση, την ορθολογική και αναλυτική σκέψη.

Τα επόμενα χαρακτηριστικά προτείνονται από τον Douglas Hofstadter σε μια λίστα από θεμελιώδεις δυνατότητες νοημοσύνης στο βιβλίο του “Gödel, Escher, Bach : An Eternal Golden Braid”, που τιμήθηκε με το βιβλίο Pulitzer το 1980:

- Ανταπόκριση σε καταστάσεις με ελαστικότητα, δηλαδή μη μονότονη αντίδραση σε ταυτόσημα προβλήματα (αποφυγή μηχανικής συμπεριφοράς).
- Η αντίληψη και κατανόηση ασαφών ή αντιφατικών μηνυμάτων από τα συμφραζόμενα.
- Η αναγνώριση και ιεράρχηση των καταστάσεων με βάση τη σπουδαιότητα τους.
- Η εύρεση ομοιοτήτων σε φαινομενικά ανόμοιες καταστάσεις.
- Η εύρεση διαφορών σε καταστάσεις που εκ πρώτης όψεως μοιάζουν παρόμοιες.

Οι ικανότητες αυτές έχουν ένα βασικό κοινό χαρακτηριστικό: αποκτώνται εύκολα από τους ανθρώπους και βασίζονται συνήθως σε ένα σύνολο σταθερών και στερεότυπων απόψεων που κατέχεις οποιοσδήποτε άνθρωπος και αποκαλείται κοινή λογική.

Κατά καιρούς έχουν διατυπωθεί διάφοροι ορισμοί της TN, από τους οποίους άλλοι επικεντρώνονται στη διαδικασία σκέψης και συλλογισμού και άλλοι στη συμπεριφορά. Σύμφωνα με τους Russel & Norvig οι ορισμοί της TN ταξινομούνται σε τέσσερις μεγάλες κατηγορίες οι οποίες προσεγγίζουν την περιοχή από διαφορετική σκοπιά όσον αφορά το στόχο της TN.

- Η πρώτη κατηγορία θέτει ως στόχο της TN την ανάπτυξη συστημάτων που σκέφτονται όπως οι άνθρωποι. Για παράδειγμα, ο Haugeland ορίζει την TN ως:

«Η προσπάθεια να κατασκευάσουμε υπολογιστές με διανοητική ικανότητα με την πλήρη και κυριολεκτική έννοια του όρου.»

- Η δεύτερη κατηγορία ορίζει ως TN την προσπάθεια για ανάπτυξη συστημάτων που σκέφτονται λογικά. Ένας χαρακτηριστικός ορισμός δίνεται από τον Winston:

«Η μελέτη των υπολογισμών που καθιστούν εφικτή την αντίληψη, τη λογική σκέψη και την αντίδραση».

- Η τρίτη κατηγορία επικεντρώνεται σε συστήματα που συμπεριφέρονται όπως οι άνθρωποι, όπως φαίνεται από τον ορισμό των Rich και Knight.

«Η μελέτη του πώς να κάνουμε τους υπολογιστές να κάνουν πράγματα στα οποία αυτήν τη στιγμή οι άνθρωποι είναι καλύτεροι».

- Τέλος, η τέταρτη κατηγορία θέτει ως στόχο την ανάπτυξη συστημάτων που αντιδρούν λογικά, όπως αναφέρει ο Luger στον ακόλουθο ορισμό:

«Ο τομέας της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με την αυτοματοποίηση της ευφυούς συμπεριφοράς».

Ένας γενικός ορισμός, που περιλαμβάνει τα περισσότερα στοιχεία από τους παραπάνω, θα μπορούσε να είναι ο εξής: TN είναι ο τομέας της Επιστήμης των Υπολογιστών που ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση προγραμμάτων τα οποία είναι ικανά να μιμηθούν τις ανθρώπινες γνωστικές ικανότητες, εμφανίζοντας έτσι χαρακτηριστικά που αποδίδουμε συνήθως σε ανθρώπινη συμπεριφορά, όπως για παράδειγμα η επίλυση προβλημάτων, η αντίληψη μέσω της όρασης, η μάθηση, η εξαγωγή συμπερασμάτων, η κατανόηση φυσικής γλώσσας, κτλ.

Άμεση συνέπεια των παραπάνω ορισμών είναι ότι η TN είναι ένας συνεχώς εξελισσόμενος τομέας της επιστήμης των υπολογιστών που προσπαθεί να κάνει πραγματικότητα, ό,τι η τελευταία δεν έχει καταφέρει μέχρι στιγμής. Κι αυτό αποτελεί μια μεγάλη αλήθεια, αν σκεφτεί κανείς ότι η τεχνολογία του σήμερα δεν έχει προσφέρει στην υπηρεσία του ανθρώπου τίποτε άλλο, εκτός από μηχανές, οι

οποίες αποθηκεύουν τεράστιες ποσότητες πληροφορίας και έχουν την ικανότητα να τις προσπελάσουν σε ελάχιστο χρόνο. [1]

1.2 Προσεγγίσεις

Η κυριότερη προσέγγιση της TN στηρίζεται στην επεξεργασία συμβόλων που έχει μακρύ παρελθόν αλλά και μερικά σοβαρά άλυτα προβλήματα. Ένα σύμβολο από μόνο του δεν υποδηλώνει κάτι, αλλά αποκτά κάποιο νόημα μόνο όταν συνδεθεί με άλλα σύμβολα. Επιπλέον, τα ονόματα των συμβόλων επιλέγονται με τέτοιο τρόπο ώστε να έχουν νόημα για τους ανθρώπους. Πρακτικά είναι αδύνατον να γραφεί συμβολικός κώδικας που να αναπαριστά πλήρως και με σαφήνεια μία μοναδική άποψη του κόσμου. Συνήθως τα προγράμματα επεξεργασίας συμβόλων χρησιμοποιούν μία αφηρημένη αναπαράσταση του κόσμου και ένα μηχανισμό για την επεξεργασία τους.

Ωστόσο, οι φυσικές διεργασίες δεν λειτουργούν με αυτό τον τρόπο. Για παράδειγμα, στον ανθρώπινο εγκέφαλο δεν υπάρχει κάποιος γενικός μηχανισμός ελέγχου των λειτουργιών που επιτελούν τα διάφορα τμήματά του, ενώ η γνώση και οι μηχανισμοί επεξεργασίας της δεν εντοπίζονται με ακρίβεια σε συγκεκριμένα σημεία του. Έτσι, το όνομα της μητέρας ενός ανθρώπου δεν είναι αποθηκευμένο σε ένα συγκεκριμένο κύτταρο, ούτε υπάρχει ένα συγκεκριμένο τμήμα του εγκεφάλου που να διαχειρίζεται αυτήν την πληροφορία. Απόδειξη αυτού του ισχυρισμού είναι το ότι μικρές τοπικές βλάβες στον εγκέφαλο του ανθρώπου δεν προκαλούν απώλεια συγκεκριμένων πληροφοριών. Με βάση την τελευταία παρατήρηση μπορεί να διακριθούν δύο προσεγγίσεις για την TN:

- Η κλασική ή συμβολική τεχνητή νοημοσύνη που βασίζεται στην κατανόηση των νοητικών διεργασιών και ασχολείται με τον προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης προσεγγίζοντας τη με αλγόριθμους και συστήματα που βασίζονται στη γνώση, χρησιμοποιώντας ως δομικές μονάδες τα σύμβολα. Ένα σύμβολο μπορεί να αναπαριστά μία έννοια ή μία σχέση ανάμεσα σε έννοιες. Παραδείγματα αυτής της κατηγορίας είναι οι εφαρμογές της TN που χρησιμοποιούν αναπαράσταση γνώσης όπως λογική, κανόνες, πλαίσια, κτλ.
- Η υπολογιστική νοημοσύνη ή συνδυαστική ή μη συμβολική τεχνητή νοημοσύνη που βασίζεται στη μίμηση βιολογικών διεργασιών, όπως η διαδικασία της εξέλιξης των ειδών ή η λειτουργία του εγκεφάλου. Παραδείγματα τέτοιων τεχνικών αποτελούν τα νευρωνικά δίκτυα και οι γενετικοί αλγόριθμοι.

1.3 Η δοκιμασία Turing

Από τους διάφορους ορισμούς, άλλοι θεωρούν τη νοημοσύνη ως χαρακτηριστικό ενός μηχανισμού ενώ άλλοι ως χαρακτηριστικό μιας συμπεριφοράς. Εύλογα μπαίνει το ερώτημα, αν δύο διαφορετικοί μηχανισμοί παράγουν την ίδια συμπεριφορά, μπορούμε να κρίνουμε τη συμπεριφορά ως ευφυή ή έχει σημασία και ο μηχανισμός;

Επίσης, η νοημοσύνη πρέπει να αξιολογείται σε σχέση με την ανθρώπινη συμπεριφορά ή σε σχέση με τον κανονιστικό ορισμό μιας ορθής συμπεριφοράς; Η επικρατούσα άποψη είναι η δεύτερη. Είναι προφανές όμως ότι η ορθή συμπεριφορά εξαρτάται και από τους διαθέσιμους μηχανισμούς με αποτέλεσμα διαφορετικά συστήματα να αντιμετωπίζουν διαφορετικά το ίδιο πρόβλημα και να παράγουν διαφορετικές λύσεις. Συνεπώς και η τεχνητή νοημοσύνη είναι διαφορετική από την ανθρώπινη γιατί βασίζεται σε διαφορετικούς μηχανισμούς. Ως εκ τούτου ο μηχανισμός έχει σημασία ακόμη και κάτω από μια θεώρηση της νοημοσύνης βασισμένη στη συμπεριφορά.

Ο Alan Turing (1912-1954), ο οποίος θεωρείται ο πατέρας της ΤΝ, εμπνεύστηκε το 1950 μία δοκιμασία η οποία πήρε και το όνομα του (Turing test – δοκιμασία Turing), για το χαρακτηρισμό μηχανών ως ευφύων. Αυτή βασίζεται σε μία σειρά από ερωτήσεις που υποβάλει κάποιος ταυτόχρονα σε έναν άνθρωπο και μία μηχανή χωρίς να γνωρίζει εκ των προτέρων ποιος είναι τι. Αν στο τέλος ο εξεταστής δεν καταφέρει να ξεχωρίσει τον άνθρωπο από τη μηχανή, τότε η μηχανή πετυχαίνει στη δοκιμασία και θεωρείται ευφυής. Αν και η αποτελεσματικότητα της δοκιμασίας Turing εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, θεωρείται μέχρι σήμερα ένα καλό μέτρο σύγκρισης της φυσικής με την τεχνητή νοημοσύνη και διοργανώνονται πολλοί διαγωνισμοί σε ετήσια βάση, χωρίς όμως ιδιαίτερα χρήσιμα αποτελέσματα.

Ο προγραμματισμός ενός υπολογιστή ώστε αυτός να περάσει τη δοκιμασία Turing, απαιτεί τη συμμετοχή αρκετών επιστημονικών περιοχών, όπως της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας για επικοινωνία, της αναπαράστασης γνώσης για την αποθήκευση της πριν και κατά τη διάρκεια της δοκιμασίας, της αυτοποιημένης συλλογιστικής για τη χρήση της αποθηκευμένης πληροφορίας και την εξαγωγή συμπερασμάτων, της μηχανικής μάθησης για προσαρμογή σε νέες περιπτώσεις, κτλ.

Στην αρχική της μορφή, η δοκιμασία Turing δεν προέβλεπε φυσική επαφή ανθρώπου μηχανής. Ωστόσο μια επέκτασή της, η πλήρης δοκιμασία Turing, περιλαμβάνει και την αναγνώριση εικόνων και αντικειμένων που ανταλλάσσονται μέσα από κάποια θυρίδα ώστε να μην υπάρχει οπτική επαφή με το δοκιμαζόμενο για τον έλεγχο των δυνατοτήτων αντίληψής του. Για το σκοπό αυτό απαιτείται η συμμετοχή και άλλων δύο επιστημονικών περιοχών, της μηχανικής όρασης για την αναγνώριση και της ρομποτικής για τη μετακίνησή τους. [7]

1.4 Ιστορική Αναδρομή

Αν και η ΤΝ είναι ένα σχετικά νέο πεδίο, έχει κληρονομήσει πολλές ιδέες και τεχνικές από άλλες επιστήμες όπως τα μαθηματικά, την ψυχολογία, τη γλωσσολογία και φυσικά την επιστήμη των υπολογιστών. Ο Πίνακας 1.1 παραθέτει ένα σύντομο ιστορικό της εξέλιξης των υπολογιστών. Το πρώτο από τα πολλά βήματα προς την ΤΝ έγινε αρκετά χρόνια πριν, στην αρχαία Ελλάδα. Ο Αριστοτέλης (384-322 π.Χ.) ήταν από τους πρώτους που προσπάθησαν να κωδικοποιήσουν την «ορθή σκέψη», δηλαδή την αναντίρρητη διαδικασία συλλογισμού. Οι «συλλογισμοί» του παρείχαν πρότυπα εκφράσεων που έδιναν πάντα σωστά συμπεράσματα από σωστές υποθέσεις. Αυτοί οι κανόνες, που θεωρούνταν ότι περιέγραφαν την διαδικασία σκέψης, ήταν η βάση του ερευνητικού πεδίου της λογικής.

Πίνακας 1.1: Ορόσημα στην εξέλιξη των υπολογιστών.

Έτος	Ορόσημα
1833	Ο Charles Babbage, που θεωρείται από πολλούς και ο πατέρας των υπολογιστών, πρότεινε την Αναλυτική Μηχανή, μια υπολογιστική μηχανή που εκτελούσε εντολές.
1842	Η Ada Byron, κόρη του ποιητή λόρδου Βύρωνα, έγραψε τα πρώτα προγράμματα για τη μηχανή του Babbage.
1854	Ο George Boole, δημιούργησε την άλγεβρα Boole.
1889	Ο Herman Hollerith, πατέρας της στατιστικής, εφηύρε τις διάτρητες κάρτες που χρησιμοποιήθηκαν στην απογραφή πληθυσμού. Η εταιρεία που ίδρυσε ονομάστηκε αργότερα IBM.
1936	Ο Alan Turing πρότεινε μια μηχανή που είχε τη δυνατότητα να εκτελεί οποιαδήποτε λειτουργία και η οποία μπορούσε να περιγραφεί με μία πεπερασμένη ακολουθία οδηγιών. Ουσιαστικά έθεσε τις βάσεις για τους σύγχρονους υπολογιστές.
1938	Ο Konrad Zuse κατασκεύασε στη Γερμανία τον Z1, τον πρώτο ηλεκτρομηχανικό προγραμματιζόμενο υπολογιστή.
1945	Ο John Von Newman, σχεδίασε τον πρώτο υπολογιστή EDVAC με μνήμη, επεξεργαστή και μονάδες εισόδου/ εξόδου. Αποτέλεσε τη βάση του ENIAC.
1946	Κατασκευάστηκε στην Πενσυλβάνια, ο ENIAC, ο πρώτος ηλεκτρονικός υπολογιστής
1948	Ο Claude Shannon δημοσίευσε το "Mathematical Theory of Communication", θεμελιώνοντας τη θεωρία πληροφοριών στην οποία στηρίχθηκαν οι ψηφιακές επικοινωνίες.

Ουσιαστικά πρόοδος δεν έγινε μέχρι που ο George Boole (1854) έθεσε τις βάσεις της προτασιακής λογικής, προτείνοντας έναν τρόπο αναπαράστασης όλων των λογικών συλλογισμών βάσει ενός δυαδικού συστήματος αποτελούμενου από 0 και 1 (Άλγεβρα Boole). Στα τέλη του 19^{ου} αιώνα (1879), ο Gottlieb Frege πρότεινε ένα σύστημα αυτοματοποιημένης συλλογιστικής και ουσιαστικά έθεσε τις βάσεις του κατηγορηματικού λογισμού.

Η πρώτη σύγχρονη εργασία που θεωρείται ότι ανήκει στο πεδίο της ΤΝ είναι η "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity" (1943) των Warren McCulloch και Walter Pitts, που συσχέτιζε τους βιολογικούς νευρώνες του εγκεφάλου

με απλά υπολογιστικά στοιχεία και πρότεινε ένα μοντέλο τεχνητών νευρώνων που είχε τη δυνατότητα να μαθαίνει και να υπολογίζει μαθηματικές συναρτήσεις. Ο Donald Hebb το 1949 πρότεινε έναν απλό κανόνα μεταβολής της δύναμης σύνδεσης μεταξύ των νευρώνων έτσι ώστε να επιτελείται η διαδικασία της μάθησης. Το 1951, δύο μεταπτυχιακοί φοιτητές του Μαθηματικού Τμήματος του Princeton, ο Marvin Minsky και ο Dean Edmonds υλοποίησαν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο με 40 νευρώνες, το οποίο χρησιμοποιούσε 3,000 λυχνίες και ηλεκτρονικά εξαρτήματα από παρωπλισμένα αεροπλάνα.

Καθοριστική στη γέννηση της TN θεωρείται η συνάντηση εργασίας που διοργανώθηκε το 1956 στο Dartmouth της Μασαχουσέτης από τους John McCarty, Marvin Minsky, Claude Shannon και Nathaniel Rochester. Το συνέδριο, στο οποίο συμμετείχαν και οι Trenchard More, Arthur Samuel (IBM) και Ray Solomonoff, Oliver Selfridge (MIT), αφορούσε τη θεωρία αυτομάτων, τα νευρωνικά δίκτυα και τη μελέτη της ευφυίας. Εκεί παρουσιάστηκε από δύο ερευνητές, τους Allen Newell και Herbert Simon, ένα πρόγραμμα συλλογισμού, το LOGIC THEORY, το οποίο ήταν σε θέση να αποδεικνύει τα περισσότερα από τα θεωρήματα των Russell και Whitehead που αναφερόταν στο Principia Mathematica. Το κυριότερο ίσως αποτέλεσμα του συνεδρίου ήταν η αποδοχή του ονόματος που πρότεινε ο McCarty για τη νέα ερευνητική περιοχή: Τεχνητή Νοημοσύνη.

Η επόμενη δουλειά των Newell και Simon ήταν ο γενικός επιλυτής προβλημάτων (GPS), ένα πρόγραμμα το οποίο αν και έλυνε περιορισμένο αριθμό προβλημάτων (κυρίως puzzles), ακολουθούσε την ανθρώπινη προσέγγιση στην ανάλυση των προβλημάτων σε υποπροβλήματα και την εύρεση των πιθανών ενεργειών. Το GPS ήταν το πρώτο πρόγραμμα που ενσωμάτωσε τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης.

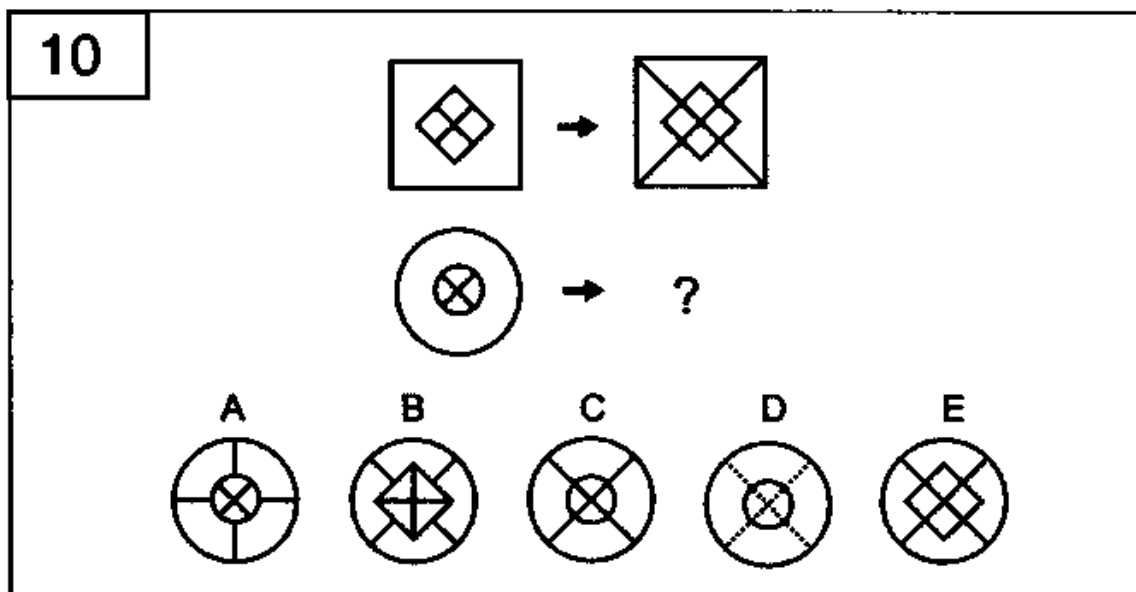
Το 1958, ο McCarthy (έχοντας μετακινηθεί από το Dartmouth στο MIT) ορίζει τη συναρτησιακή γλώσσα LISP η οποία κυριάρχησε για μεγάλο χρονικό διάστημα ως η γλώσσα προγραμματισμού της TN. Για την ιστορία, η LISP είναι η δεύτερη παλαιότερη γλώσσα προγραμματισμού που είναι ακόμα σε χρήση, μετά τη FORTRAN που είναι κατά ένα χρόνο παλαιότερη. Την ίδια χρονιά επίσης, ο McCarthy δημοσίευσε μια εργασία με τίτλο "Programs with Common Sense", στην οποία περιέγραφε τον ADVICE TAKER, ένα υποθετικό σύστημα, ίσως το πρώτο πλήρες σύστημα της TN, το οποίο χρησιμοποιούσε γνώση για την επίλυση προβλημάτων όπως το LOGIC THEORIST, αλλά αφορούσε γενικά (καθημερινά) προβλήματα. Για παράδειγμα, έδειχνε πώς με ένα σύνολο απλών αξιώματων το σύστημα μπορούσε να παράγει μια ακολουθία ενεργειών (βημάτων) για να μετακινηθεί κάποιος από ένα μέρος σε ένα άλλο, χρησιμοποιώντας τα διαθέσιμα μέσα μεταφοράς. Επιπλέον, το 1958 προτάθηκε από τον Friedberg η τεχνική της μηχανικής εξέλιξης ή των γενετικών αλγορίθμων, όπως ονομάζεται σήμερα, σύμφωνα με την οποία ήταν δυνατόν να επιτευχθεί βελτίωση της απόδοσης ενός προγράμματος κάνοντας τυχαίες μεταλλάξεις στον κώδικα και διατηρώντας όσες το βελτιώνουν. Το 1963, ο McCarthy ίδρυσε το εργαστήριο της TN στο Stanford και αποφάσισε να χρησιμοποιήσει τη λογική σαν εργαλείο για την υλοποίηση του ADVICE TAKER, απόφαση που επηρεάστηκε από την πρόταση για την αρχή της ανάλυσης του J.A. Robinson, η οποία ήταν πλήρης αλγόριθμος απόδειξης θεωρημάτων για κατηγορηματική λογική πρώτης τάξης. Στο Stanford Research

Institute υλοποιήθηκε το πρώτο ρομπότ, το SHAKEY (Σχήμα 1.1), που ήταν η πρώτη ολοκλήρωση συμπερασματικής λογικής και φυσικής δραστηριότητας. Το 1968 ο Tom Evans πρότεινε το πρόγραμμα ANALOGY, το οποίο έλυσε προβλήματα γεωμετρικής αναλογίας (Σχήμα 1.2) που χρησιμοποιούνταν σε τεστ ευφυίας (IQ tests).

Η δεκαετία του '60 ήταν επίσης δημιουργική και στην περιοχή των νευρωνικών δικτύων με βελτιώσεις στη μέθοδο μάθησης του Hebb από τον Rosenblatt (1962), με τα perceptrons. Ο τελευταίος διατύπωσε και απέδειξε το θεώρημα σύγκλισης του perceptron, σύμφωνα με το οποίο ο αλγόριθμος μάθησης του perceptron μπορεί να προσαρμόζει τα βάρη στην είσοδο του νευρώνα έτσι ώστε η έξοδός του να συγκλίνει στην επιθυμητή (με την προϋπόθεση ότι υπάρχει τέτοια σύγκλιση). Το 1965, το πρόγραμμα ELIZA του Weizenbaum μπορούσε να κάνει διάλογο για οποιοδήποτε θέμα, χρησιμοποιώντας και παραφράζοντας τις προτάσεις που διατύπωνε σαν ερώτηση ο χρήστης.



Σχήμα 1.1: Το ρομπότ SHAKEY



Σχήμα 1.2 Πρόβλημα γεωμετρικής αναλογίας.

Τον ενθουσιασμό της πρώτης δεκαετίας της ΤΝ διαδέχθηκε (στα τέλη της δεκαετίας του '60) η εποχή της κριτικής, με αιχμή το ότι τα συστήματα ήταν κατάλληλα μόνο για απλά προβλήματα. Το χαρακτηριστικό των συστημάτων της εποχής (όσον αφορά τη συμβολική προσέγγιση) ήταν ότι περιείχαν ελάχιστη ή καθόλου γνώση για το πεδίο του προβλήματος που σχεδιάστηκαν να λύσουν. Επιπλέον, δεν μπορούσαν να ξεπεράσουν το πρόβλημα της συνδυαστικής έκρηξης, δηλαδή της τρομακτικής αύξησης του αριθμού των εναλλακτικών περιπτώσεων που έπρεπε να εξετασθούν. Αυτό είχε σαν αποτέλεσμα η Βρετανική κυβέρνηση το 1973 να διακόψει την υποστήριξη της έρευνας στην ΤΝ. Αλλά και τα συστήματα της συνδυαστικής προσέγγισης της ΤΝ, δηλαδή τα νευρωνικά δίκτυα, δέχθηκαν κριτική μέσα από το βιβλίο των Minsky και Papert (Perceptrons, 1969) ότι είχαν περιορισμένες δυνατότητες.

Τη δεκαετία που ακολούθησε, αναπτύχθηκαν συστήματα που περιείχαν την απαιτούμενη γνώση ώστε να συμπεριφέρονται όπως οι άνθρωποι ειδικοί σε θέματα όπως η διάγνωση, η σχεδίαση, η διαμόρφωση, η ανάλυση, κτλ. Τα συστήματα αυτά ονομάστηκαν έμπειρα συστήματα. Παράλληλα, η ανάπτυξη εφαρμογών δημιούργησε την ανάγκη για νέους τρόπους αναπαράστασης της γνώσης.

Το DENDRAL, που αναπτύχθηκε στο Stanford το 1969 από τους Feigenbaum, Lendeborg και Buchanan, ήταν το πρώτο από τα συστήματα της επόμενης γενιάς που περιείχε σημαντική ποσότητα γνώσης εκφρασμένη με τη μορφή κανόνων. Σκοπός του ήταν η εύρεση της μοριακής δομής οργανικών ενώσεων με βάση τα δεδομένα από ένα φασματογράφο μάζας. Το επόμενο σύστημα ήταν το MYCIN το οποίο ανήκε στην περιοχή της ιατρικής διάγνωσης και αναπτύχθηκε και αυτό στο Stanford από τους Feigenbaum, Buchanan και Shortliffe. Το σύστημα περιείχε 450 κανόνες και διέγνωσκε μολύνσεις του αίματος. Η γνώση του συστήματος δεν

προέκυψε από κάποιο μοντέλο όπως το DENDRAL αλλά από συνεντεύξεις σε γιατρούς. Επίσης εισήγαγε την έννοια της αβεβαιότητας υιοθετώντας μια αριθμητική μέθοδο υπολογισμού της με τη χρήση των συντελεστών βεβαιότητας. Ένα άλλο πετυχημένο σύστημα στην περιοχή της γεωλογίας ήταν το PROSPECTOR, το οποίο έδινε συμβουλές για τοποθεσίες εξόρυξης κοιτασμάτων.

Τα συστήματα γνώσης χρησιμοποιήθηκαν και σε άλλους τομείς όπως η κατανόηση της φυσικής γλώσσας, με αντιπροσωπευτικά δείγματα το σύστημα SHRDLU του Winograd, το οποίο όμως περιοριζόταν σε προβλήματα μετακίνησης αντικειμένων και το LUNAR του William Woods το 1973, το οποίο ήταν το πρώτο σύστημα της κατηγορίας που χρησιμοποιήθηκε σε πραγματικές εφαρμογές και επέτρεπε στους γεωλόγους να κάνουν ερωτήσεις στην Αγγλική γλώσσα για πετρώματα που έφερναν τα διαστημόπλοια APOLLO από τη Σελήνη.

Σαν πρώτο πετυχημένο εμπορικό έμπειρο σύστημα μπορεί να θεωρηθεί το R1/XCON που αναπτύχθηκε για την εταιρεία Digital Equipments Corporation (DEC) με σκοπό τη διαμόρφωση των παραγγελιών της με βάση τις ανάγκες των πελατών, τους αμοιβαίους περιορισμούς των διαφόρων εξαρτημάτων αλλά και τα διαθέσιμα αποθέματα τους. Στα τέλη της δεκαετίας του '80 κάθε μεγάλη επιχείρηση της Αμερικής είχε τη δική της ομάδα TN και χρησιμοποιούσε ή ανέπτυσσε έμπειρα συστήματα.

Το 1981 οι Ιάπωνες ανακοίνωσαν το πρόγραμμα της 5^{ης} γενιάς, ένα δεκαετές πρόγραμμα για την κατασκευή υπολογιστών που θα είχαν σαν γλώσσα μηχανής την PROLOG και θα ήταν σε θέση να εκτελούν εκατομμύρια λογικών συμπερασμών το δευτερόλεπτο. Στόχος ήταν να κατασκευάσουν ευφυή συστήματα τα οποία, εκτός των άλλων, θα ήταν σε θέση να επικοινωνούν πλήρως με τον άνθρωπο σε φυσική γλώσσα. Αν και τα αποτελέσματα δεν ήταν τα προσδοκώμενα, το πρόγραμμα έδωσε το έναυσμα για την έναρξη παρόμοιων προγραμμάτων και σε άλλες χώρες όπως η Αμερική και η Μεγάλη Βρετανία, για να προλάβουν την επικράτηση της Ιαπωνίας σε αυτόν τον τομέα.

Στα μέσα της δεκαετίας του '80 επανεμφανίστηκαν τα νευρωνικά δίκτυα στα οποία η έρευνα στο διάστημα που μεσολάβησε είχε στραφεί σε άλλους τομείς, όπως η φυσική (Hopfield, 1982) και η ψυχολογία. Εμφανίστηκε πάλι ο αλγόριθμος μάθησης με ανάστροφη μετάδοση του λάθους που είχε προταθεί το 1969 από τους Bryson και Ho και ο οποίος σε συνδυασμό με τα νευρωνικά δίκτυα πολλών επιπέδων, εφαρμόστηκε με μεγάλη επιτυχία σε πολλά προβλήματα.

Με βάση τα προηγούμενα πολλοί συγγραφείς διακρίνουν στην ιστορία της TN τέσσερις περιόδους. Την προϊστορική, όπου η TN ουσιαστικά προαναγγέλλεται σε διηγήματα επιστημονικής φαντασίας, την κλασική (μέχρι τα μέσα της δεκαετίας του 1960) όπου αναπτύχθηκαν συστήματα που έπαιζαν παιχνίδια και έλυναν γρίφους, τη ρομαντική (μέχρι τα μέσα της δεκαετίας του 1970) κατά την οποία οι προσπάθειες επικεντρώνονται στην ανάπτυξη συστημάτων που κατανοούν ιστορίες και διαλόγους σε φυσική γλώσσα, και τη μοντέρνα (μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 1980) η οποία χαρακτηρίζεται από την ανάπτυξη συστημάτων που βασίζονται στη γνώση και την εμπορική εκμετάλλευση των αποτελεσμάτων της έρευνα γύρω από την TN.

Αυτή την εποχή βιώνουμε τη μετα-μοντέρνα περίοδο στην οποία η ΤΝ καλείται να παίξει ένα σημαντικό ρόλο σε ένα νέο πληροφοριακό περιβάλλον του οποίου κύρια χαρακτηριστικά είναι η εξάπλωση του διαδικτύου και η διείσδυση των υπολογιστικών συστημάτων σε κάθε είδους συσκευές ευρείας και καθημερινής χρήσης. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην ανάπτυξη προγραμμάτων και τεχνικών (όπως τα προγράμματα πράκτορες) που διευκολύνουν τη χρήση του διαδικτύου (αναζήτηση πληροφοριών) και στην ανάπτυξη εφαρμογών που σχετίζονται με αυτό, όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο, η ηλεκτρονική εκπαίδευση κτλ. Επίσης, υψηλής προτεραιότητας θεωρείται και η έρευνα που σχετίζεται με τη διευκόλυνση της χρήσης διαδεδομένων συσκευών υψηλής τεχνολογίας, όπως έξυπνες κάρτες και κινητά τηλέφωνα, αλλά και με εφαρμογές του κοντινού μέλλοντος όπως έξυπνα αυτοκίνητα, σπίτια, κτλ. Η έρευνα σε αυτούς τους τομείς επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ευφυών και προσαρμοστικών διεπαφών μεταξύ ανθρώπου και τέτοιων συσκευών, στην ασφάλεια των προσωπικών δεδομένων που προκύπτουν από τη χρήση τέτοιων συσκευών, στην ευφυή ανάλυση δεδομένων για βελτίωση της λειτουργίας τους, και τέλος, στην απρόσκοπτη διαλειτουργικότητα και αυτονομία τους.

1.5 Η Τεχνητή Νοημοσύνη Σήμερα

Τα τελευταία χρόνια υπήρξαν σημαντικές εξελίξεις σε εφαρμογές της ΤΝ όπως η ρομποτική, η μηχανική όραση, η μηχανική μάθηση και ο σχεδιασμός ενεργειών. Επίσης άνηθηση γνωρίζουν, κυρίως λόγω της διάδοσης του διαδικτύου, τα προγράμματα πράκτορες και τα προγραμματιστικά περιβάλλοντα που διευκολύνουν την ανάπτυξη ευφυών συστημάτων που βασίζονται σε πράκτορες, με πιο γνωστό το σύστημα SOAR.

Αυτήν τη στιγμή υπάρχουν ευφυή συστήματα τα οποία βοηθούν το χρήστη στο να χρησιμοποιήσει ορισμένα προγράμματα (για προγράμματα Office Assistant), να αναζητήσει πληροφορία στο διαδίκτυο, να στείλει email, να τηρήσει ραντεβού, να συγκρίνει τιμές προϊόντων και πολλά άλλα. Σε ορισμένες περιπτώσεις μάλιστα είναι σε θέση ακόμη και να μιλούν και να αστειεύονται (για παράδειγμα BONZIBUDDY). Από την άλλη, ο σχεδιασμός ενεργειών έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε τομείς όπως ο προγραμματισμός βιομηχανικής παραγωγής, οι αποστολές στο διάστημα, η αντιμετώπιση κρίσεων, κτλ. Υπάρχουν επίσης συστήματα αναγνώρισης φωνής τα οποία πραγματοποιούν κρατήσεις για αεροπορικές θέσεις με βάση τις προφορικές (μέσω τηλεφώνου) οδηγίες του πελάτη, προτείνοντας μάλιστα τις βέλτιστες πτήσεις με κριτήρια το κόστος και το χρόνο (για παράδειγμα το σύστημα PEGASUS), ή δίνουν πληροφορίες γενικού ενδιαφέροντος (για παράδειγμα η φωνητική πύλη MY COSMOS).

Επιπλέον, υπάρχουν έμπειρα συστήματα πραγματικού χρόνου (για παράδειγμα το σύστημα MARVEL) τα οποία επεξεργάζονται τα δεδομένα που μεταδίδονται από διαστημόπλοιο διεκπεραιώνοντας συνηθισμένες εργασίες και ενεργοποιώντας το συναγερμό σε δύσκολες καταστάσεις. Ακόμη, υπάρχουν ευφυή συστήματα (για παράδειγμα στο σύστημα ALVIN) που πλοηγούν οχήματα σε πραγματικές συνθήκες χρησιμοποιώντας βιντεοκάμερες και αποστασιόμετρα, συστήματα που διεξάγουν ιατρικές διαγνώσεις, συστήματα που ελέγχουν και ρυθμίζουν την κυκλοφορία αυτοκινήτων σε πολυσύχναστους δρόμους, συστήματα που ελέγχουν την εναέρια κυκλοφορία των αεροπλάνων και πολλά άλλα. [6]



Σχήμα 1.3 Το ρομπότ QRIO της SONY

Η εταιρεία SONY, με μεγάλη δραστηριότητα στο χώρο των οικιακών ρομπότ, ανέπτυξε το σκυλάκι AIBO με δυνατότητες αναγνώρισης ομιλίας, έκφρασης συναισθημάτων με κινήσεις και ήχους και μετακίνησης σε διάφορες επιφάνειες. Επιπλέον, δημιούργησε και το ανθρωπόμορφο ρομπότ QRIO (Σχήμα 1.3), το οποίο έχει εξελιγμένες ικανότητες κίνησης και μπορεί να επικοινωνεί με προφορικό λόγο, αναγνωρίζοντας 10,000 ιαπωνικές λέξεις, αγγλικές ακόμη και ελληνικές.

Η εταιρεία FUJITSU ανέπτυξε και σχεδιάζει να βγάλει στην παραγωγή για πανεπιστήμια και εταιρείες, το ανθρωποειδές ρομπότ HOAP (Humanoid for Open Architecture Platform) (Σχήμα 1.4) το οποίο μπορεί να κουνά το κεφάλι, τη μέση και τα χέρια του και μπορεί να συνδεθεί σε έναν υπολογιστή για μεταφορά δεδομένων.



Σχήμα 1.4: Τα ρομπότ HOAP (αριστερά) και ROBONAUT (δεξιά)

Η NASA σε συνεργασία με την Υπηρεσία Ανάπτυξης Προηγμένης Στρατιωτικής Τεχνολογίας των ΗΠΑ (DARPA), ανέπτυξαν τον «Ρομποναύτη» (ROBONAUT) (Σχήμα 1.4) ένα ρομπότ για τη συντήρηση του διαστημικού τηλεσκοπίου HUBBLE, προσαρμοσμένο πάνω στο ρομποτικό βραχίονα του διαστημικού λεωφορείου.

Ήδη διοργανώνονται σε ετήσια βάση διεθνείς αγώνες ποδοσφαίρου, το ROBOCUP (Σχήμα 1.5), στο οποίο πρωταγωνιστές είναι ρομπότ κάθε είδους (ανθρωποειδή, τετράποδα, κτλ.) με τελικό στόχο να αναπτυχθεί μια ομάδα αυτόνομων ανθρωποειδών ρομπότ μέχρι το 2050, ικανή να νικήσει στο ποδόσφαιρο την πρωταθλήτρια κόσμου.



Σχήμα 1.5: Στιγμιότυπα από διοργανώσεις ROBOCUP

Στο πλαίσιο του ερευνητικού προγράμματος που ονομάζεται MYLIFEBITS, που αναπτύσσεται στα Media Presence Lab της Microsoft, γίνεται προσπάθεια ανάπτυξης ενός εικονικού εγκεφάλου, μιας βάσης δεδομένων που θα κρατά όλες τις γνώσεις και εμπειρίες ενός ατόμου. Οι συντελεστές του προγράμματος θεωρούν ότι έως τα μέσα του 21^{ου} αιώνα σχεδόν όλη η ανθρώπινη γνώση θα βρίσκεται διαθέσιμη στον κυβερνοχώρο. Το μεγαλύτερο επίτευγμα όμως θα είναι η δυνατότητα να επικοινωνούν οι άνθρωποι μεταξύ τους χρησιμοποιώντας όλες τις αισθήσεις τους. Προς αυτόν το σκοπό, η ίδια ερευνητική ομάδα αναπτύσσει μια τεχνολογία που αναφέρεται ως TELEPRESENCE και επιτρέπει στους χρήστες να επικοινωνούν με κείμενο, γραφικά, ήχο, video και διαμοιραζόμενα προγράμματα.

1.6 Η Τεχνητή Νοημοσύνη στις Επιχειρήσεις

Στη διάρκεια της «σύγχρονης» ζωής της, η ΤΝ έχει έρθει και έχει φύγει από την επικαιρότητα αρκετές φορές. Στο διάστημα αυτό έχει προβληθεί υπερβολικά για να διαφημιστεί στη συνέχεια, κ.ο.κ. Ο μεγαλύτερος πολέμιος της ΤΝ ήταν πιθανότατα οι υπερβολικές υποσχέσεις που δίνονταν από τους υποστηρικτές της. Αφενός μεν, οι δυνατότητες της τεχνολογίας δεν εκτιμήθηκαν σωστά από τους ερευνητές ή σκόπιμα διογκώθηκαν από φιλόδοξους επιχειρηματίες, αφετέρου δε οι πραγματικές ανάγκες του επιχειρηματικού κόσμου δεν λήφθηκαν υπόψη.

Όπως κάθε πληροφοριακό σύστημα, τα συστήματα ΤΝ θα κερδίσουν το ενδιαφέρον των επιχειρήσεων μόνο όταν θα είναι σε θέση να εκτελέσουν ζωικές επιχειρηματικές λειτουργίες πιο γρήγορα, ή με περισσότερη ακρίβεια, ή όταν θα αναδείξουν ανεκμετάλλευτες επιχειρησιακές ευκαιρίες. Αδιαμφισβήτητα, στο πλαίσιο της ΤΝ έχουν αναπτυχθεί τεχνικές που ανοίγουν το δρόμο για νέες επιχειρησιακές εφαρμογές. Η τρέχουσα αναζωπύρωση του ενδιαφέροντος για την ΤΝ οφείλεται κυρίως στο διαδίκτυο, του οποίου τα μεγέθη (όγκος πληροφορίας,, αριθμός συναλλασσόμενων, ανομοιογένεια συναλλαγών, κτλ.) απαιτούν έξυπνες τεχνικές διαχείρισης.

Τα συστήματα της ΤΝ έχουν κάποια ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά. Μπορούν να αναλύουν μεγάλα/ ή και σύνθετα σύνολα δεδομένων και να ανακαλύπτουν σχέσεις και πρότυπα σε αυτά, που συμβάλουν στη λήψη καλύτερων αποφάσεων. Αυτοματοποιούν τη λήψη αποφάσεων εξομοιώνοντας την ανθρώπινη συλλογιστική. Λειτουργούν αποδοτικά σε δυναμικά περιβάλλοντα όπου πρέπει να γίνουν κρίσιμες επιλογές μεταξύ δυνατών ενεργειών.

Σήμερα στις επιχειρήσεις χρησιμοποιούνται συστήματα κανόνων που παίρνουν αποφάσεις και αυτοματοποιούν τη ροή των εργασιών. Υπάρχουν συστήματα ανάλυσης δεδομένων που προσδιορίζουν το προφίλ των πελατών και περιορίζουν την μη εξουσιοδοτημένη χρήση πιστωτικών καρτών. Υπάρχουν αυτόνομα συστήματα, γνωστά ως πράκτορες, που ελέγχουν την πληροφορία καθώς φτάνει από διάφορες πηγές και εκτελούν κατάλληλες λειτουργίες για την αυτοματοποίηση των συναλλαγών μεταξύ των επιχειρήσεων στο διαδίκτυο.

Αν και οι υπάρχουσες εφαρμογές είναι ελπιδοφόρες, οι τεχνικές της ΤΝ δεν αποτελούν πανάκεια για όλα τα προβλήματα, οποιασδήποτε φύσεως. Η χρήση προηγμένων τεχνολογιών στον επιχειρηματικό τομέα προϋποθέτει χαμηλό ρίσκο και υψηλή απόδοση. Συνεπώς οι δοκιμασμένες τεχνικές της ΤΝ μπορεί να χρησιμοποιηθούν ευκολότερα στον επιχειρηματικό κόσμο. Αντίθετα, οι εξελισσόμενες τεχνικές μπορεί να χρησιμοποιηθούν μόνο όταν το επιχειρηματικό ρίσκο είναι αποδεκτό.

Για να χρησιμοποιηθεί η ΤΝ σε κάποια επιχείρηση, όπως κάθε πληροφοριακό σύστημα, θα πρέπει να ισχύουν τα ακόλουθα:

- Οι επιχειρηματικές διαδικασίες θα πρέπει να πληρούν ικανοποιητικά κάποιες προδιαγραφές ώστε να είναι συνεπείς και να μπορεί να κωδικοποιηθούν.
- Η υφιστάμενη τεχνολογία της επιχείρησης θα πρέπει να εξασφαλίζει την έγκαιρη και ασφαλή αποστολή δεδομένων στην εφαρμογή ΤΝ. Σε αντίθετη περίπτωση η ΤΝ μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο σε απομονωμένα προβλήματα.
- Η επιχείρηση θα πρέπει να βρει δραστηριότητες που να είναι σύνθετες, επαναλαμβανόμενες και να βασίζονται σε γνώση. Σε αυτές τις περιπτώσεις οι βασικές εφαρμογές ΤΝ μπορεί να εφαρμοστούν παράλληλα με τις υπάρχουσες λύσεις και στη συνέχεια, μετά από ικανοποιητική χρήση να αναλαμβάνουν όλο και περισσότερο κυρίαρχο ρόλο, ενσωματωμένες πλέον μέσα μέσα στις υπάρχουσες πλατφόρμες και επιχειρηματικές διαδικασίες.
- Τέλος, η επιχείρηση θα πρέπει να εξασφαλίσει ότι έχει την τεχνογνωσία να διαχειρίζεται τις εφαρμογές ΤΝ και, αν είναι εφικτό, να τις βελτιώνει με το χρόνο.

1.7 Έρευνα

Η έρευνα στην ΤΝ εκφράζεται μέσω ενός αριθμού συνεδρίων και επιστημονικών περιοδικών στα οποία κάθε χρόνο δημοσιεύονται τα τελευταία επιτεύγματα στις διάφορες επιμέρους περιοχές. Τα κυριότερα διεθνή συνέδρια είναι τα:

- The International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)
- The European Conference on Artificial Intelligence (ECAI)
- The Conference of the American Association for Artificial Intelligence (AAAI)

Ενώ μερικά από τα πλέον έγκυρα περιοδικά είναι τα:

- Journal of Artificial Intelligence (ELSEVIER)
- Intelligence Systems (IEEE)
- AI Review (KLUWER)

Επίσης στις περισσότερες χώρες υπάρχουν επιστημονικές ενώσεις με σκοπό την ανταλλαγή απόψεων και την προώθηση συνεργασιών στην περιοχή της ΤΝ, με πιο γνωστή την Αμερικανική ΑΑΑΙ και την ευρωπαϊκή ΕCCAI. Στην Ελλάδα ο αντίστοιχος φορέας είναι η Ελληνική Εταιρεία Τεχνητής Νοημοσύνης (ΕΕΤΝ) ο οποίος διοργανώνει και το πανελλήνιο συνέδριο ΤΝ (ΣΕΤΝ) κάθε 2 χρόνια. [4]

1.8 Επίλογος

Η αλματώδης εξέλιξη των υπολογιστικών συστημάτων δημιουργεί συνεχώς νέες απαιτήσεις για τον τρόπο που αυτά πρέπει να επιλύουν προβλήματα. Ο στόχος της κατασκευής ενός συστήματος που θα μπορούσε να κερδίσει τον παγκόσμιο πρωταθλητή στο σκάκι, ένας από τους πλέον προβεβλημένους στόχους της ΤΝ, επιτεύχθηκε το καλοκαίρι του 1997 με τη νίκη του DEEP BLUE επί του Kasparov. Από τότε, τα προγράμματα σκάκι έπαψαν να θεωρούνται ευφυή. Αντίστοιχα, και άλλες τεχνολογίες που έχουν γεννηθεί από την έρευνα στην ΤΝ, μετά την αποδοχή τους και την ευρεία χρήση τους, απομυθοποιήθηκαν. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα ο χαρακτηρισμός του τι είναι ΤΝ και τι δεν είναι να εξαρτάται και από το χρονικό πλαίσιο.

Κάποτε, οι συλλογιστικές των κανόνων και των μοντέλων θεωρούνταν βασικές τεχνολογίες των ευφύων συστημάτων. Σήμερα, δέχονται κριτική ότι είναι στατικές τεχνολογίες και βασίζονται στη νοημοσύνη του προγραμματιστή. Όμως, η νοημοσύνη δεν είναι κατ' ανάγκη σύνθεση ευφύων τεχνικών, αλλά μπορεί και να αναδύεται μέσα από μια πολύπλοκη σύνθεση «λιγότερο ευφύων» τεχνικών, όπως άλλωστε υποστηρίζει και ένας από τους θεμελιωτές της ΤΝ, ο Marvin Minsky, στο βιβλίο του *Η Κοινωνία της Νόησης* (1988).

Η ΤΝ θέτει συνεχώς υψηλότερους στόχους και πλέον προσπαθεί να δημιουργήσει συστήματα που εξαρτώνται λιγότερο από τον προγραμματιστή και περισσότερο από την ικανότητα τους να μαθαίνουν πως να συμπεριφέρονται, αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον. Στο πνεύμα αυτό, η αντιπαράθεση ανθρώπου-μηχανής στο σκάκι συνεχίστηκε με την ήττα του Vladimir Kramnik από το πρόγραμμα προσωπικού υπολογιστή DEEP FRITZ, το οποίο μπορεί να μαθαίνει από τα λάθη του. Πέρα από το σκάκι, η έρευνα στην ΤΝ έχει στραφεί σε πολύπλοκα καθημερινά προβλήματα και περισσότερο χρήσιμες κατευθύνσεις, όπως για παράδειγμα την ασφαλή και απρόσκοπτη χρήση της σύγχρονης τεχνολογίας από τον άνθρωπο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό παρέχεται πλήρης περιγραφή των νευρωνικών δικτύων, καθώς και η διαδικασία εκπαίδευσης τους. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι από τις δημοφιλέστερες και αποτελεσματικότερες τεχνικές κατηγοριοποίησης.

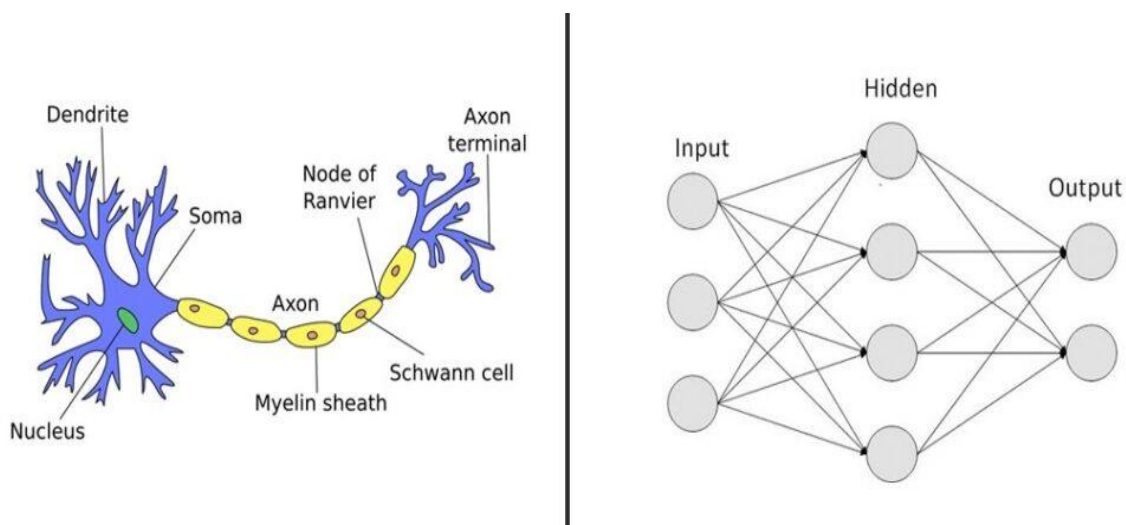
2.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Όπως προαναφέραμε, τα νευρωνικά δίκτυα είναι μία από τις βασικότερες μεθόδους μηχανικής μάθησης και έχει ευρεία εφαρμογή στην κατηγοριοποίηση των μαστογραφιών. Η ιδέα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) έχει προέλθει από τον τρόπο λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Από την στιγμή που διαπιστώθηκε ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος λειτουργεί εντελώς διαφορετικά από τον τρόπο που λειτουργούν οι Ηλεκτρονικοί Υπολογιστές (Η/Υ) για να κάνουν υπολογισμούς, ξεκίνησε η προσπάθεια προσομοίωσης των μεθόδων μάθησης και λειτουργίας του από τους Η/Υ.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) ή απλά Νευρωνικά Δίκτυα (Ν.Δ.) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων. Τα ΤΝΔ είναι μια συλλογή από νευρώνες (Processing Units – PUs) που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε PU έχει πολλές εισόδους αλλά μόνο μία έξοδο η οποία με τη σειρά της μπορεί να αποτελέσει είσοδο για άλλες PUs. Η συνδέσεις μεταξύ των PUs διαφέρουν ως προς τη σημαντικότητά τους, η οποία και προσδιορίζεται από το συντελεστή βάρους (σύναψη). Η επεξεργασία κάθε PU

καθορίζεται από τη συνάρτηση μεταφοράς, η οποία καθορίζει την κάθε έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους συντελεστές βάρους.

Για να χρησιμοποιηθεί ένα ΤΝΔ πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί για να μάθει. Η μάθηση συνίσταται στον προσδιορισμό των κατάλληλων συντελεστών βάρους, ώστε το ΤΝΔ να εκτελεί τους επιθυμητούς υπολογισμούς, και πραγματοποιείται με τη βοήθεια αλγορίθμων που είναι γνωστοί ως κανόνες μάθησης ή αλγόριθμοι εκπαίδευσης. Ο ρόλος των συντελεστών βάρους μπορεί να ερμηνευτεί ως αποθήκευση γνώσης, η οποία παρέχεται μέσω παραδειγμάτων. Με αυτόν τον τρόπο τα Ν.Δ. μαθαίνουν το περιβάλλον τους, δηλαδή το φυσικό μοντέλο που παρέχει τα δεδομένα. [3]



Σχήμα 2.1: Βιολογικό νευρωνικό δίκτυο και τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

2.3 Ιστορική Αναδρομή

Η μοντέρνα περίοδος των νευρωνικών δικτύων λέγεται ότι άρχισε με την πρωτοποριακή δουλειά των McCulloch και Pitts (1943). Ο πρώτος ήταν ψυχίατρος και ο δεύτερος μεγαλοφυής μαθηματικός. Σύμφωνα με τον Rall (1990) η κλασική εργασία των McCulloch και Pitts έγινε μέσα σε μια κοινωνία που ασχολούνταν με τους νευρώνες στο πανεπιστήμιο του Σικάγο, για πάνω από 5 χρόνια. Αυτή η εργασία περιέγραφε το λογικό λογισμό των νευρωνικών δικτύων. Είναι αξιοσημείωτο το ότι ο von Neumann χρησιμοποίησε ιδεατά στοιχεία καθυστέρησης τα οποία είχαν υπολογιστεί από τα ιδεατά στοιχεία νευρώνων των McCulloch και Pitts, για την κατασκευή του EDVAC (Electronic Discrete Variable Automatic Computer), ο οποίος κατάληξε στον ENIAC, τον πρώτο γενικού σκοπού υπολογιστή.

Η επόμενη μεγάλη ανάπτυξη πάνω στα νευρωνικά δίκτυα, ήρθε το 1949 με την έκδοση του βιβλίου του Hebb με τίτλο “The Organization of Behavior”, στο οποίο έγινε για πρώτη φορά μια ιδιαίτερη δήλωση ενός φυσιολογικού κανόνα μάθησης για συναπτικές τροποποιήσεις. Πιο συγκεκριμένα ο Hebb πρότεινε ότι η συνδετικότητα του εγκεφάλου συνεχώς αλλάζει καθώς ο οργανισμός μαθαίνει διάφορες εργασίες, και ότι οι νευρωνικοί συγκεντρωτές δημιουργούνται από τέτοιες αλλαγές. Επίσης πρότεινε το διάσημο αίτημα μάθησης σύμφωνα με το οποίο η αποτελεσματικότητα μιας σύναψης μεταβλητής ανάμεσα σε δύο νευρώνες αυξάνεται από την επαναλαμβανόμενη ενεργοποίηση του ενός νευρώνα από τον άλλο κατά μήκος της σύναψης.

Η αναφορά των Rochester, Holland, Habit και Duda (1956) είναι ίσως η πρώτη προσπάθεια για χρήση υπολογιστή που χρησιμοποιεί την εξομοίωση, για να ελεγχθεί μια καλά σχηματισμένη νευρωνική θεωρία βασισμένη στο αίτημα μάθησης του Hebb. Η εξομοίωση έδειξε ότι χρειαζόταν να προστεθεί παρεμπόδιση ώστε η θεωρία να δουλέψει πραγματικά. Τον ίδιο χρόνο ο Uttley παρουσίασε την αποκαλούμενη “διαρρέουσα ολοκλήρωση” ή “νευρώνας φωτιάς” που αργότερα αναλύθηκε από τον Caianiello.

Το 1952 εκδόθηκε το βιβλίο του Ashby με τίτλο “Design for a brain: The Origin of Adaptive Behavior”, το οποίο ασχολήθηκε με την βασική έννοια ότι η προσαρμοζόμενη συμπεριφορά δεν είναι έμφυτη αλλά μαθαίνεται. Το 1954 ο Minsky έγραψε τη διδακτορική του διατριβή με τίτλο “Theory of Neural – Analog Reinforcement Systems and Its Application to the Brain – Model Problem” και το 1961 ο ίδιος έγραψε μια εργασία με τίτλο “Steps Toward Artificial Intelligence”. Επίσης το 1954 η ιδέα των μη γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων προτάθηκε από τον Gabor (πρωτοπόρος της θεωρίας επικοινωνιών και εφευρέτης του ολογραφήματος), ο οποίος υλοποίησε μια τέτοια μηχανή στην οποία η μάθηση επιτυγχανόταν με τροφοδότηση δειγμάτων στοχαστικών διαδικασιών στη μηχανή, μαζί με τη συνάρτηση – στόχο, την οποία ήταν αναμενόμενο να παράγει η μηχανή.

Ένα θέμα ιδιαίτερου ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα είναι αυτό της σχεδίασης ενός αξιόπιστου δικτύου με νευρώνες που μπορούν να θεωρηθούν σαν μη αξιόπιστα στοιχεία. Αυτό το σημαντικό πρόβλημα λύθηκε από τον von Neumann (1956) χρησιμοποιώντας την ιδέα του πλεονασμού. 15 χρόνια μετά την έκδοση της εργασίας των McCulloch και Pitts, μια νέα προσέγγιση πάνω στο πρόβλημα της αναγνώρισης προτύπων έγινε από τον Rosenblatt (1958) στην εργασία του πάνω στο αισθητήριο (perceptron). Το ιδιαίτερο επίτευγμα του ήταν το αποκαλούμενο θεώρημα σύγκλισης αισθητηρίου (perceptron convergence theorem). Το 1960 οι Widrow και Hoff πρότειναν τον αλγόριθμο ελάχιστου μέσου τετραγώνου (leastmean – square – LMS) και τον χρησιμοποίησαν για να σχηματίσουν το Adaline (adaptive linear element). Η διαφορά ανάμεσα στο αισθητήριο και στο Adaline βρίσκεται στον τρόπο μάθησης.

Ένα από τα από τα πρόσφατα εκπαιδευσιμα νευρωνικά δίκτυα με πολλαπλά στοιχεία είναι η δομή Madaline (Widrow). Κατά την διάρκεια της κλασικής περιόδου του perceptron (‘60) πιστευόταν ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούσαν να κάνουν τα πάντα. Αλλά τότε εκδόθηκε το βιβλίο των Minsky και Papert που με τη βοήθεια των μαθηματικών απέδειξε ότι υπάρχουν όρια πάνω στο τι μπορεί να υπολογιστεί από τα

αισθητήρια. Ένα σημαντικό πρόβλημα πάνω στη σχεδίαση ενός πολύ – επιπέδου αισθητηρίου είναι το πρόβλημα της ανάθεσης εμπιστοσύνης (credit assignment problem), το οποίο βρήκε την λύση του μόλις την δεκαετία του 1980.

Κατά την δεκαετία του '70 λόγω των προβλημάτων εγκαταλείφτηκε το ενδιαφέρον πάνω στα νευρωνικά δίκτυα. Μια σημαντική ενέργεια την δεκαετία αυτή ήταν οι χάρτες αυτό – οργάνωσης με ανταγωνιστική μάθηση.

Το 1980 έγιναν πολλές εργασίες πάνω στην θεωρία αλλά και στον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων. Ο Grossberg (1980) ανέπτυξε μια καινούργια αρχή αυτό – οργάνωσης που συνδυάζει φιλτράρισμα από “κάτω προς τα πάνω” και αντίθετη αύξηση σε μικρή μνήμη με από “πάνω προς τα κάτω” ταίριασμα προτύπων και σταθεροποίηση του κώδικα μάθησης. Δεδομένης μιας τέτοιας ικανότητας, και αν το πρότυπο εισόδου ταιριάζει με την ανάδραση μάθησης, λαμβάνει χώρα μία δυναμική κατάσταση που καλείται adaptive resonance. Αυτό το φαινόμενο δίνει την βάση για μια νέα κατηγορία νευρωνικών δικτύων γνωστά σαν adaptive resonance theory (ART).

Το 1982 ο Hopfield χρησιμοποίησε την ιδέα μια συνάρτησης ενέργειας για να φτιάξει ένα νέο τρόπο κατανόησης του υπολογισμού που γίνεται από τα δίκτυα με συμμετρικές συναπτικές συνδέσεις. Επιπλέον καθιέρωσε τον ισομορφισμό ανάμεσα σε τέτοια περιοδικά δίκτυα και σε ένα Ising μοντέλο που χρησιμοποιείται στην στατιστική. Αυτή η αναλογία άνοιξε τον δρόμο για ένα κατακλυσμό θεωριών για τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η συγκεκριμένη τάξη νευρωνικών δικτύων με ανατροφοδότηση έτυχε ιδιαίτερης προσοχής κατά τη δεκαετία του '80 και με το χρόνο έγιναν γνωστά σαν δίκτυα Hopfield.

Το 1983 οι Cohen και Grossberg έδωσαν μια νέα αρχή για σχεδίαση μιας διευθυνσιοδοτούμενης μνήμης (content – addressable memory) που περιλαμβάνει την έκδοση συνεχούς χρόνου του δικτύου Hopfield σαν μια ιδιαίτερη περίπτωση. Μια ακόμα σημαντική ανάπτυξη το 1982 ήταν η έκδοση της εργασίας του Kohonen πάνω στους χάρτες αυτό – οργάνωσης, χρησιμοποιώντας μιας ή δύο διαστάσεων δικτυωτές δομές. Το 1983 οι Kirkpatrick, Gallat και Vecchi περιέγραψαν μια νέα διαδικασία που λέγεται εξομοιωμένη απόπτηση (Simulated Annealing) για λύση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης.

Η εξομοιωμένη απόπτηση χρησιμοποιείται στην στατιστική θερμοδυναμική και βασίζεται σε μια απλή τεχνική. Την ίδια χρονιά εκδόθηκε μια εργασία από τους Burto, Sutton και Anderson πάνω στην ενισχυμένη μάθηση, η οποία δημιούργησε μεγάλο ενδιαφέρον πάνω στην ενισχυμένη μάθηση και την εφαρμογή της. Το 1984 ο Braitenberg εξέδωσε ένα βιβλίο με τίτλο “Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology” το οποίο περιγράφει διάφορες μηχανές με απλή εσωτερική αρχιτεκτονική, και το οποίο ενσωματώνει μερικές σημαντικές αρχές της αυτό – οργανούμενης απόδοσης. Το 1986 η ανάπτυξη του αλγορίθμου για πίσω διάδοση (back – propagation algorithm) παρουσιάστηκε για πρώτη φορά από τον Rumelhart. Αυτός ο αλγόριθμος έγινε πολύ δημοφιλής και έδωσε νέα ώθηση στις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

Το 1988 ο Linsker περιέγραψε μια νέα αρχή για την αυτό – οργάνωση σε ένα δίκτυο αισθητηρίων (perceptrons). Η αρχή αυτή σχεδιάστηκε ώστε να διατηρεί μέγιστη πληροφορία σχετικά με την με τα πρότυπα ενεργειών, που υπόκεινται σε περιορισμούς όπως συναπτικές συνδέσεις και δυναμικές περιοχές σύναψης. Ο Linsker χρησιμοποίησε αφηρημένες έννοιες πάνω στη θεωρία πληροφοριών ώστε να σχηματίσει τη αρχή της διατήρησης μέγιστης πληροφορίας.

Επίσης το 1988 οι Broomhead και Lowe περιέγραψαν μία διαδικασία για το σχεδιασμό “προς τα εμπρός τροφοδότησης” (feed forward) δικτύων χρησιμοποιώντας συναρτήσεις ακτινικής βάσης (Radial Basis Functions – RBF), που είναι μια παραλλαγή των πολυεπίπεδων αισθητηρίων. Το 1989 εκδόθηκε το βιβλίο του Mead με τίτλο “VLSI and Neural Systems”. Αυτό το βιβλίο δίνει μια ασυνήθιστη μίξη περιεχομένων από την νευροβιολογία και την τεχνολογία VLSI. Ίσως περισσότερο από κάθε άλλη έκδοση, η εργασία του Hopfield (1982) και το δίτομο βιβλίο των Rummelhart και McClelland (1986), να ήταν οι πιο σημαίνουσες εκδόσεις υπεύθυνες για την αναζωογόνηση του ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα στην δεκαετία του ‘80.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν σίγουρα διανύσει πολύ δρόμο από την εποχή των McCulloch και Pitts. Πραγματικά έχουν εγκαθιδρυθεί σαν ενδοπειθαρχικό αντικείμενο με βαθιές ρίζες στην επιστήμη των νευρώνων, στην ψυχολογία, στα μαθηματικά, στις φυσικές επιστήμες και στην μηχανική. Δεν είναι αναγκαίο να πούμε ότι είναι εδώ για να μείνουν και θα συνεχίσουν να αναπτύσσονται σε θεωρία, σχεδιασμό και εφαρμογές.

2.4 Ανθρώπινοι και Τεχνητοί Νευρώνες

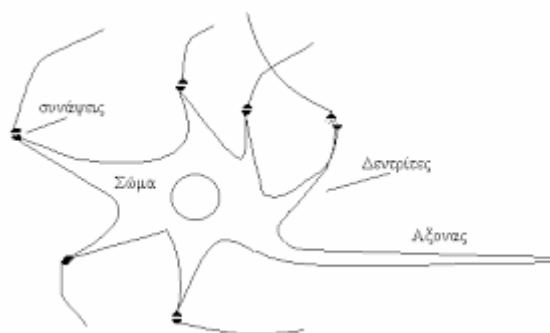
2.4.1 Διαδικασία εκμάθησης ανθρώπινου εγκεφάλου

Υπολογίζεται πως ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει πάνω από 100 δισεκατομμύρια νευρώνες (10^{11}) και 10^{14} συνάψεις στο ανθρώπινο νευρικό σύστημα. Μελέτες στην ανατομία του εγκεφάλου δείχνουν ότι υπάρχουν περισσότερες από 1000 συνάψεις σε κάθε είσοδο και έξοδο του νευρώνα.

Οι περισσότεροι νευρώνες έχουν δενδροειδείς δομές οι οποίες ονομάζονται δενδρίτες, και είναι αυτές που δέχονται σήματα εισόδου από τους άλλους νευρώνες, μέσω συνδέσεων, των επονομαζόμενων συνάψεων. Μερικοί νευρώνες επικοινωνούν μόνο με μερικούς γειτονικούς, ενώ οι άλλοι συνδέονται με χιλιάδες άλλους.

Ο νευρώνας απαρτίζεται από τρία μέρη:

- το κυτταρικό σώμα,
- τις διακλαδώσεις οι οποίες ονομάζονται δενδρίτες και σκοπός τους είναι να λαμβάνουν το σήμα, και
- έναν άξονα ο οποίος μεταφέρει την έξοδο του νευρώνα στους δενδρίτες των άλλων νευρώνων



Σχήμα 2.2: Βιολογικός νευρώνας

Πολλά πράγματα σχετικά με τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι άγνωστα και για το λόγο αυτό οι θεωρίες ποικίλουν. Στον ανθρώπινο εγκέφαλο, ένας τυπικός νευρώνας συγκεντρώνει τα σήματα από άλλους νευρώνες μέσω των δενδριτών. Ο νευρώνας στέλνει δυναμικά δράσης μέσω μακρών και λεπτών αξόνων οι οποίοι διαχωρίζονται σε χιλιάδες διακλαδώσεις. Στο τέλος κάθε διακλάδωσης, η σύναψη μετατρέπει το δυναμικό του άξονα σε ηλεκτρικά δυναμικά τα οποία αναστέλλουν ή διεγείρουν τους συνδεδεμένους νευρώνες. Όταν ένας νευρώνας λαμβάνει μια νέα είσοδο διέγερσης, στέλνει ένα δυναμικό δράσης στον άξονά του. Η εκμάθηση λαμβάνει χώρα αλλάζοντας την αποτελεσματικότητα των συνάψεων έτσι ώστε να αλλάζει η επίδραση ενός νευρώνα σε κάποιον άλλο.

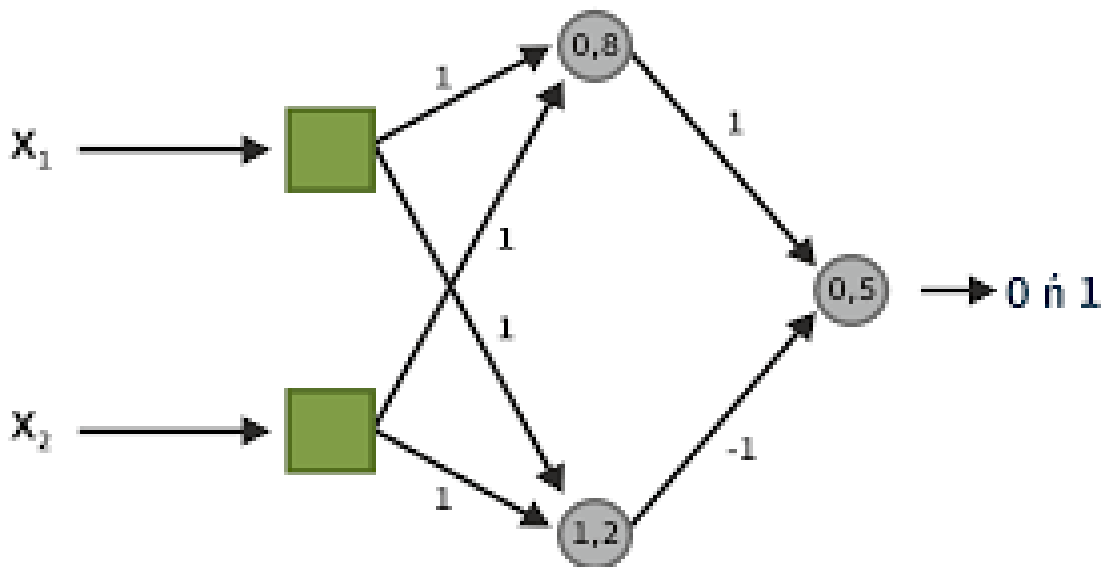
2.4.2 Από τους Ανθρώπους στους Τεχνητούς Νευρώνες

Για την προσομοίωση των ανθρώπινων νευρωνικών δικτύων καταγράφονται αρχικά τα βασικά χαρακτηριστικά των νευρώνων και των διασυνδέσεών τους. Στη συνέχεια προγραμματίζεται ο υπολογιστής για την προσομοίωση αυτών των χαρακτηριστικών. Παρ' όλα αυτά, επειδή η γνώση για τους νευρώνες είναι ελλιπής και οι υπολογιστικές δυνατότητες περιορισμένες, τα μοντέλα που έχουν δημιουργηθεί είναι αδρές απομιμήσεις των πραγματικών εγκεφαλικών νευρωνικών δικτύων.

2.5 Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα

Ένας νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφοριών βασική για την λειτουργία του ΤΝΔ. Στο σχήμα 2.1 φαίνεται ένα μοντέλο νευρώνα, το οποίο αποτελεί το βασικό στοιχείο για την σχεδίαση ενός ΤΝΔ. Σε ένα μοντέλο νευρώνα μπορούμε να αναγνωρίσουμε τρία βασικά στοιχεία:

- Ένα σύνολο από συνάψεις (διασυνδέσεις), η κάθε μια από τις οποίες χαρακτηρίζεται από κάποιο βάρος. Συγκεκριμένα, ένα σήμα X_j στην είσοδο μιας σύναψης j που είναι συνδεδεμένη με τον νευρώνα k πολλαπλασιάζεται με το βάρος της σύναψης W_{kj} . Οι υποδείκτες του w έχουν την εξής σημασία. Ο πρώτος υποδείκτης αναφέρεται στον εν λόγω νευρώνα και ο δεύτερος στην είσοδο της σύναψης όπου αναφέρεται το βάρος. Το βάρος W_{kj} είναι θετικό όταν η σχετική σύναψη διεγείρει τον νευρώνα και αρνητικό όταν η σύναψη είναι ανασταλτική.
- Έναν αθροιστή που αθροίζει τα εισερχόμενα σήματα στον νευρώνα και έχουν πολλαπλασιαστεί με το βάρος της αντίστοιχης σύναψης από την οποία εισήλθαν. Οι διαδικασίες που περιγράφονται εδώ αποτελούν ένα γραμμικό συνδυαστή.
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για τον περιορισμό του μεγέθους της εξόδου ενός νευρώνα. Συνήθως το κανονικοποιημένο εύρος της εξόδου ενός νευρώνα είναι το κλειστό σύνολο $[0,1]$ ή $[-1,1]$.



Σχήμα 2.3: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Το μοντέλο του νευρώνα [παραπάνω εικόνα] περιλαμβάνει επίσης και ένα εξωτερικό βάρος b_k . Το βάρος b_k έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση ή την μείωση της τιμής που δίνει σαν είσοδο το δίκτυο στην συνάρτηση ενεργοποίησης ανάλογα με το αν είναι αρνητικό ή θετικό. Το βάρος αυτό ονομάζεται μεροληψία (bias). [2]

Με μαθηματικούς όρους, μπορούμε να περιγράψουμε έναν νευρώνα k από το παρακάτω ζεύγος εξισώσεων: $U_k = \sum_{j=1}^m W_{kj}X_j$

Και
$$V_k = \varphi(U_k - b_k) \text{ όπου } X_1, X_2, \dots, X_m$$

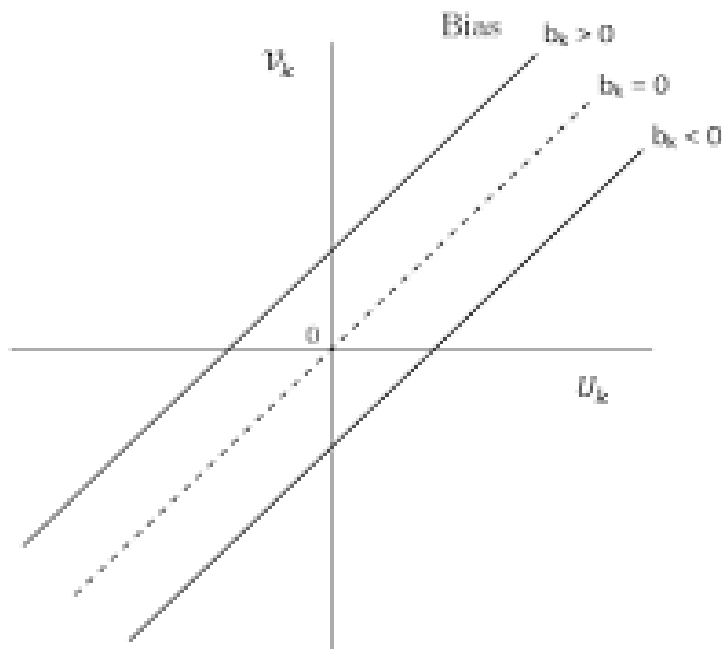
είναι τα εισερχόμενα σήματα, $W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{km}$ είναι τα βάρη των συνάψεων του νευρώνα k , U_k είναι η έξοδος του γραμμικού συνδυαστή, $\varphi(\bullet)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και V_k είναι το σήμα που δίνει σαν έξοδο ο νευρώνας k . Η χρήση της μεροληψίας b_k στο μοντέλο του σχήματος 2.1 έχει ως αποτέλεσμα την εφαρμογή ενός μετασχηματισμού της εξόδου U_k με τον γραμμικό συνδυαστή όπως φαίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$V_k = U_k - b_k$$

Συγκεκριμένα, με βάση το αν η μεροληψία b_k είναι θετική ή αρνητική, η σχέση μεταξύ της δυνατότητας ενεργοποίησης V_k του νευρώνα k και της εξόδου του γραμμικού συνδυαστή U_k τροποποιείται όπως φαίνεται στο σχήμα [παρακάτω εικόνα]. Σημειώνεται ότι με την εφαρμογή του μετασχηματισμού αυτού η γραφική παράσταση του V_k ως προς το U_k δεν περνά πλέον από την αρχή των αξόνων.

Η μεροληψία b_k είναι μια εξωτερική παράμετρος του τεχνητού νευρώνα k . Μπορούμε να το εντάξουμε στις εξισώσεις που περιγράφουν τον νευρώνα όπως πιο πάνω, ή να τις γράψουμε ως εξής:

$$U_k = \sum_{j=0}^m W_{kj}X_j \text{ Και } V_k = \varphi(V_k)$$



Σχήμα 2.4: Διάγραμμα V_k-U_k

Στην νέα εξίσωση του $\mathcal{N}k$ έχουμε προσθέσει μια νέα σύναψη που έχει σαν είσοδο

$X0 = +1$ και βάρος $\mathcal{W}k0 = bk$

Με αυτό τον τρόπο δημιουργείται ένα νέο μοντέλο για τον νευρώνα. Σε αυτή την περίπτωση ο τρόπος που η μεροληψία επηρεάζει τον νευρώνα περιγράφεται από δύο πράγματα:

- προστίθεται ένα νέο σήμα εισόδου που έχει σταθερά την τιμή +1,
- προστίθεται ένα νέο βάρος σύναψης που ισούται με το bk .

Η συνάρτηση ενεργοποίησης ενός τεχνητού νευρώνα δύναται να είναι μία οποιαδήποτε συνάρτηση. Ωστόσο, στις περισσότερες πρακτικές εφαρμογές χρησιμοποιούνται οι συναρτήσεις ενεργοποίησης που παρουσιάζονται παρακάτω στο Σχήμα 2.5.

Activation function	Equation	Graph
Unit step (Heaviside)	$\phi(z) = \begin{cases} 0, & z < 0, \\ 0.5, & z = 0, \\ 1, & z > 0, \end{cases}$	
Sign	$\phi(z) = \begin{cases} -1, & z < 0, \\ 0, & z = 0, \\ 1, & z > 0, \end{cases}$	
Linear	$\phi(z) = z$	
Piece-wise linear	$\phi(z) = \begin{cases} 1, & z \geq \frac{1}{2}, \\ z + \frac{1}{2}, & -\frac{1}{2} < z < \frac{1}{2}, \\ 0, & z \leq -\frac{1}{2}, \end{cases}$	
Logistic (sigmoid)	$\phi(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$	
Hyperbolic tangent	$\phi(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$	
Rectifier, ReLU (Rectified Linear Unit)	$\phi(z) = \max(0, z)$	
Rectifier, softplus	$\phi(z) = \ln(1 + e^z)$	

Σχήμα 2.5: Συνηθισμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης.

Όπως θα αναφέρουμε παρακάτω, με την χρήση ΤΝΔ προσπαθούμε συνήθως να κωδικοποιήσουμε μη γραμμικές συναρτήσεις. Ως εκ τούτου, είναι απαραίτητο να

«εισαχθεί» μη γραμμικότητα στο ΤΝΔ, και, προκειμένου να επιτευχθεί αυτό, είναι συνήθης πρακτική η χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης.

2.6 Διαδικασίες μάθησης και εκπαίδευσης

Η πιο σημαντική ιδιότητα των ΤΝΔ είναι η ικανότητά τους να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους και να βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω της διαδικασίας μάθησης. Η βελτίωση αυτή γίνεται στην διάρκεια του χρόνου με κάποιο προκαθορισμένο μέτρο. Ένα ΤΝΔ μαθαίνει από το περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας προσαρμογών των βαρών στις συνάψεις του δικτύου και στα κατώφλια του. Στην ιδανική περίπτωση, μετά από κάθε επανάληψη της διαδικασίας μάθησης το ΤΝΔ αποκτά περισσότερη γνώση για το περιβάλλον του.

Υπάρχουν πάρα πολλές δραστηριότητες που σχετίζονται με την έννοια της μάθησης έτσι είναι αρκετά δύσκολο να δοθεί ένας ακριβής ορισμός για την μάθηση. Επιπλέον, ο ορισμός της μάθησης είναι θέμα οπτικής γωνίας και μπορεί να την δει κάποιος διαφορετικά από τους άλλους. Στην συγκεκριμένη περίπτωση, ο ορισμός δίνεται από τους Mendel και McClaren.

Ορίζουμε την διαδικασία μάθησης στο πλαίσιο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ως:

Μάθηση είναι η διαδικασία με την οποία οι ελεύθερες παράμετροι ενός ΤΝΔ προσαρμόζονται μέσω μιας συνεχούς διαδικασίας λήψης ερεθισμάτων από το περιβάλλον στο οποίο είναι ενσωματωμένο το ΤΝΔ. Ο τύπος της μάθησης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο γίνονται οι αλλαγές στις παραμέτρους.

Ο ορισμός αυτός της διαδικασίας μάθησης, συνεπάγεται την παρακάτω σειρά γεγονότων:

1. Το ΤΝΔ διεγείρεται από το περιβάλλον.
2. Το ΤΝΔ μεταβάλλει τις τιμές των ελεύθερων παραμέτρων του ως αποτέλεσμα του ερεθισμάτων που δέχεται από το περιβάλλον.
3. Το ΤΝΔ αντιδρά με διαφορετικό τρόπο στο περιβάλλον, λόγω των αλλαγών που επήλθαν στην εσωτερική του δομή.

Για την εκπαίδευση των ΤΝΔ, δηλαδή για τον τρόπο με τον οποίο θα μεταβάλλονται οι ελεύθερες παράμετροι του, έτσι ώστε να επιτυγχάνεται η σωστή έξοδος για το ΤΝΔ ανάλογα με τα δεδομένα που εισέρχονται σε αυτό χρησιμοποιούνται οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης. Αλγόριθμος εκπαίδευσης, καλείται ένα προκαθορισμένο σύνολο από κανόνες που χρησιμοποιούνται για την επίλυση ενός προβλήματος εκμάθησης.

Δεν υπάρχει ένας μοναδικός αλγόριθμος εκπαίδευσης κατάλληλος για όλες τις περιπτώσεις. Αντίθετα υπάρχει ένα σύνολο αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται κατά

περίπτωση ανάλογα με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα τους και το είδος του προβλήματος εκπαίδευσης. Το βασικό σημείο στο οποίο διαφέρουν οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης είναι ο τρόπος με τον οποίο προσαρμόζουν τα βάρη W_{kj} των συνάψεων τους.

2.6.1 Βαθμολογημένη μάθηση

Στη βαθμολογημένη μάθηση ή αλλιώς ενισχυτική μάθηση η έξοδος χαρακτηρίζεται ως επιθυμητή ή μη με βάση μια αριθμητική κλίμακα και τα συναπτικά βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτή την κλίμακα. Σε αυτόν τον τύπο εκμάθησης, το νευρωνικό δίκτυο τροφοδοτείται με διανύσματα εισόδου όμως δεν παρέχονται οι επιθυμητές αποκρίσεις για αυτές τις εισόδους. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται ένα συνολικό μέτρο της επάρκειας του διανύσματος εξόδου (δείκτης συμπεριφοράς) το οποίο μπορεί να εκπαιδεύσει το δίκτυο στην επιθυμητή συμπεριφορά. Το μέτρο αυτό είναι γνωστό ως ενισχυτικό σήμα (reinforcement signal) και ανατροφοδοτείται στο ΝΔ έτσι ώστε να επιβεβαιώσει τις ορθές συμπεριφορές και να τονίσει τις λανθασμένες συμπεριφορές. Η ενισχυτική μάθηση βασίζεται στον νόμο Thorndike, ο οποίος ερμηνεύεται ως εξής: «Εάν μια εκροή ενός συστήματος εκπαίδευσης οδηγεί σε μια ικανοποιητική κατάσταση ή συμπεριφορά, τότε η τάση του συστήματος αυτού να παράγει τη συγκεκριμένη ενέργεια ενδυναμώνεται. Διαφορετικά, η διάθεση του συστήματος να παράγει την ενέργεια αυτή εξασθενεί». Η ενισχυτική μάθηση χωρίζεται σε συσχετιστική και μη συσχετιστική ενισχυτική μάθηση. Στην πρώτη, το περιβάλλον τροφοδοτεί εκτός από το ενισχυτικό σήμα και άλλες πληροφορίες από τις οποίες το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να εκπαιδευτεί σε μια απεικόνιση με τη μορφή μιας συσχέτισης αίτιου - αποτελέσματος. Στη δεύτερη, η μοναδική πληροφορία που δίνεται από το περιβάλλον στο νευρωνικό δίκτυο είναι το ενισχυτικό σήμα, ενώ ο στόχος του συστήματος εκπαίδευσης είναι να επιλέξει μια μοναδική βέλτιστη ενέργεια παρά να συσχετίσει διάφορες ενέργειες με διαφορετικές εισόδους. Η διαδικασία της ενισχυτικής μάθησης λειτουργεί ως εξής: Το νευρωνικό δίκτυο υπολογίζει τις εξόδους με βάση την τρέχουσα είσοδο με τις τρέχουσες τιμές των βαρών. Στη συνέχεια το σύστημα αξιολογεί την έξοδο και το ενισχυτικό σήμα τροφοδοτείται στο δίκτυο με σκοπό την ενημέρωση των βαρών με βάση το ενισχυτικό σήμα, αυξάνοντας τις τιμές των βαρών που είχαν καλή απόδοση ή μειώνοντας τις τιμές αυτών που είχαν κακή απόδοση.

2.6.2 Μάθηση με επίβλεψη

Στην μάθηση με επίβλεψη είναι απαραίτητη η παρουσία ενός εξωτερικού, ως προς το δίκτυο, παράγοντα που μπορούμε να ονομάσουμε "δάσκαλο". Ο δάσκαλος έχει την απαραίτητη γνώση για το περιβάλλον, που πρακτικά είναι ένα σύνολο από παραδείγματα εισόδου και την αντίστοιχη επιθυμητή έξοδο. Το ΤΝΔ δεν έχει καμία γνώση για το περιβάλλον.

Αν υποθέσουμε ότι παρουσιάζουμε στον δάσκαλο και το δίκτυο ένα πρότυπο από το περιβάλλον, τότε λόγω της προηγούμενης γνώσης του δασκάλου για το περιβάλλον, θα είναι σε θέση να παρέχει στο δίκτυο την επιθυμητή απάντηση – έξοδο. Στη συνέχεια οι παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται ανάλογα με το πρότυπο που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση και το σφάλμα του δικτύου (δηλαδή την διαφορά μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της εξόδου που στην πράξη δίνει το δίκτυο).

Η προσαρμογή αυτών των παραμέτρων, γίνεται επαναληπτικά, βήμα προς βήμα με στόχο το δίκτυο να μπορεί να προσομοιώσει τον δάσκαλο. Αν αυτό γίνει εφικτό, τότε μπορούμε να επιτρέψουμε στο δίκτυο να αλληλεπιδράσει με το περιβάλλον χωρίς την παρουσία του δασκάλου. Μια μορφή μάθησης με επίβλεψη είναι και η μάθηση με διόρθωση σφάλματος. Η μάθηση με επίβλεψη είναι ένα σύστημα κλειστού βρόγχου στο οποίο δεν περιλαμβάνεται το περιβάλλον μέσα στο οποίο λειτουργεί το δίκτυο. Σαν μέτρο απόδοσης για το σύστημα μπορούμε να θεωρήσουμε ένα είδος μέσου τετραγωνικού σφάλματος (π.χ. την μέση τιμή του αθροίσματος των τετραγωνικών σφαλμάτων) που ορίζεται σαν συνάρτηση των ελεύθερων παραμέτρων του συστήματος. Αυτή η συνάρτηση μπορεί να παρασταθεί σαν μια πολυδιάστατη επιφάνεια σφάλματος που σαν συντεταγμένες έχει τις ελεύθερες παραμέτρους του συστήματος. Κάθε λειτουργία του συστήματος υπό την επίβλεψη του δασκάλου αναπαριστάται σαν ένα σημείο στην επιφάνεια σφάλματος.

Για να βελτιώνεται η απόδοση του συστήματος στη διάρκεια του χρόνου θα πρέπει το σημείο αυτό να έχει καθοδική πορεία προς κάποιο ελάχιστο, τοπικό ή ολικό, της επιφάνειας σφάλματος. Ένα σύστημα που μαθαίνει με επίβλεψη, έχει την δυνατότητα να μετακινεί το σημείο αυτό προς ένα ελάχιστο με την χρήση κάποιας πληροφορίας που έχει για την κλίση (gradient) της επιφάνειας σφάλματος που αντιστοιχεί στην συμπεριφορά του συστήματος την συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Η κλίση της επιφάνειας σφάλματος σε οποιοδήποτε σημείο είναι ένα διάνυσμα που έχει κατεύθυνση προς την πιο απότομη κάθοδο (Steepest descent). Στην πράξη, όταν πρόκειται για μάθηση με επίβλεψη από παραδείγματα το σύστημα χρησιμοποιεί μια στιγμιαία προσέγγιση του διανύσματος κλίσης.

2.6.3 Μάθηση χωρίς επίβλεψη

Στην περίπτωση της μάθησης χωρίς επίβλεψη ή αλλιώς μάθησης με αυτο – οργάνωση (Self – organization) δεν υπάρχει κάποιος εξωτερικός παράγοντας που επιβλέπει την διαδικασία μάθησης. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχουν παραδείγματα της συνάρτησης που πρέπει να μάθει το δίκτυο. Υπάρχει όμως ένα μέτρο, ανεξάρτητο από το εκάστοτε έργο που πρέπει να φέρει εις πέρας το ΤΝΔ, που μετράει την ποιότητα της αναπαράστασης που πρέπει να μάθει το δίκτυο. Οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου βελτιστοποιούνται ως προς αυτό το μέτρο. Όταν το δίκτυο "μάθει" τις στατιστικές ιδιότητες των προτύπων που του δίνονται σαν είσοδος, αναπτύσσει την ικανότητα να δημιουργεί εσωτερικές αναπαραστάσεις για την κωδικοποίηση των χαρακτηριστικών των προτύπων. Αποκτά δηλαδή την ικανότητα να δημιουργεί νέες κλάσεις αυτόματα.

Για την μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένας κανόνας ανταγωνιστικής μάθησης. Για παράδειγμα ένα ΤΝΔ με δύο επίπεδα, ένα επίπεδο εισόδου και ένα επίπεδο του οποίου οι νευρώνες θα ανταγωνίζονται για το ποιος θα ενεργοποιηθεί ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του κάθε προτύπου που δίνεται σαν είσοδος στο ΤΝΔ. [5]

2.7 Αξιολόγηση

Στην φάση της αξιολόγησης, το εκπαιδευμένο ΤΝΔ δέχεται στο επίπεδο εισόδου του δείγματα του συνόλου επικύρωσης, το οποίο περιέχει δείγματα διαφορετικά από αυτά του συνόλου εκπαίδευσης. Δηλαδή, τα δείγματα του συνόλου επικύρωσης είναι άγνωστα για το ΤΝΔ, αφού δεν τα έχει «δει» κατά την διαδικασία εκπαίδευσής του. Στα πλαίσια της αξιολόγησης, το ΤΝΔ καλείται να αντιστοιχίσει κάθε δείγμα του συνόλου επικύρωσης στην ορθή έξοδο. Επί παραδείγματι, εάν ένα δείγμα του συνόλου επικύρωσης είναι μία εικόνα που απεικονίζει μία γάτα, το ΤΝΔ οφείλει να παράγει μία έξοδο που αντιπροσωπεύει το γεγονός ότι η εικόνα που δέχτηκε στην είσοδό του απεικονίζει μία γάτα. Για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός ΤΝΔ χρησιμοποιούνται διάφορα μέτρα (metrics) αξιολόγησης, όπως για παράδειγμα ένα μέτρο σφάλματος που εκφράζει την συνολική απόκλιση μεταξύ των επιθυμητών εξόδων και των πραγματικών εξόδων του ΤΝΔ, στα δείγματα του συνόλου επικύρωσης. Σε προβλήματα κατηγοριοποίησης, το κύριο μέτρο αξιολόγησης απόδοσης είναι η λεγόμενη ακρίβεια (accuracy) του ΤΝΔ, η οποία ορίζεται ως ο λόγος των δειγμάτων του συνόλου επικύρωσης που κατηγοριοποιήθηκαν ορθά προς

τον συνολικό αριθμό των δειγμάτων του συνόλου επικύρωσης. Έτσι, συμβολίζοντας την ακρίβεια για τα δείγματα του συνόλου επικύρωσης ως val_acc , έχουμε ότι:

$$val_acc = \frac{\text{Αριθμός δειγμάτων συνόλου επικύρωσης που κατηγοριοποιήθηκαν ορθά}}{\text{Συνολικός αριθμός δειγμάτων συνόλου επικύρωσης}}$$

Σημειώνεται ότι όλα τα μέτρα αξιολόγησης απόδοσης ενός ΤΝΔ, μεταξύ αυτών και η ακρίβεια, δύνανται να οριστούν και για τα δείγματα του συνόλου εκπαίδευσης. Έτσι, συμβολίζοντας την ακρίβεια για τα δείγματα του συνόλου εκπαίδευσης ως acc , έχουμε ότι:

$$acc = \frac{\text{Αριθμός δειγμάτων συνόλου εκπαίδευσης που κατηγοριοποιήθηκαν ορθά}}{\text{Συνολικός αριθμός δειγμάτων συνόλου εκπαίδευσης}}$$

Κλείνουμε το κεφάλαιο αυτό επισημαίνοντας πως ένα ΤΝΔ είναι αδιαφανές (“black box”), με την έννοια ότι δεν δύναται να παρέχει καμία πληροφορία σχετικά με τον τρόπο που παράγει τα αποτελέσματά του. Μάλιστα, η εγγενής μη-γραμμικότητα που το χαρακτηρίζει καθιστά δύσκολη, εάν όχι αδύνατη, την παραγωγή απλών και κατανοητών κανόνων (rules) που να αποτυπώνουν πτυχές του τρόπου λειτουργίας του ΤΝΔ. Πρόσφατα, μία ιδιαίτερα νέα κατεύθυνση έρευνας, που ονομάζεται Εξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη (Explainable Artificial Intelligence), είναι αφοσιωμένη στην μελέτη μεθόδων και τεχνικών που θα καταστήσουν τα ΤΝΔ περισσότερο διαφανή (“white boxes”), έτσι ώστε να μπορούν να παρέχουν εξηγήσεις —έστω και σε κάποιον ικανοποιητικό βαθμό— για τα αποτελέσματα που παράγουν.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΣΤΟΧΙΕΣ ΥΛΙΚΩΝ

3.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα γίνει μια αναφορά σε βασικές έννοιες της αστοχίας των υλικών σύμφωνα με τους Coulomb, Tresca, Griffith και Wells με ένα πέρασμα στο ρου της ιστορίας. Έννοιες οι οποίες χρειάζονται για να γίνει αντιληπτή η σημασία της αναγνώρισης μοτίβων μέσω τεχνητής νοημοσύνης σε μία γραμμή παραγωγής όπως θα δείξουμε στο επόμενο κεφάλαιο.

3.2 Εποχή του Λίθου

Δεν είναι τυχαίο το γεγονός ότι το πρώτο κριτήριο αστοχίας των υλικών (δηλαδή νόμος που προβλέπει τις συνθήκες αστοχίας τους) διατυπώθηκε περίπου μισό αιώνα πριν η Επιστήμη της Μηχανικής θεμελιωθεί και αποκτήσει τη σημερινή μορφή της. Είναι ο Coulomb (ο ίδιος που έδωσε το όνομά του στη μονάδα μέτρησης του ηλεκτρικού φορτίου), ο οποίος, λίγο πριν από τη γαλλική επανάσταση, διατύπωσε ένα κριτήριο αστοχίας κατάλληλο για τα οικοδομικά υλικά (λίθους και πλίνθους) της εποχής του. Και αυτό όταν ακόμη δεν είχαν ορισθεί τα θεμελιώδη μεγέθη (τάσεις, παραμορφώσεις, μηχανικές ιδιότητες) της Μηχανικής του Παραμορφώσιμου Σώματος. Το διατύπωσε με ένα μεγαλοφυή στην απλότητά του τρόπο, ο οποίος με όρους της εποχής μας (δηλαδή μετά το Mohr) είναι:

Ένα υλικό αστοχεί, όταν σε μια τομή του δημιουργηθεί κατάλληλος συνδυασμός ορθής (σ) και διατμητικής (τ) τάσης.

Μια διατύπωση που μοιάζει να περιγράφει το προφανές. Αφού σε κάθε τομή ποιο άλλο «σημάδι» υπάρχει εκτός από τις τάσεις ότι το υλικό καταπονείται;

Ήξερε ότι τα υλικά, που τον ενδιέφεραν (τα λεγόμενα σήμερα ψαθυρά), αστοχούν, όταν υπάρξει λύση της συνέχειάς τους, δηλαδή εξουδετέρωση των δυνάμεων συνοχής μεταξύ των δομικών τους λίθων. Ήξερε ότι αυτό μπορεί να επιτευχθεί με δύο μόνον γεωμετρικά επιτρεπτούς τρόπους. Είτε με σχετική απομάκρυνση των δύο «παραιών» ενός επιπέδου (μιας τομής) κατά τη διεύθυνση του επιπέδου αυτού υπό την επίδραση ορθών τάσεων, είτε με σχετική ολίσθηση των παραιών υπό την επίδραση διατμητικών τάσεων, έτσι ώστε να καταργηθούν οι δυνάμεις συνοχής μεταξύ των δύο παραιών. Εφελκυστική ορθή τάση, που προκαλεί σχετική απομάκρυνση των δύο παραιών κατά τη διεύθυνσή τους, διευκολύνει τη σχετική ολίσθησή τους υπό την επίδραση της διατμητικής τάσης, ενώ θλιπτική τάση την παρεμποδίζει. Η ορθή τάση, λοιπόν, δρα στο υλικό ως δημιουργός μιας οιονεί τάσης τριβής που προστίθεται στην ή αφαιρείται από τη διατμητική τάση. Το μέγεθος της τάσης τριβής καθορίζεται από το λεγόμενο συντελεστή εσωτερικής τριβής του υλικού. Έτσι, προκύπτει ο «κατάλληλος συνδυασμός» που θέτει ο Coulomb. Εάν ο συντελεστής εσωτερικής τριβής είναι σταθερός, τότε ο κατάλληλος συνδυασμός ορθής και διατμητικής τάσης είναι μία γραμμική σχέση. Εάν εξαρτάται από το μέγεθος της ορθής τάσης, τότε η αλγεβρική διατύπωση του κατάλληλου συνδυασμού είναι μια συνάρτηση ανώτερου βαθμού. Όποια και αν είναι, πάντως, αυτή η συνάρτηση, περιγράφει την «περιβάλλουσα αστοχία» του ψαθυρού υλικού, δηλαδή τη γραμμή στο επίπεδο (σ , τ) που ξεχωρίζει επιτρεπτές από μη επιτρεπτές καταπονήσεις. Δεν υπάρχει άλλος, παρά μόνον πειραματικός, τρόπος για τον προσδιορισμό της περιβάλλουσας αστοχίας, μέσω εντοπισμού «αρκετών» σημείων αστοχίας και σύνδεσής τους με τεχνικές παρεμβολής.

Το κριτήριο του Coulomb με τις παραλλαγές του είναι αναντικατάστατο για τα ψαθυρά υλικά. Όσα άλλα υπάρχουν τελικώς καταλήγουν σε αυτό. Βέβαια, δεν είναι το καλύτερο για εφελκυστικές φορτίσεις, αλλά δεν απευθύνεται σ' αυτές, αφού τα υλικά στα οποία απευθύνεται συνήθως καταπονούνται σε θλιπτικές φορτίσεις.



Σχήμα 3.1: Διάδοση ρωγμής

3.3 Εποχή του Σιδήρου

Η βιομηχανική επανάσταση στις αρχές του 19ου αιώνα οδήγησε στη γενίκευση της χρήσης των μετάλλων στις κατασκευές. Η αστοχία τέτοιων κατασκευών δεν θύμιζε την αστοχία των λίθων. Ούτε, όμως, και το είδος των καταπονήσεων. Στην περίπτωση αυτή, εφελκυστικές, στρεπτικές ή καμπτικές καταπονήσεις ήταν πολύ πιο συχνές από τις σχεδόν αποκλειστικά θλιπτικές των λίθων. Η χρήση του ατμού ως κινητήριας δύναμης εισήγαγε τη θερμοκρασία ως έναν από τους παράγοντες που επιδρούν στον τρόπο αστοχίας των υλικών. Τα μέταλλα, από τη φύση τους όλκιμα, γίνονται με αυτήν περισσότερο όλκιμα.

Οι λίθοι αστοχούν χωρίς αισθητή αλλαγή της εξωτερικής τους γεωμετρίας, του σχήματός τους. Αντιθέτως, τα μέταλλα πριν διαχωρισθούν αλλάζουν σημαντικά και μόνιμα την εξωτερική μορφή τους. Κάνουν «λαιμούς» σε εφελκυσόμενες διατομές. Φαινόταν, λοιπόν τότε, ότι το κύριο αίτιο της αστοχίας των μετάλλων ήταν κάποια εφελκυστική τάση, αφού και στη στρέψη υπάρχει μια λοξή τομή που μόνον εφελκύεται ή στην κάμψη υπάρχουν εφελκυσόμενες «ίνες» που αστοχούν πρώτες.

Το νέο κριτήριο έμοιαζε να είναι εκείνο της «μέγιστης εφελκυστικής τάσης». Το υποστήριξε ο Lamè, και άλλοι, ήδη από το 1832. Δεν απέδωσε. Γιατί να αποδώσει μια σχεδόν εξοντωτική απλοποίηση του κριτηρίου του Coulomb (παραμέληση της διατμητικής τάσης στην κρίσιμη τομή) όταν το ίδιο το κριτήριο του Coulomb αντιμετώπιζε μεγάλο πρόβλημα στην πρόβλεψη της αντοχής των υλικών αυτών; Η κατάσταση παρέμενε σκοτεινή.

Το φως ήλθε ακριβώς τριάντα χρόνια αργότερα από μια απροσδόκητη πηγή, αλλά δεν έγινε ορατό! Ο J. C. Maxwell, ο πατέρας της Ηλεκτρομαγνητικής Θεωρίας, ισχυρίζεται σε επιστολή προς ένα φίλο του ότι τα υλικά αστοχούν, επειδή στρεβλώνονται, δηλαδή επειδή αλλάζουν οι γωνίες του στοιχειώδους κύβου. Ήταν, υποστήριξε, υπόθεση μόνον διατμητικών τάσεων και καθόλου ορθών, όπως υποστήριζε ο Lamè! Βεβαίως, υπήρχε και ένα πρόβλημα ορισμών, που οφειλόταν στη διαφορετική εικόνα αστοχίας και, ίσως, οδηγούσε σε παρεξηγήσεις. Οι λίθοι (τα ψαθυρά υλικά) αστοχούν κατά «ψαθυρό» τρόπο, δηλαδή αποχωρίζονται σε τμήματα, ενώ τα μέταλλα (τα όλκιμα υλικά) αστοχούν κατά «όλκιμο» τρόπο, δηλαδή η παρουσία πλαστικών παραμορφώσεων απομειώνει την αντοχή περιοχών του μετάλλου τόσο ώστε να μην είναι πλέον λειτουργικά χρήσιμο, χωρίς αυτό να συνεπάγεται, υποχρεωτικά, το διαχωρισμό του σε διακριτά τμήματα.

Δεν έγινε ευρύτερα γνωστή η ιδέα του Maxwell. Αλλά, λίγο μετά, το 1864 ο μηχανικός του γαλλικού στρατού Tresca το επανέλαβε (ανεξάρτητα από τον Maxwell) ρητά και με απλούς όρους:

Η μέγιστη διατμητική τάση, όταν λάβει μια κρίσιμη τιμή σε κάποια τομή, οδηγεί σε αστοχία το όλκιμο υλικό.

Το κριτήριο του Tresca απέδωσε και εξακολουθεί να αποδίδει. Είναι δημοφιλές, επειδή είναι απλό και ενίοτε η εφαρμογή του δεν χρειάζεται ούτε καν χαρτί και μολύβι. Είναι, βέβαια, ειδική περίπτωση του κριτηρίου του Coulomb, όταν η αντοχή του υλικού σε εφελκυσμό και θλίψη είναι η ίδια.

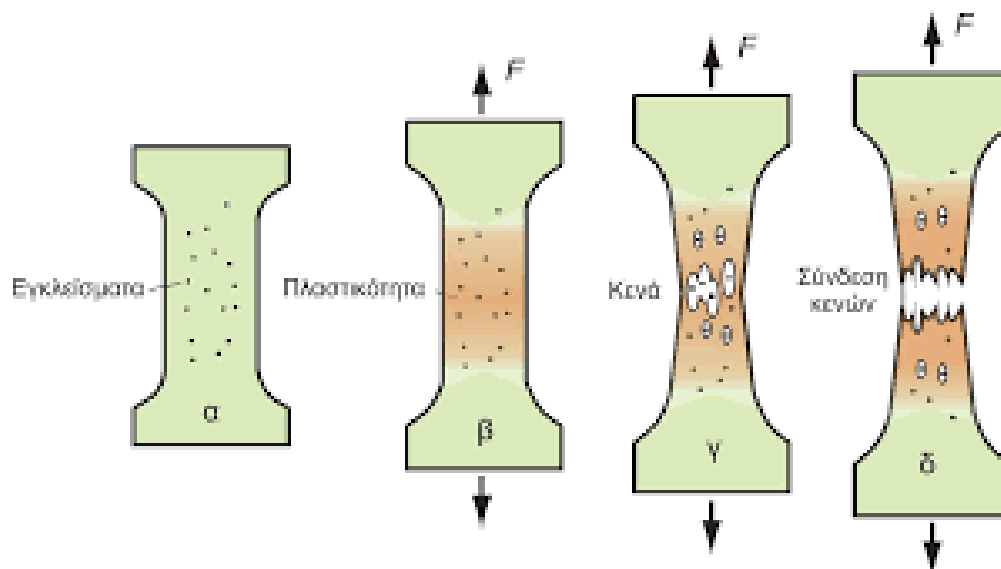
Το δεύτερο μισό του 19ου αιώνα χαρακτηρίζεται, μεταξύ άλλων, και από συγκροτημένες προσπάθειες μαθηματοποίησης της μηχανικής συμπεριφοράς των υλικών. Μεγάλοι επιστήμονες της εποχής, όπως οι Maxwell, Kelvin, Boltzmann και πολλοί άλλοι, ασχολήθηκαν με τη ρεολογική συμπεριφορά των υλικών ή με τη θεωρία της Πλαστικότητας. Ήταν η εποχή, κατά την οποία η θετικιστική αυτοπεποίθηση των επιστημόνων, αλλά και των φιλοσόφων, οδηγούσε στη βεβαιότητα ότι τελικώς όλα τα φαινόμενα θα περιγραφούν και θα εξηγηθούν με αυστηρό μαθηματικό τρόπο. Και αυτό το «τελικώς» ήταν, ίσως, κοντά!

Μέσα στα πλαίσια αυτά ήταν αναπόφευκτη και η μαθηματοποίηση των κριτηρίων αστοχίας των υλικών. Ήταν, έτσι και αλλιώς, αναγκαία η αυστηρή μαθηματική διατύπωσή τους, διότι το απαιτούσε η θεωρία της Πλαστικότητας. Ο R. von Mises ήταν εκείνος, που το 1909 υποστήριξε ότι:

Ένα όλκιμο υλικό αστοχεί (διαρρέει), όταν η δεύτερη αναλλοίωτη του αποκλίνοντα τανυστή των τάσεων πάρει μια κρίσιμη τιμή.

Ήταν η ίδια η ιδέα του Maxwell εκπεφρασμένη μαθηματικά και το ίδιο το κριτήριο του Tresca διατυπωμένο πληρέστερα. Όμως, τώρα, δεν ήταν η μία διατμητική τάση, που μεγιστοποιείται σε κάποια τομή και προκαλεί αστοχία του υλικού μέσω ολίσθησης, όπως ισχυριζόταν ο Tresca, αλλά ο μέσος γεωμετρικός όρος των μέγιστων διατμητικών τάσεων, που ασκούνται στις έδρες του στοιχειώδους κύβου. Ή με άλλα λόγια, ο στοιχειώδης κύβος (μεταξύ δύο παρειών κατά Coulomb) διογκώνεται ή συρρικνώνεται υπό την επίδραση των ορθών τάσεων και γίνεται ορθογώνιο παραλληλεπίπεδο, ενώ συγχρόνως στρεβλώνεται υπό την επίδραση των διατμητικών τάσεων και γίνεται πλαγιογώνιο παραλληλεπίπεδο. Οι απέναντι έδρες ολισθαίνουν, λοιπόν, μέχρις ότου η μάζα του κύβου μετατραπεί, τελικώς, σε «υγρό» και ο κύβος διαρρεύσει μη απαιτώντας, πλέον, προσφορά εξωτερικής μηχανικής ενέργειας για να αλλάξει το σχήμα του. Δεν αντέχει περισσότερο. Παίρνει το σχήμα του ελαστικού «δοχείου», στο οποίο περιέχεται, και γι' αυτό φροντίζει, τελικώς, η Βαρύτητα.

Ο von Mises, από πρακτική πλευρά, δεν προσέφερε πολύ περισσότερα από τον Tresca. Εξάλλου, οι προβλέψεις των δύο κριτηρίων είναι παρόμοιες. Όμως, η προσφορά του στη Θεωρία είναι τεράστια. Εν τούτοις, μεγάλος αριθμός αστοχιών σε μεταλλικές κατασκευές δεν μπορούσε να ερμηνευθεί με το κριτήριο του von Mises. Οι μεταλλικές κατασκευές είχαν διαστασιολογηθεί σωστά, τα μέταλλα είχαν επαρκώς γνωστές μηχανικές ιδιότητες, αλλά η κατασκευή αστοχούσε! Ήδη, ήταν γνωστό ότι π.χ. μια κυκλική οπή σε μια ελαστική πλάκα προκαλεί συγκέντρωση τάσεων στην περιοχή της και ενώ αυτό λαμβανόταν υπόψη στη διαστασιολόγηση, δεν έλυσε το πρόβλημα. Τι συνέβαινε;



Σχήμα 3.2: Αστοχίες Υλικών

3.4 Εποχή του Ατόμου

Στην πρώτη δεκαετία του 20ού αιώνα, ο Rutherford παρουσίασε το ατομικό μοντέλο δομής της ύλης: ο πυρήνας-Ήλιος και τα ηλεκτρόνια-πλανήτες. Η ύλη είχε δομή και δεν ήταν ένα συνεχές πεδίο ιδιοτήτων, μηχανικών και άλλων, χωρίς υφή. Στην απλούστερη περίπτωση ήταν ένα τρισδιάστατο δικτύωμα με άυλες ράβδους. Τι συμβαίνει, όμως, στο δικτύωμα, εάν αφαιρεθεί ένας κόμβος; Ας το εξετάσουμε από τη σκοπιά της Αντοχής των Υλικών:

Οι παραδοσιακοί υπολογισμοί των μέγιστων επιτρεπόμενων τάσεων βασίζονται σε λείες (ομαλές) γεωμετρικές μορφές των κατασκευαστικών στελεχών. Η πρώτη παράγωγος των συναρτήσεων, που περιγράφουν τη μορφή των στελεχών, είναι συνεχής. Μερικές εξαιρέσεις (π.χ. εισέχουσες γωνίες) μπορούσαν να αντιμετωπισθούν. Η ίδια υπόθεση της ομαλότητας ίσχυε και για τις μηχανικές ιδιότητες των υλικών. Υπετίθετο ότι αυτές είναι χωρικά σταθερές (ισότροπα υλικά) ή μεταβάλλονταν κατά συνεχή τρόπο (ανισότροπα υλικά). Αυτή η, γενικώς ομαλή, συμπεριφορά των υλικών επέτρεπε την απρόσκοπτη εφαρμογή των νόμων της Μηχανικής, στους οποίους είχε βασισθεί η κλασική Αντοχή των Υλικών.

Η πικρή εμπειρία από πολλές και ανεξήγητες κατασκευαστικές αστοχίες, ήδη από τα μέσα του 19ου αιώνα (ας θυμηθούμε πόσο συχνές ήταν οι εκτροχιάσεις τραίνων ή οι καταρρεύσεις μεταλλικών γεφυρών στις ταινίες «western») υπεδείκνυε ότι κάτι δεν ήταν σωστό στην κλασική Αντοχή των Υλικών. Επειδή η αξιοπιστία των μαθηματικών υπολογισμών και η μακροσκοπική «ομαλότητα» των κατασκευαστικών στελεχών μπορούσαν εύκολα να ελεγχθούν, ο μόνος ύποπτος για τις αστοχίες αυτές ήταν πλέον, μετά το Rutherford, η μικροσκοπική «ομαλότητα» των υλικών. Μήπως οι αόρατες, μικροσκοπικές ανωμαλίες της δομής των υλικών έπρεπε να θεωρηθούν ως πρόξενοι εκείνων των αστοχιών; Οι πειραματικοί Φυσικοί της εποχής είχαν αρχίσει να ακτινοσκοπούν τα υλικά και έλεγαν ότι τέτοιες δομικές ανωμαλίες όντως υπάρχουν και, μάλιστα, πολλές και ποικίλες. Χρειαζόταν, λοιπόν, μια στατιστικού τύπου αντιμετώπιση της αντοχής των υλικών; Φαινόταν πολύ δύσκολο και οι Μηχανικοί δεν ήταν πεπεισμένοι ότι αξίζει τον κόπο. Μηχανικές ιδιότητες (π.χ. το όριο διαρροής) μετρούμενες πειραματικά σε πολλά δοκίμια από το ίδιο υλικό δεν απέκλιναν σημαντικά από μια μέση τιμή, παρά το αναμφισβήτητο γεγονός ότι οι πληθυσμοί των δομικών ανωμαλιών δεν μπορούσαν να θεωρηθούν ταυτόσημοι σε όλα τα δοκίμια.

Την ίδια εποχή, λίγο πριν από τον πρώτο παγκόσμιο πόλεμο, οι Άγγλοι ενδιαφέρονταν να βελτιώσουν τη θωράκιση των πολεμικών τους πλοίων. Η προφανής λύση της αύξησης του πάχους των θωράκων οδηγούσε σε πλοία που κινδύνευαν να βυθισθούν υπό το ίδιο βάρος! Το αγγλικό Ναυαρχείο πίεζε να μελετηθεί επείγοντως η συμπεριφορά των πραγματικών υλικών με την ελπίδα ότι θα βρισκόταν τρόπος να βελτιωθεί η συμπεριφορά τους. Παρεμπιπτόντως, ο στόχος

αυτός του Ναυαρχείου για την παραγωγή άψογων υλικών, δεν έχει ακόμη επιτευχθεί παρά μόνον στο εργαστήριο και για μικρές ποσότητες υλικού. Όμως, μάθαμε αρκετά για τη συμπεριφορά των πραγματικών υλικών. Το πρώτο βήμα έγινε αμέσως μετά τον πόλεμο.

Το 1919 ο Άγγλος Ναυπηγός A. A. Griffith παρουσίασε μια λαμπρή ιδέα, η οποία του δικαιολογεί τον τίτλο του Πατέρα ενός νέου κλάδου της Αντοχής των Υλικών της «Μηχανικής των Θραύσεων». Υπέθεσε ότι σε ένα πραγματικό υλικό με δομικές ανωμαλίες επιβάλλεται τεχνητά μια πολύ μεγαλύτερη (μακροσκοπική) γεωμετρική ανωμαλία, έτσι ώστε οι πραγματικές (μικροσκοπικές) ανωμαλίες να μην παίζουν κανένα ρόλο στη συμπεριφορά του υλικού. Με τον τρόπο αυτόν μπορούσε να θεωρήσει ότι το υλικό δεν είχε καμία ανωμαλία πλην της τεχνητής και, επομένως, ήταν ένα τέλειο, ομογενές, ισότροπο, ελαστικό υλικό με λιγάκι «περίεργη» μακροσκοπική γεωμετρία. Η γεωμετρική ανωμαλία, που επέβαλε ο Griffith, ήταν μια ελλειπτική σπή, της οποίας ο μικρός ημιάξονας έτεινε στο μηδέν. Ήταν μια ευθύγραμμη «ρωγμή». Το πρόβλημα, λοιπόν, μετέπιπτε στον προσδιορισμό των συνθηκών εκκίνησης της ρωγμής σε ένα τέλειο, συνεχές υλικό. Η προσέγγιση του Griffith ήταν ενεργειακή. Υπέθεσε ότι:

Η ρωγμή εκκινεί (οδηγώντας το υλικό σε αστοχία), όταν η ελαστική ενέργεια που προσφέρεται στο υλικό από τα εξωτερικά φορτία γίνει αρκετή για να καλύψει την ενεργειακή δαπάνη δημιουργίας νέων ελευθέρων επιφανειών κατά μήκος της επέκτασης της ρωγμής.

Ήξερε να υπολογίσει αυτό το ενεργειακό ισοζύγιο. Λίγο πριν, ο Inglis είχε υπολογίσει τη διαφορά της αποθηκευμένης ελαστικής ενέργειας σε μια ελαστική πλάκα που περιείχε ή δεν περιείχε μια ευθύγραμμη ρωγμή μήκους. Ο Griffith υπέθεσε ότι η ενεργειακή διαφορά οφείλεται στο γεγονός ότι η ρηγματωμένη πλάκα έχει περισσότερες ελεύθερες επιφάνειες από την αρρηγμάτωτη. Εκείνες που αντιστοιχούν στην περίμετρο της ρωγμής. Επομένως, εάν η ελαστική ενέργεια της πλάκας αυξηθεί, ώστε να δικαιολογήσει τη δημιουργία νέων επιφανειών μέσω αύξησης του μήκους της ρωγμής, τότε η ρωγμή θα εκκινήσει. Αυτή η ενεργειακή προσέγγιση του Griffith απετέλεσε την αφετηρία του πρώτου κλάδου της Μηχανικής των Θραύσεων που καλείται «Γραμμική Ελαστική Μηχανική των Θραύσεων».

Το κύριο πρόβλημα στη Γραμμική Ελαστική Μηχανική των Θραύσεων ήταν (και είναι) ο ακριβής προσδιορισμός του τασικού και παραμορφωσιακού πεδίου κοντά στις αιχμές ρωγμών, οι οποίες δεν είναι υποχρεωτικά ευθύγραμμες ή μόνες. Μη ευθύγραμμες ρωγμές, ομάδες ρωγμών που αλληλοεπιδρούν, ρωγμές σε μορφή κέρματος σε τρισδιάστατα σώματα ή άλλες γεωμετρίες που παρουσιάζουν τεχνολογικό ενδιαφέρον, παρουσιάζουν επίσης μεγάλες μαθηματικές δυσκολίες στην επίλυσή τους, δηλαδή στον προσδιορισμό του τασικού και παραμορφωσιακού πεδίου. Και το πρόβλημα γίνεται δυσκολότερο, όταν τα φορτία δεν είναι απλά στατικά αλλά δυναμικά (κρουστικά) ή επαναλαμβανόμενα (κοπωτικά).

Στην αντιμετώπιση των προβλημάτων αυτών μεγάλη ώθηση έδωσε η ανάπτυξη νέων αριθμητικών μεθόδων, όπως τα Πεπεραμένα Στοιχεία, αλλά και ισχυρών, χαμηλού

κόστους ηλεκτρονικών υπολογιστών. Σε όλες τις λύσεις κλειστής μορφής υπάρχει ένα κοινό χαρακτηριστικό: Οι τάσεις μεταβάλλονται συναρτήσει της ανηγμένης απόστασης από την αιχμή της ρωγμής κατά το νόμο $(r/a)^{-1/2}$, δηλαδή απειρίζονται στην αιχμή της ρωγμής ($r=0$) και, εν πάση περιπτώσει, παίρνουν πολύ μεγάλες τιμές κοντά της. Το τασικό πεδίο είναι «ιδιόμορφο», όπως λέγεται.

Οι δυσκολίες στον υπολογισμό των τασικών πεδίων έθεσαν σε κάπως δεύτερη μοίρα το πρόβλημα του κριτηρίου εκκίνησης της ρωγμής, καθ' εαυτό. Εξάλλου, ενεργειακές προσεγγίσεις, όπως εκείνη του Griffith, είναι γενικώς «συμπαθείς» και επαρκείς. Έτσι, δεν είναι περίεργο που μόνον μετά από μια γενεά, το 1955, ο Irwin εμμέσως επανέθεσε το πρόβλημα του κριτηρίου, όταν εισήγαγε την έννοια του «Συντελεστή Έντασης των Τάσεων», K_I , ως $K_I = \sigma \sqrt{\pi a}$ (σ : η εφελκυστική τάση στα όρια της πλάκας), ο οποίος είναι ένας δείκτης της έντασης (του μεγέθους) του τασικού πεδίου στην περιοχή της ρωγμής. Η γνώση του συντελεστή αυτού επέτρεπε την εκτίμηση του μεγέθους των τάσεων. Δεν ήταν απροσδόκητο και το επόμενο βήμα του Irwin. Γιατί να μιλώ για τάσεις, που έτσι και αλλιώς απειρίζονται εκεί που με ενδιαφέρει και να μη μιλήσω μόνον για το συντελεστή έντασης των τάσεων, ο οποίος είναι ένας αριθμός ενδεικτικός της τασικής κατάστασης, που επικρατεί κοντά στη ρωγμή; Να, λοιπόν, το νέο κριτήριο, που εισήγαγε ο Irwin:

Η ρωγμή θα εκκινήσει, όταν ο συντελεστής έντασης των τάσεων πάρει μια κρίσιμη τιμή.

Και επειδή όλοι οι δυνατοί τρόποι σχετικής μετακίνησης των χειλέων της ρωγμής είναι μόνον τρεις (εφελκυστικός, διατμητικός στο επίπεδο της πλάκας και διατμητικός στο κάθετο προς την πλάκα επίπεδο), μπορούμε να προβλέψουμε τις συνθήκες εκκίνησης της ρωγμής σε καθεμιά από τις τρεις αυτές περιπτώσεις θέτοντας μια κρίσιμη τιμή στον καθένα από τους αντίστοιχους συντελεστές έντασης των τάσεων. Ωραία, αλλά εάν συνυπάρχουν και οι τρεις καταπονήσεις πώς «προστίθενται» οι τρεις συντελεστές; Ο μέσος αριθμητικός των τριών, ο μέσος γεωμετρικός, κάποιος άλλος ή όποιος προλάβει πρώτος;! Εν πάση περιπτώσει, και χωρίς επαρκή απάντηση στο τελευταίο ερώτημα, το κριτήριο του Irwin χρησιμοποιείται μέχρι τώρα για την πρόβλεψη της αντοχής προ-ρηγματωμένων κατασκευαστικών στελεχών. Υπάρχουν κανονισμοί (ASTM, DIN, ISO κ.λπ.) που περιγράφουν τη διαδικασία προσδιορισμού του κρίσιμου K_I , ο οποίος, ως εφελκυστικός, θεωρείται και ο πλέον επικίνδυνος. Σε πολύ ψαθυρά υλικά δίνει καλά αποτελέσματα. Πέραν αυτού, στα πλαίσια της Γραμμικής Ελαστικότητας ο κρίσιμος συντελεστής έντασης των τάσεων συνδέεται με την ενεργειακή προσέγγιση του Griffith μέσω του λεγόμενου «Ρυθμού Εκροής της Ελαστικής Ενέργειας» και, επομένως, βρίσκεται μέσα στη λογική του Griffith.

Ο απειρισμός των τάσεων στην αιχμή της ρωγμής μπορεί να θεωρηθεί ως μια δευτερεύουσα αδυναμία ενός μοντέλου υπολογισμού των τάσεων, αλλά πάντως αφήνει αναπάντητα πολλά ερωτήματα σχετικά με το τι συμβαίνει εκεί. Πώς αντιμετωπίζονται οι πλαστικές παραμορφώσεις; Δεν υπάρχουν; Και γιατί ο κρίσιμος συντελεστής έντασης των τάσεων δεν μένει σταθερός, όταν αλλάζει το πάχος του δοκιμίου που χρησιμοποιούμε για τον προσδιορισμό του; Ή το πάχος του δοκιμίου

είναι μηχανική ιδιότητα του υλικού ή ο κρίσιμος συντελεστής έντασης των τάσεων δεν είναι;

Ο Griffith υπέθεσε ότι το μόνο κόστος εκκίνησης μιας ρωγμής είναι η δημιουργία νέων επιφανειών, δηλαδή ότι είναι πρόβλημα ισορροπίας μεταξύ ελαστικών παραμορφώσεων και επιφανειακής τάσης του υλικού. Αυτό είναι ακριβές μόνον στην εξαιρετικά ακραία περίπτωση που το υλικό παραμένει ελαστικό μέχρι και την αστοχία του, χωρίς προηγούμενη ανάπτυξη πλαστικών παραμορφώσεων. Τέτοια υλικά δεν υπάρχουν! Αντιθέτως, στα πραγματικά υλικά (ακόμη και στα λεγόμενα ψαθυρά) μικρό μόνον μέρος της διατιθέμενης ελαστικής ενέργειας μετατρέπεται σε ενέργεια δημιουργίας νέων επιφανειών. Το μέγιστο μέρος της ενέργειας αυτής μετατρέπεται σε πλαστικό έργο και για την ολοκλήρωση άλλων δομικών ανακατατάξεων.

Ο Orowan, το 1958, προσπάθησε να βελτιώσει την κατάσταση, προτείνοντας μια διόρθωση στη διατύπωση του κριτηρίου του Griffith. Πρότεινε να προστεθεί στον όρο που αντιπροσωπεύει την ανά μονάδα νέας επιφάνειας δαπάνη ελαστικής ενέργειας ένας διορθωτικός όρος για την αντίστοιχη δαπάνη δημιουργίας πλαστικών παραμορφώσεων. Όμως, για να προσεγγίσουν στα πειραματικά δεδομένα οι προβλέψεις του διορθωμένου κριτηρίου του Griffith, σε μετρίως όγκια υλικά, έπρεπε ο διορθωτικός προσθετός του Orowan να είναι περίπου δύο τάξεις μεγέθους μεγαλύτερος από τον προς διόρθωση όρο. Το βάρος της διόρθωσης βύθιζε την αρχική προσέγγιση!

Η αναγνώριση της έντονης εμπλοκής των πλαστικών παραμορφώσεων στην περιγραφή των συνθηκών εκκίνησης μιας ρωγμής οδήγησε στην ανάπτυξη του δεύτερου κλάδου της Μηχανικής των Θραύσεων που καλείται «Ελαστική-Πλαστική Μηχανική των Θραύσεων». Πρώιμες προσπάθειες είχαν αποκλειστικά πειραματικό χαρακτήρα. Ο Wells, ήδη από το 1960, πρότεινε τη χρησιμοποίηση του ανοίγματος (δηλαδή της ορθής σχετικής μετατόπισης) των χειλέων της ρωγμής (Crack Opening Displacement, COD), κοντά στην αιχμή της, υποθέτοντας ότι:

Το άνοιγμα των χειλέων της ρωγμής (COD), μετρημένο κοντά στην αιχμή της, παίρνει μια χαρακτηριστική τιμή, σταθερή για το υλικό, τη στιγμή της εκκίνησης της ρωγμής.

Ο καθαρά πειραματικός-εμπειρικός χαρακτήρας του κριτηρίου αυτού δεν δημιουργούσε την ανάγκη θεωρητικής υποστήριξής του και, επομένως, επέτρεπε την εφαρμογή του σε οποιοδήποτε υλικό, γραμμικό ή μη. Ήταν το πρώτο κριτήριο στην Ελαστική-Πλαστική Μηχανική των Θραύσεων. Ακόμη και σήμερα, χρησιμοποιείται συστηματικά, γιατί η εφαρμογή του μπορεί να γίνει επί τόπου στη ρηγματωμένη κατασκευή με πρόχειρα μέσα.

Λίγα χρόνια αργότερα, το 1968, παρουσιάσθηκαν δύο σημαντικές θεωρητικές συμβολές. Στην πρώτη, οι Hutchinson, Rice και Rosengren πρότειναν μέθοδο υπολογισμού του τασικού και παραμορφωσιακού πεδίου σε ρηγματωμένη πλάκα

από μη γραμμικό ελαστικό υλικό, σε κλειστή μορφή. Ήταν μεγάλη επιτυχία, διότι επέτρεπε την εκτίμηση των πλαστικών παραμορφώσεων στην περιοχή της αιχμής της ρωγμής με εύκολο και επαρκή τρόπο. Τούτο διότι, υπό ορισμένες προϋποθέσεις, οι ελαστικές παραμορφώσεις του μη γραμμικού ελαστικού υλικού μπορεί να θεωρηθεί ότι συμπίπτουν με τις ελαστικές-πλαστικές παραμορφώσεις του ελαστοπλαστικού υλικού. Έτσι, υποθέσεις για την αστοχία τέτοιων υλικών μπορούσαν να ελεγχθούν εύκολα.

Η δεύτερη συμβολή έγινε από τον J. Rice, την ίδια χρονιά, με την παρουσίαση ενός, ανεξάρτητου από το δρόμο ολοκλήρωσης, επικαμπύλιου ολοκληρώματος (J-integral) για τον υπολογισμό του ρυθμού εκροής ελαστικής ενέργειας από την αιχμή μιας ρωγμής, σε μη γραμμικό ελαστικό υλικό. Επομένως, γινόταν δυνατή η επέκταση της ενεργειακής προσέγγισης των Griffith-Irwin στα μη γραμμικά ελαστικά υλικά, δηλαδή περίπου και στα ελαστοπλαστικά υλικά.

Μετά ήλθε το χάος! Οι δεκαετίες του 1970 και του 1980 χαρακτηρίζονται από υπερβολικά μεγάλο αριθμό δημοσιεύσεων που πρότειναν νέα ή «νέα» κριτήρια αστοχίας ρηγματωμένων υλικών. Υπήρξαν τεύχη διεθνών ειδικών περιοδικών, στα οποία όλα τα άρθρα παρουσίαζαν τέτοια κριτήρια. Ακόμη και η απλή παρακολούθηση της βιβλιογραφίας έγινε δύσκολη. Πολλά από αυτά τα κριτήρια είχαν νόημα μόνον σε μια στενή περιοχή υλικών, γεωμετριών και φορτίσεων. Άλλα παρουσίαζαν με νέα διατύπωση και αλγεβρική μορφή ήδη υπάρχοντα κριτήρια. Μερικά παραβίαζαν τους κανόνες της κοινής λογικής. Ένοιωθε κανείς την ανάγκη να ασχοληθεί αποκλειστικά με τη διατύπωση ενός «υπερ-κριτηρίου» επιλογής του «σωστού» για κάθε εφαρμογή κριτηρίου!



Σχήμα 3.3: Αστοχία Υλικού από ηλεκτρονικό μικροσκόπιο

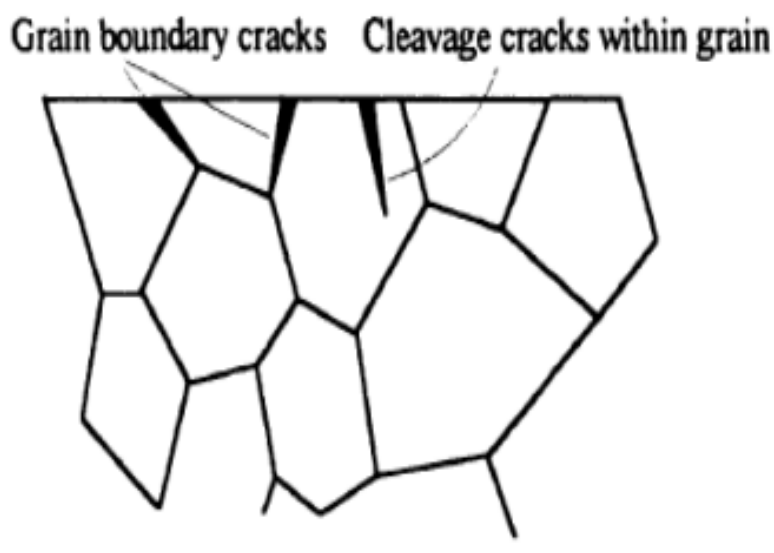
3.5 Σημερινή Εποχή

Μένουν πολλά να γίνουν. Δεν υπάρχει παρά μόνον εμπειρική απάντηση για τις συνθήκες αστοχίας υλικών (ρηγματωμένων ή μη) υπό κοπωτικά φορτία. Ακόμη και τα παλιά θέλουν βελτίωση ή αναθεώρηση! Νέα υλικά, που παρουσιάζονται σχεδόν καθημερινά, με τη συμπεριφορά τους θέτουν προκλητικές ερωτήσεις στην Αντοχή των Υλικών και απαιτούν σαφείς απαντήσεις. Δεν γίνεται λογικά αποδεκτό το κρίσιμο μέγεθος αστοχίας ρηγματωμένου υλικού (είτε είναι ο κρίσιμος συντελεστής έντασης των τάσεων, είτε το κρίσιμο άνοιγμα των χειλέων της ρωγμής) να εξαρτάται από τη γεωμετρία του δοκιμίου και, επομένως, να μην μπορεί να θεωρηθεί ως μηχανική ιδιότητα του υλικού, όπως το όριο διαρροής. Κάποιος ξέχασε να κάνει την αναγωγή! Δεν μπορεί τα υλικά, που αρρηγμάτιστα παρουσιάζουν συνεπή συμπεριφορά, σύμφωνα με τους νόμους της Μηχανικής, να αποκτούν ξαφνικά αλλοπρόσαλλο χαρακτήρα, επειδή ρηγματώθηκαν, και επομένως να υπακούουν σε άλλα κριτήρια αστοχίας. Δεν είναι, λοιπόν, λογικό η Μηχανική των Θραύσεων να θεωρείται (τουλάχιστον από την πλειοψηφία των σπουδαστών) ως γνωστικό αντικείμενο ανεξάρτητο από την κλασσική Αντοχή των Υλικών και όχι το τελευταίο της Κεφάλαιο, όπως πραγματικά είναι. Η διαφορά ανάμεσα σε μια ρηγματωμένη και μια αρρηγμάτωση πλάκα βρίσκεται μόνον στην κατανομή των τάσεων και των παραμορφώσεων. Ο «χαρακτήρας» του υλικού της πλάκας πρέπει να μένει ο ίδιος και το υλικό να υπακούει στους ίδιους νόμους της Μηχανικής, επομένως και στα ίδια κριτήρια αστοχίας. Αλλιώς, η προσέγγισή μας δεν είναι επιστημονική ή τα κριτήριά μας δεν είναι, ακόμη, επιστημονικά.

Στην πράξη δεν έχουμε σοβαρούς λόγους να «ανησυχούμε». Πάντοτε υπάρχουν καλές εμπειρικές (και μερικές επιστημονικές) απαντήσεις για τις ανάγκες των εφαρμογών. Γενικώς, ξέρουμε μέχρι πόσα Richter θα αντέξει το σπίτι μας. Αλλά, πρέπει να ομολογήσουμε ότι βρισκόμαστε ακόμη στην εποχή του Κλαυδίου Πτολεμαίου με τους επικύκλους του. Ο Νεύτωνας της Αντοχής των Υλικών δεν φάνηκε ακόμη! [11]

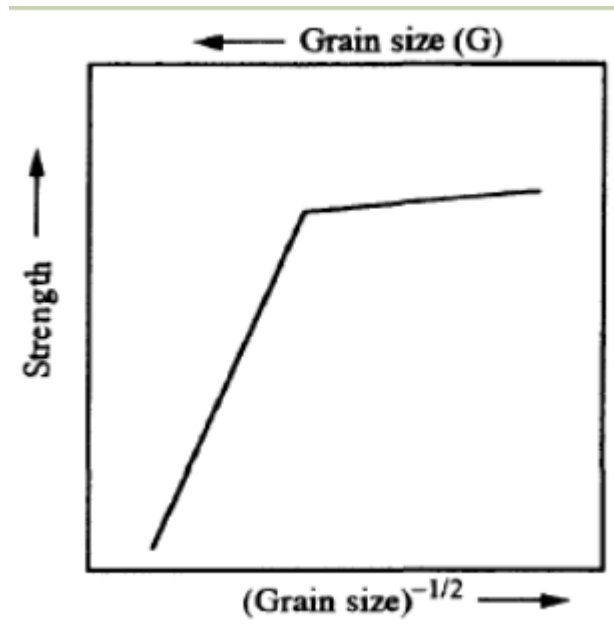
3.6 Ελαττώματα επιφάνειας

Τα ελαττώματα επιφάνειας μπορούν να προκύψουν σε ένα υλικό ως αποτέλεσμα της θερμικής κατεργασίας, της μηχανικής κατεργασίας μετά την παρασκευή, ή την ακούσια πρόκληση ζημιάς κατά την χρήση. Για παράδειγμα, κατά την λείανση και το γυάλισμα του υλικού μπορεί να προκληθούν επιφανειακές ρωγμές, που διαδίδονται και πολλαπλασιάζονται είτε στο εσωτερικό των κόκκων είτε στα όρια τους. Η μηχανική επιφανειακή ζημιά εισχωρεί περίπου σε βάθος όσο η διάμετρος του κόκκου. Συνεπώς, με βάση τα κριτήρια Griffith, η τάση που απαιτείται για την θραύση του υλικού μειώνεται όσο το μέγεθος των κόκκων αυξάνεται.



Σχήμα 3.4: Παράδειγμα επιφανειακής θραύσης.

Σε γενικές γραμμές, η αντοχή των κεραμικών υλικών είναι αντιστρόφως ανάλογη με το μέσο μέγεθος, G , των κόκκων που αποτελούν το υλικό όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.5. Στα υλικά με υπερβολικά μικρούς κόκκους η θραύση συνήθως οφείλεται σε άλλες διαδικασίες, και η εξάρτηση της αντοχής από το μέγεθος των κόκκων είναι ανεπαίσθητη. Η εξήγηση για αυτό βασίζεται στο ότι οι επιφανειακές ρωγμές περιορίζονται στο μέγεθος των κόκκων. Συνεπώς, οι μεγαλύτεροι κόκκοι, επιτρέπουν την δημιουργία μεγαλύτερων ρωγμών, οι οποίες μειώνουν την αντοχή του υλικού.



Σχήμα 3.5: Διάγραμμα συμπεριφοράς κεραμικών υλικών.

Παρά το γεγονός ότι τα κεραμικά υλικά είναι γενικά εύθραυστα, υπάρχουν κάποιες μέθοδοι που ακολουθούνται για την βελτίωση της αντοχής τους και της αντίστασης τους στην θραύση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο: ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

4.1 Εισαγωγή

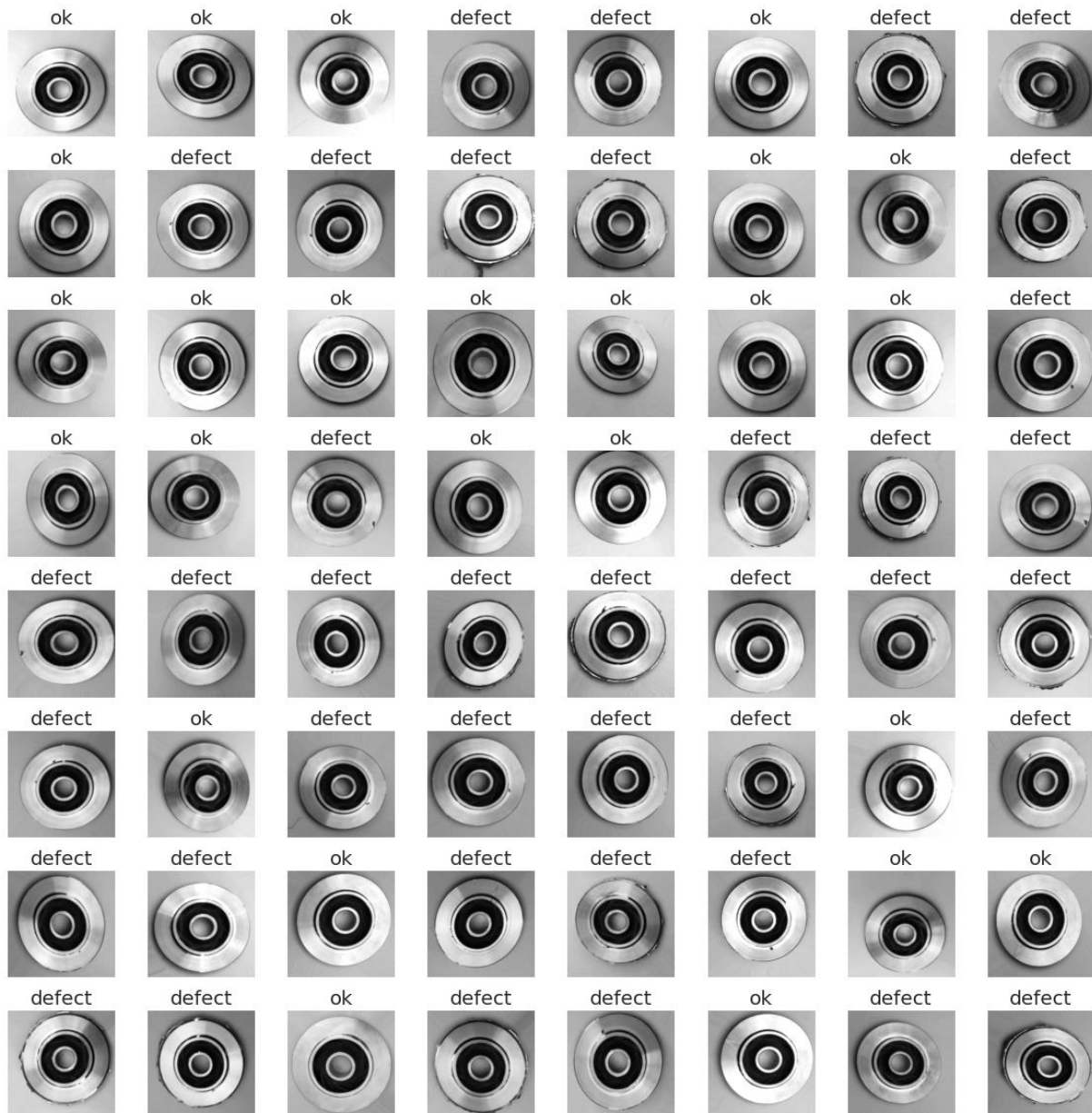
Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει η εκπαίδευση (training) και η αξιολόγηση (validation) του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Στη δική μας περίπτωση θα πραγματοποιηθεί μια σύγκριση υγιών κατασκευασμένων εδράνων κύλισης (ρουλεμάν), με έδρανα τα οποία κατά την διαδικασία της παραγωγής τους παρουσίασαν κάποιου είδους αστοχία στην επιφάνεια τους. Η βάση μας είναι ένα σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει έγχρωμες εικόνες που απεικονίζουν υγιή και ελαττωματικά ρουλεμάν. Κάθε εικόνα έχει πλάτος 512 εικονοστοιχείων (pixels) και ύψος επίσης 512 εικονοστοιχείων, έχει δηλαδή διάσταση 512 x 512 pixels. Εύκολα γίνεται αντιληπτό ότι τα δεδομένα μας είναι υπέρογκα, συνεπώς για να μειώσουμε τον όγκο των δεδομένων που θα επεξεργαστεί το ΤΝΔ μας θα χρειαστεί να μικρύνουμε τις διαστάσεις σε 100x100 pixels και να αλλάξουμε χρώμα με την εφαρμογή ενός φίλτρου σε ασπρόμαυρο (grayscale) των εικόνων.

```
for img in os.listdir(path):
    img_array=cv2.imread(os.path.join(path,img), cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    plt.imshow(img_array,cmap='gray')
    plt.show()

IMG_SIZE = 100
new_array=cv2.resize(img_array,(IMG_SIZE,IMG_SIZE)) #convert to array
plt.imshow(new_array,cmap='gray') #graph it
plt.show() #show it
```

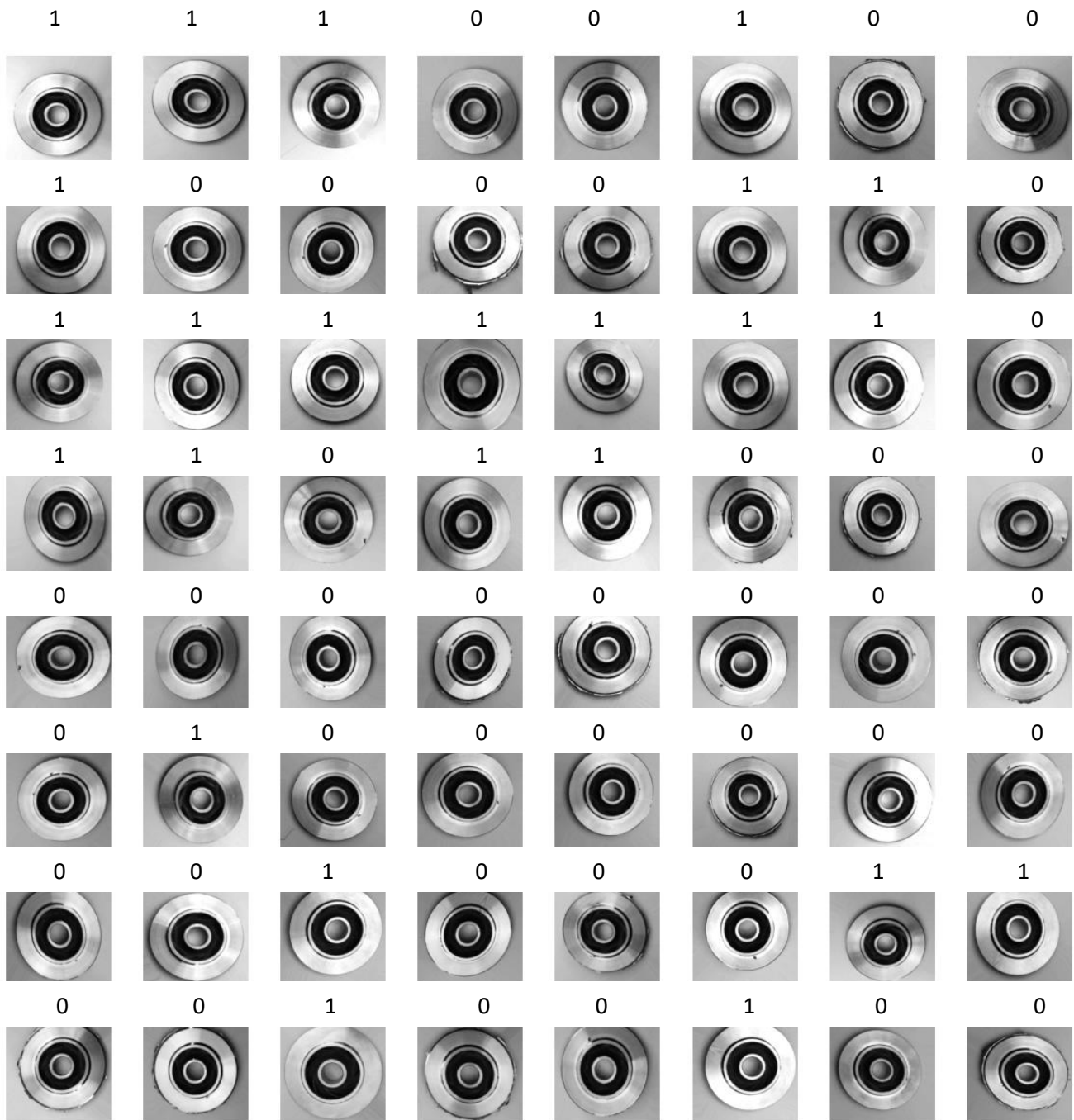
Σχήμα 4.1: Εντολές εφαρμογής ασπρόμαυρου φίλτρου και αλλαγής μεγέθους.

Η βάση δεδομένων μας περιλαμβάνει συνολικά 5740 εικόνες, εκ των οποίων οι 2870 είναι υγιή (ok_front) και οι 2870 είναι ελαττωματικά (def_front). Για να υπάρξει η καλύτερη δυνατή ακρίβεια αποτελεσμάτων θα πρέπει οι 2 φάκελοι μας να περιέχουν ίσο αριθμό εικόνων, δηλαδή τα δεδομένα εισόδου μας να είναι ισορροπημένα (balanced) για το λόγο αυτό διαγράψουμε τις περιττές φωτογραφίες από τον έναν φάκελο. Οι 4592 εικόνες (80% training data) θα χρησιμοποιηθούν για την διαδικασία εκπαίδευσης ενός ΤΝΔ και 1148 εικόνες (20% test data) για την διαδικασία αξιολόγησης του ΤΝΔ.



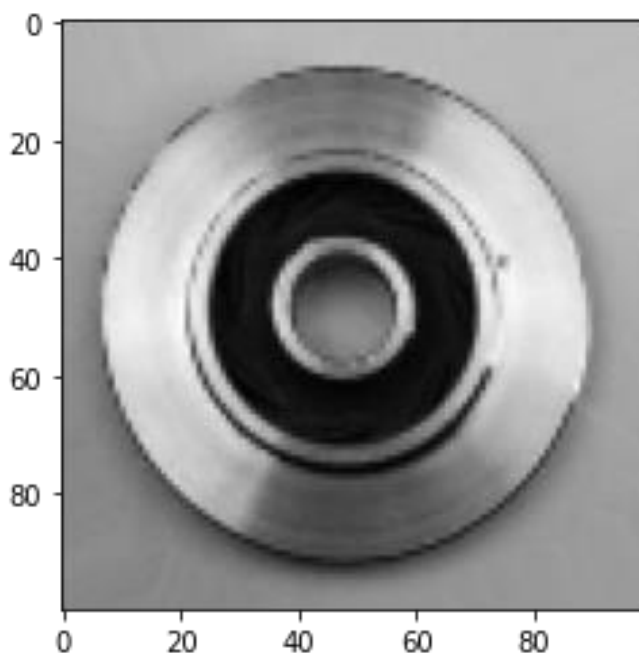
Σχήμα 4.2: Δείγμα εικόνων της βάσης δεδομένων μας

Η βάση δεδομένων μας δεν περιέχει μόνο ασπρόμαυρες εικόνες που απεικονίζουν έδρανα κύλισης, αλλά και τις αντίστοιχες ετικέτες (labels) των εικόνων αυτών. Η ετικέτα αντιπροσωπεύει, ουσιαστικά, την επιθυμητή έξοδο ενός ΤΝΔ, αν στην είσοδο του εισαχθεί η εικόνα (δείγμα) που αντιστοιχεί στην ετικέτα αυτήν. Στο Σχήμα 4.3 εμφανίζεται ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο εικόνων της βάσης δεδομένων και οι αντίστοιχες ετικέτες των εικόνων αυτών.



Σχήμα 4.3: Ένα σύνολο εικόνων της βάσης δεδομένων μας και οι αντίστοιχες ετικέτες τους.

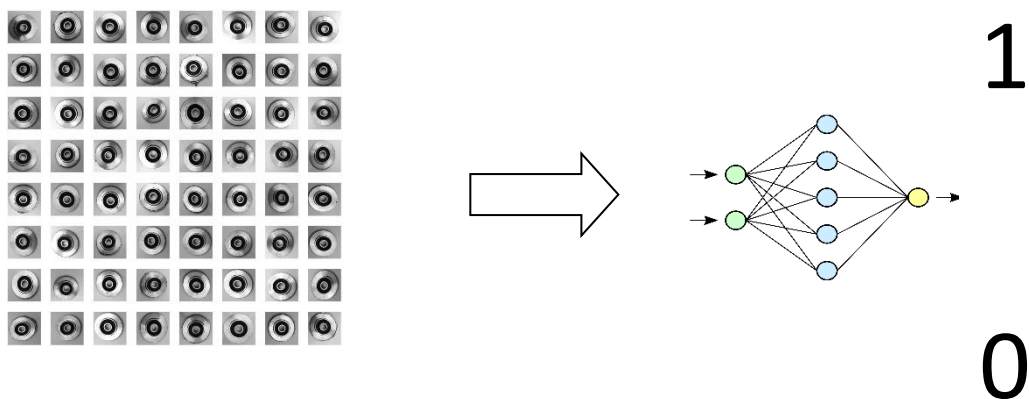
Στο Σχήμα 4.4 εμφανίζονται τα 10.000 pixels (100x100) μιας εικόνας της βάσης μας, η οποία αναφέρεται σε ένα ελαττωματικό ρουλεμάν.



Σχήμα 4.4: Τα 100x100 pixels τα οποία αναπαριστούν ένα ελαττωματικό ρουλεμάν.

Κάθε εικόνα της βάσης δεδομένων μας αποθηκεύεται σε έναν υπολογιστή μέσω ενός συνόλου ακεραίων αριθμών. Κάθε ακέραιος αριθμός κυμαίνεται μεταξύ του 0 και του 255, και αναπαριστά την απόχρωση ενός συγκεκριμένου pixel της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, ο αριθμός 0 αναπαριστά ένα λευκό pixel, ενώ ο αριθμός 255 αναπαριστά ένα μαύρο pixel. Οι αριθμοί από το 1 έως και το 254 αναπαριστούν αποχρώσεις του γκρι, έτσι ώστε όσο πιο κοντά είναι ένας αριθμός στο 0 (αντίστοιχα στο 255), τόσο πιο λευκή (αντίστοιχα πιο μαύρη) είναι η απόχρωση του γκρι που αναπαριστά.

Στη συνέχεια αυτού του κεφαλαίου, θα γίνει η εκπαίδευση ενός ΤΝΔ το οποίο θα λαμβάνει ως είσοδο (στο επίπεδο εισόδου) μία εικόνα της βάσης MNIST, και θα παράγει ως έξοδο (στο επίπεδο εξόδου) μία εκτίμηση (estimation/prediction) για την κλάση στην οποία ανήκει η εικόνα αυτή. Με άλλα λόγια, το ΤΝΔ θα παράγει ως έξοδο μία εκτίμηση για το ψηφίο το οποίο η εικόνα εισόδου απεικονίζει (Σχήμα 4.5). Σημειώνεται ότι η είσοδος μιας εικόνας στο επίπεδο εισόδου του ΤΝΔ γίνεται έτσι ώστε κάθε νευρώνας του επιπέδου αυτού να λαμβάνει ως είσοδο την αριθμητική τιμή που αναπαριστά την απόχρωση ενός pixel της εικόνας. Δηλαδή, υπάρχει μία ένα προς-ένα αντιστοιχία μεταξύ των pixels κάθε εικόνας και των νευρώνων του επιπέδου εισόδου του ΤΝΔ.



Σχήμα 4.5: Κατηγοριοποίηση εικόνων της βάσης με την χρήση ενός ΤΝΔ.

4.2 Επεξεργασία Συνόλων Εκπαίδευσης και Αξιολόγησης

Πριν προχωρήσουμε στο κύριο μέρος του κώδικα, αρχικά, εισάγονται οι βιβλιοθήκες (modules) της Python που θα χρησιμοποιηθούν.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import cv2
```

Έπειτα καταχωρούμε τη βάση δεδομένων μας. Τα δεδομένα που αντιστοιχούν στη βάση μας θα φορτωθούν από το σκληρό δίσκο, συνεπώς η διαδικασία ίσως διαρκέσει μερικά λεπτά.

```
training_data = [ ]

for category in CATEGORIES:
    path=os.path.join(DATADIR,category)
    label=CATEGORIES.index(category)
    for img in os.listdir(path):
        img_array=cv2.imread(os.path.join(path,img))
        new_array=cv2.resize(img_array,(IMG_SIZE,IMG_SIZE))
        training_data.append((new_array,label))
```

Τα δεδομένα εκπαίδευσης μας (training_data) αποτελούνται από μετρημένα δεδομένα κάποιου είδους σε συνδυασμό με τις «λύσεις» που θα βοηθήσουν το

νευρωνικό δίκτυο να γενικεύσει όλες αυτές τις πληροφορίες σε μια συνεπή σχέση εισόδου-εξόδου.

```
import random
random.shuffle(training_data)
```

Φορτώνουμε την `random()`, η οποία είναι μία από τις συναρτήσεις για την πραγματοποίηση τυχαίας δειγματοληψίας σε `numpy`. Επιστρέφει έναν πίνακα καθορισμένου σχήματος και τον γεμίζει με έναν τυχαίο αριθμό `float` μεταξύ 0 και 1.

```
X=[]
Y=[]
for features, label in training_data:
    X.append(features) #add features list in X
    Y.append(label) #add label list in Y
```

Κατόπιν, τοποθετούμε στις μεταβλητές `X` για τις εικόνες που θα χρησιμοποιηθούν κατά την διαδικασία εκπαίδευσης και αξιολόγησης, αντίστοιχα, και τις μεταβλητές `Y` για τις αντίστοιχες ετικέτες των εικόνων.

Ακολούθως, πραγματοποιούμε μια κανονικοποίηση (*normalization*) των περιεχομένων των μεταβλητών `X` μεταξύ των τιμών 0 και 1. Υπενθυμίζουμε πως η μεταβλητή `X` περιλαμβάνει ακέραιους αριθμούς που κυμαίνονται μεταξύ του 0 και του 255, οι οποίοι αναπαριστούν την απόχρωση των `pixels` των εικόνων.

```
X=X/255.0
Y=Y/255.0
```

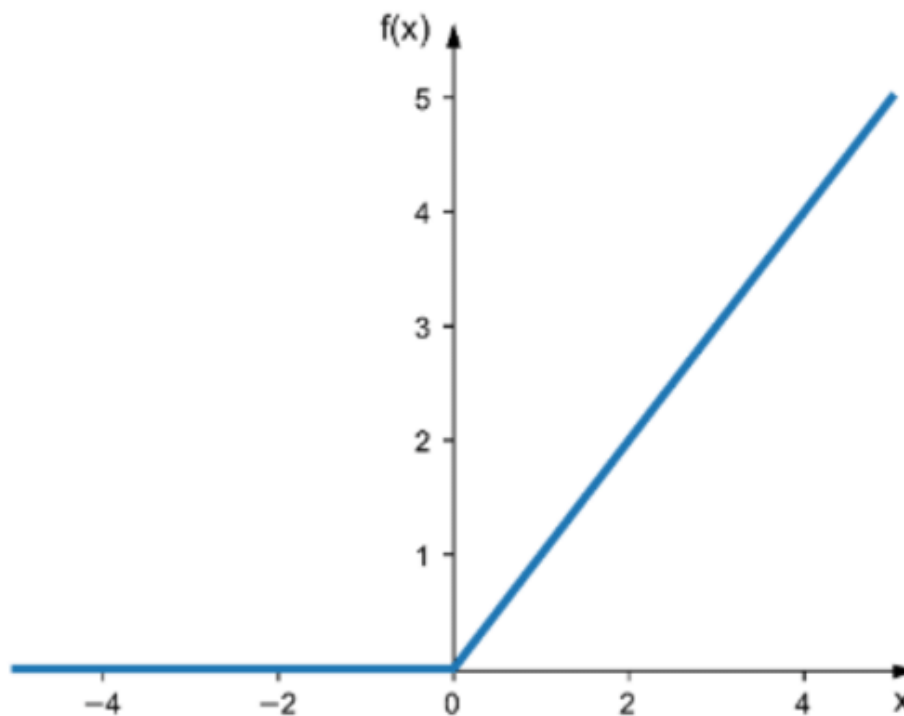
Η κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου ενός ΤΝΔ είναι μία συνήθης διαδικασία και πραγματοποιείται για δύο λόγους. Ο πρώτος λόγος είναι πως η κανονικοποίηση εξασφαλίζει την μη κυριαρχία των τιμών με το μεγαλύτερο εύρος σε βάρος των τιμών με το μικρότερο εύρος. Ο δεύτερος λόγος είναι πως η κανονικοποίηση επιταχύνει την διαδικασία της μάθησης του ΤΝΔ, καθώς οδηγεί σε γρηγορότερη μείωση του σφάλματος μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής εξόδου του ΤΝΔ.

4.3 Κατασκευή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Αφού έγινε η επεξεργασία του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης και αξιολόγησης της βάσης δεδομένων μας, προχωράμε στην κατασκευή του ΤΝΔ που θα χρησιμοποιήσουμε για την κατηγοριοποίηση των εικόνων. Το ΤΝΔ που θα χρησιμοποιήσουμε είναι ένα μοντέλο πρόσθιας τροφοδότησης, πλήρους διασύνδεσης, με 2 κρυφά επίπεδα. Η κατασκευή του μοντέλου χρησιμοποιείται με τη χρήση των εντολών του παρακάτω πίνακα.

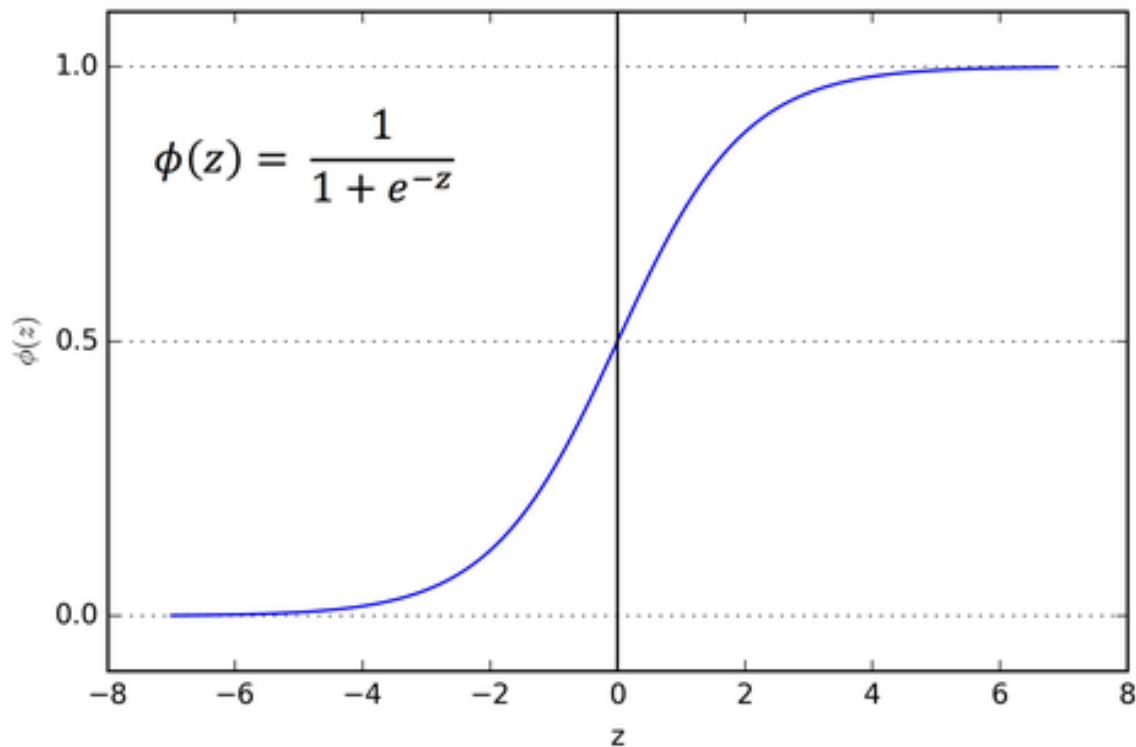
```
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Flatten())
model.add(tf.keras.layers.Dense(150, activation=tf.nn.relu))
model.add(tf.keras.layers.Dense(150, activation=tf.nn.relu))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation=tf.nn.sigmoid))
```

Η 1^η εντολή του παραπάνω πίνακα ορίζει πως το ΤΝΔ είναι πρόσθιας τροφοδότησης. Η 2^η εντολή του πίνακα ορίζει το επίπεδο εισόδου του ΤΝΔ, το οποίο δεν περιλαμβάνει υπολογιστικούς νευρώνες, αφού το μόνο που κάνει είναι να «επιπεδοποιεί» (flatten) τον 100x100 πίνακα των αριθμητικών τιμών που αναπαριστούν την απόχρωση των pixels μίας εικόνας εισόδου, μετασχηματίζοντας τον σε ένα πίνακα αριθμητικών τιμών μίας και μόνο στήλης, δηλαδή σε έναν πίνακα 10.000x1. Η 3^η και η 4^η εντολή του παραπάνω πίνακα ορίζει τα 2 κρυφά επίπεδα του ΤΝΔ. Οι 150 νευρώνες καθενός εκ των δύο κρυφών επιπέδων χρησιμοποιούν μια συνάρτηση ενεργοποίησης που καλείται Rectified Linear Unit (ReLU), η μορφή της οποίας αποτυπώνεται στο ακόλουθο σχήμα (Σχήμα 4.6).



Σχήμα 4.6: Συνάρτηση ενεργοποίησης ReLu

Τέλος, η 5^η εντολή του παραπάνω πίνακα ορίζει το επίπεδο εξόδου του ΤΝΔ. Ο 1 νευρώνας του επιπέδου αυτού αντιστοιχεί σε μία από τις 2 κλάσεις εξόδου (1 “ok_front”, 0 “def_front”). Ο νευρώνας του επιπέδου εξόδου χρησιμοποιεί μια συνάρτηση ενεργοποίησης που καλείται Sigmoid, η μορφή της οποίας αποτυπώνεται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 4.7). Η συνάρτηση ενεργοποίησης Sigmoid χρησιμοποιείται προκειμένου να γίνει κανονικοποίηση της εξόδου του ΤΝΔ σε μια κατανομή πιθανότητας στην προβλεπόμενη κλάση εξόδου. Σημειώνεται ότι η παράμετρος Dense των τριών τελευταίων εντολών του παραπάνω πίνακα ορίζει πως το ΤΝΔ θα είναι πλήρως συνδεδεμένο.



Σχήμα 4.7: Συνάρτηση ενεργοποίησης Sigmoid

4.4 Εκπαίδευση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Καθώς ορίσαμε το ΤΝΔ που θα χρησιμοποιήσουμε, προχωρούμε στην διαδικασία εκπαίδευσής του, κατά την οποία το ΤΝΔ εκτίθεται επαναληπτικά στις εικόνες (δείγματα) του συνόλου εκπαίδευσης, τα οποία συνοδεύονται από τις αντίστοιχες ετικέτες τους. Κατά την εκπαίδευση, τα συναπτικά βάρη του ΤΝΔ προσαρμόζονται έτσι ώστε η πραγματική έξοδος του ΤΝΔ να ταυτίζεται όσο το δυνατόν με την επιθυμητή έξοδο, αυτήν δηλαδή που επιβάλλεται από τις ετικέτες του συνόλου εκπαίδευσης.

Υπενθυμίζεται ότι μία πλήρης έκθεση των εικόνων του συνόλου εκπαίδευσης στο ΤΝΔ αντιπροσωπεύει μία εποχή εκπαίδευσης (training epoch). Σημειώνεται, ακόμα, ότι απώτερος σκοπός της διαδικασίας της εκπαίδευσης είναι η γενίκευση της αποκτηθείσας γνώσης του ΤΝΔ, δηλαδή η εφαρμογή της γνώσης αυτής σε περιπτώσεις οι οποίες δεν έχουν ακόμη εκτεθεί στο ΤΝΔ.

Η παρακάτω εντολή ορίζει κάποιες σημαντικές παραμέτρους της διαδικασίας εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, θέτει ως αλγόριθμο (κανόνα) εκπαίδευσης τον αλγόριθμο Adam, ο οποίος αποτελεί μία προέκταση του δημοφιλούς αλγορίθμου στοχαστικής επικλινούς καθόδου (stochastic gradient descent). Επιπροσθέτως, ορίζει το είδος του σφάλματος (loss) του ΤΝΔ, το οποίο και προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει ο αλγόριθμος εκπαίδευσης, κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Το είδος του σφάλματος που χρησιμοποιεί το συγκεκριμένο ΤΝΔ υπολογίζει την λεγόμενη κατηγορική διασταυρωμένη εντροπία (categorical cross-entropy), που αποτελεί έναν κατάλληλο τύπο σφάλματος για προβλήματα κατηγοριοποίησης στα οποία παράγεται μία κατανομή πιθανοτήτων για τις κλάσεις του επιπέδου εξόδου. Ουσιαστικά, η κατηγορική διασταυρωμένη εντροπία ποσοτικοποιεί την απόκλιση μεταξύ δύο κατανομών πιθανοτήτων, δηλαδή της επιθυμητής κατανομής πιθανοτήτων (η οποία επιβάλλεται από τις ετικέτες των εικόνων) και της πραγματικής κατανομής πιθανοτήτων (η οποία αποτελεί την πραγματική έξοδο του ΤΝΔ). Τέλος, η παρακάτω εντολή ορίζει πως, στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης, θα εμφανίζεται η ακρίβεια (accuracy) που επιτυγχάνει το ΤΝΔ στην κατηγοριοποίηση των εικόνων.

```
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Είναι σημαντικό να σημειωθεί πως η παράμετρος `loss='binary_crossentropy'` της εντολής του παραπάνω πίνακα, εκτός του ότι ορίζει τον τύπο του σφάλματος που χρησιμοποιεί το ΤΝΔ, εξασφαλίζει ότι κάθε ετικέτα των συνόλων εκπαίδευσης και επικύρωσης μετασχηματίζεται αυτόματα, κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, στην αντίστοιχη επιθυμητή έξοδο του 1 νευρώνα του επιπέδου εξόδου του ΤΝΔ.

Έχοντας ορίσει τις παραμέτρους της διαδικασίας εκπαίδευσης, προχωρούμε, μέσω της ακόλουθης εντολής, στην εκπαίδευση του ΤΝΔ. Για την διαδικασία εκπαίδευσης γίνεται χρήση των εικόνων του συνόλου εκπαίδευσης X αλλά και των αντίστοιχων ετικετών των εικόνων αυτών Y . Το ΤΝΔ θα εκτεθεί διαδοχικά στο σύνολο εκπαίδευσης 10 φορές, αφού έχουν οριστεί 10 εποχές εκπαίδευσης (epochs). Τέλος, έχει οριστεί πως, στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης, θα γίνεται μία αξιολόγηση του ΤΝΔ στο σύνολο επικύρωσης - η αξιολόγηση αυτή φυσικά απαιτεί και τις αντίστοιχες ετικέτες των εικόνων του συνόλου επικύρωσης. Σημειώνεται ότι, εκ προεπιλογής, στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης, γίνεται και μία αξιολόγηση του ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης.

```
history=model.fit(X, Y, epochs=10, validation_split=0.2)
```

Τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του ΤΝΔ εμφανίζονται στον ακόλουθο πίνακα. Όπως αναμενόταν, η εκπαίδευση έγινε στις 4592 εικόνες του συνόλου εκπαίδευσης, ενώ, στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης, το ΤΝΔ αξιολογήθηκε στις 1148 εικόνες του συνόλου επικύρωσης. Όταν μία εποχή εκπαίδευσης φτάνει στο τέλος της, απεικονίζονται κάποιες χρήσιμες πληροφορίες που αφορούν στην συγκεκριμένη εποχή εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, απεικονίζεται ο μέσος χρόνος που απαιτείται για την προσπέλαση ενός δείγματος, καθώς και ο συνολικός χρόνος της εποχής εκπαίδευσης. Ακόμα, εμφανίζεται η ακρίβεια του ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης (acc) και στο σύνολο επικύρωσης (val_acc), καθώς και το σφάλμα (loss) που παρουσιάζει

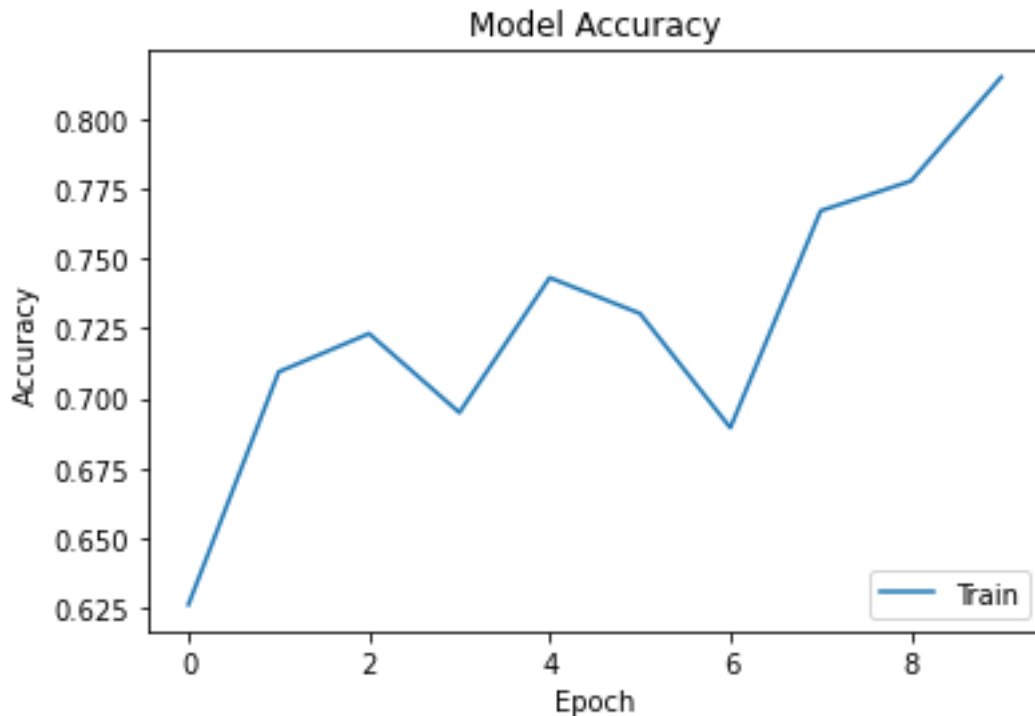
το ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης (loss) και στο σύνολο επικύρωσης (val_loss). Παρατηρούμε ότι, μετά το πέρας των 10 εποχών εκπαίδευσης, το ΤΝΔ πέτυχε ακρίβεια 84,9 % για την κατηγοριοποίηση των εικόνων του συνόλου επικύρωσης (val_acc). Αυτό σημαίνει πως το ΤΝΔ κατηγοριοποίησε ορθά τις 976 εικόνες από τις 1148 εικόνες του συνόλου επικύρωσης (τις οποίες δεν «είδε» ποτέ κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης).

```
Epoch 1/10
5740/5740 [=====] - 17s 106ms/step - loss:
195.9762 - accuracy: 0.6261 - val_loss: 195.5060 - val_accuracy: 0.6098
Epoch 2/10
5740/5740 [=====] - 15s 101ms/step - loss:
63.7721 - accuracy: 0.7095 - val_loss: 33.9709 - val_accuracy: 0.7378
Epoch 3/10
5740/5740 [=====] - 14s 98ms/step - loss: 26.2051
- accuracy: 0.7232 - val_loss: 43.2456 - val_accuracy: 0.4965
Epoch 4/10
5740/5740 [=====] - 13s 89ms/step - loss: 23.5538
- accuracy: 0.6949 - val_loss: 34.8582 - val_accuracy: 0.5009
Epoch 5/10
5740/5740 [=====] - 16s 109ms/step - loss: 7.5163
- accuracy: 0.7432 - val_loss: 3.8261 - val_accuracy: 0.7944
Epoch 6/10
5740/5740 [=====] - 16s 113ms/step - loss: 5.7681
- accuracy: 0.7304 - val_loss: 3.1324 - val_accuracy: 0.8188
Epoch 7/10
5740/5740 [=====] - 15s 104ms/step - loss:
15.0748 - accuracy: 0.6895 - val_loss: 0.5837 - val_accuracy: 0.7587
Epoch 8/10
5740/5740 [=====] - 15s 103ms/step - loss: 0.8000
- accuracy: 0.7672 - val_loss: 0.4820 - val_accuracy: 0.8040
Epoch 9/10
5740/5740 [=====] - 15s 104ms/step - loss: 0.7038
- accuracy: 0.7779 - val_loss: 0.6981 - val_accuracy: 0.8249
Epoch 10/10
5740/5740 [=====] - 16s 110ms/step - loss: 0.4444
- accuracy: 0.8151 - val_loss: 0.3866 - val_accuracy: 0.8493
```

Χρησιμοποιώντας τις παρακάτω εντολές μπορούμε να παρουσιάσουμε διαγραμματικά την μεταβολή της ακρίβειας του ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης (acc) και στο σύνολο επικύρωσης (val_acc), κατά την διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης.

```
plt.plot(history.history['accuracy'])
plt.title('Model Accuracy')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Train'], loc='lower right')
plt.show()
```


Έτσι, λαμβάνουμε το διάγραμμα του Σχήματος 4.8, το οποίο απεικονίζει την ακρίβεια του ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης (acc) και στο σύνολο επικύρωσης (val_acc), στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης.

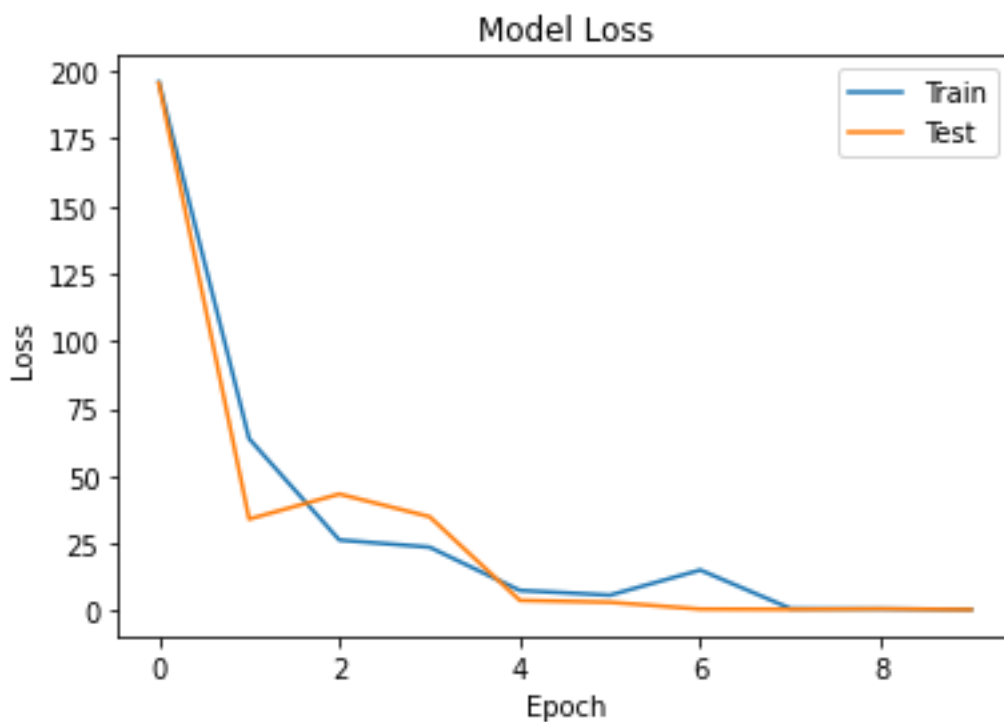


Σχήμα 4.8: Η ακρίβεια του ΤΝΔ στα δεδομένα εκπαίδευσης (acc) στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης.

Αντίστοιχα, χρησιμοποιώντας τις παρακάτω εντολές μπορούμε να παρουσιάσουμε διαγραμματικά την μεταβολή του σφάλματος που παρουσιάζει το ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης (loss) και στο σύνολο επικύρωσης (val_loss), κατά την διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης.

```
plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('Model Loss')
plt.ylabel('Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper right')
plt.show()
```

Έτσι, λαμβάνουμε το διάγραμμα του Σχήματος 4.9, το οποίο απεικονίζει το σφάλμα που παρουσιάζει το ΤΝΔ στο σύνολο εκπαίδευσης (loss) και στο σύνολο επικύρωσης (val_loss), στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης.



Σχήμα 4.9: Το σφάλμα που παρουσιάζει το ΤΝΔ στα δεδομένα εκπαίδευσης (loss) και στα δεδομένα επικύρωσης (val_loss), στο τέλος κάθε εποχής εκπαίδευσης.

4.5 Εκτιμήσεις με Χρήση του Εκπαιδευμένου ΤΝΔ

Στην ενότητα αυτήν, προχωρούμε στην εκτίμηση (αναφέρεται και ως πρόβλεψη) εικόνων στις οποίες δεν έχει εκτεθεί το εκπαιδευμένο ΤΝΔ. Τέτοιες εικόνες είναι όλες οι εικόνες του συνόλου επικύρωσης X . Αρχικά λοιπόν, κάνουμε μία εκτίμηση όλων των εικόνων της μεταβλητής X . Τα αποτελέσματα της εκτίμησης καταχωρούνται στην μεταβλητή `predictions`.

```
predictions = model.predict(X)
predictions
pred=np.where(predictions > 0.5, 1, 0)
pred
```

Προκειμένου να κατανοήσουμε την μορφή των περιεχομένων της μεταβλητής `predictions`, επιθεωρούμε ενδεικτικά το πρώτο της στοιχείο, που είναι το `predictions[0]`.

```
array([[0.6762388 ],
       [0.01633966],
       [0.93119466],
       ...,
```

```
[0.78296083],  
[0.74779624],  
[0.97522867]], dtype=float32)
```

Με την χρήση της παρακάτω εντολής μπορούμε να εντοπίσουμε τον δείκτη (index) του μεγαλύτερου στοιχείου της λίστας πιθανοτήτων predictions[0]. Υπενθυμίζεται ότι ο δείκτης του πρώτου στοιχείου μιας λίστας στην Python είναι το 0 (και όχι το 1). Από την παραπάνω εκτύπωση γίνεται αντιληπτό ότι το στοιχείο μας είναι ελαττωματικό γιατί οι τιμές του array είναι <0.5 όπως αναγράφεται στην ανάλογη εντολή εκτίμησης.

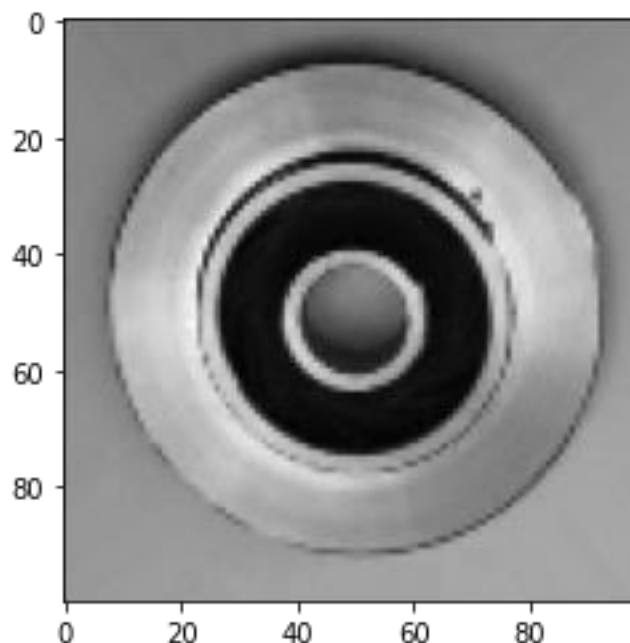
```
print (pred[0])  
[0]
```

Εξάγουμε, λοιπόν, ότι ο δείκτης του μεγαλύτερου στοιχείου της λίστας predictions[0] είναι το 0, δηλαδή ότι είναι ελαττωματικό.

Προκειμένου να επιβεβαιώσουμε αν η εκτίμηση του ΤΝΔ είναι ορθή, επιθεωρούμε το πρώτο στοιχείο της μεταβλητής X ως εξής:

```
plt.imshow(X[0], cmap = plt.cm.binary) plt.show()
```

Το πρώτο στοιχείο της μεταβλητής X εμφανίζεται στο Σχήμα 4.10.



Σχήμα 4.10: Απεικόνιση του πρώτου στοιχείου του συνόλου επικύρωσης X.

Καθώς η πρώτη εικόνα του συνόλου επικύρωσης X απεικονίζει πράγματι ένα ελαττωματικό ρουλεμάν, η εκτίμηση του ΤΝΔ για την εικόνα αυτήν είναι ορθή.

Τέλος, θα μπορούσαμε να εμφανίσουμε, με την χρήση των παρακάτω εντολών, τον λεγόμενο πίνακα σύγχυσης (confusion matrix) για την εκτίμηση του εκπαιδευμένου

ΤΝΔ σε όλο το σύνολο επικύρωσης Y. Ο πίνακας αυτός αποτελεί μία συγκεντρωτική αναπαράσταση της απόδοσης του ΤΝΔ στις εικόνες της μεταβλητής Y.

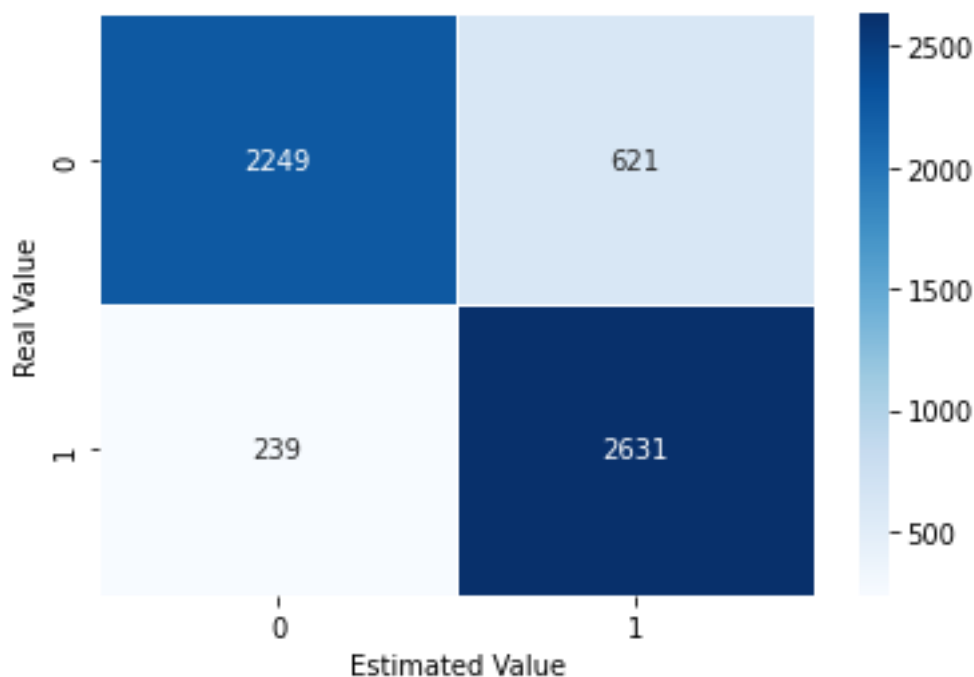
```
from sklearn.metrics import confusion_matrix
confusion = confusion_matrix(Y, pred)
print(confusion)
```

Ο πίνακας σύγχυσης που εμφανίζεται στην οθόνη είναι ο ακόλουθος.

```
[[2249 621]
 [ 239 2631]]
```

Με την χρήση των ακόλουθων εντολών, ο παραπάνω πίνακας σύγχυσης δύναται να απεικονιστεί όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.11.

```
import seaborn as sns
sns.heatmap(confusion, annot=True, cmap='Blues', fmt='g', linewidths=1.0)
plt.xlabel('Predicted Value')
plt.ylabel('Real Value')
plt.show()
```



Σχήμα 4.11: Ο πίνακας σύγχυσης για την εκτίμηση του εκπαιδευμένου ΤΝΔ στο σύνολο φωτογραφιών.

Από τον πίνακα σύγχυσης, όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.11, μπορούμε να παρατηρήσουμε ενδεικτικά ότι το εκπαιδευμένο ΤΝΔ εκτίμησε ορθά ότι 2249 εικόνες του συνόλου επικύρωσης εικόνων που απεικονίζουν ένα ελαττωματικό ρουλεμάν.

Ωστόσο, το ΤΝΔ εκτίμησε λανθασμένα ότι 621 εικόνες που απεικονίζουν ελαττωματικά ρουλεμάν από το σύνολο των εικόνων της βάσης δεδομένων μας που αποτελείται από 2870 εικόνες ελαττωματικών ρουλεμάν.

Από τον πίνακα σύγκρισης, μπορούμε πολύ εύκολα να επιβεβαιώσουμε την ακρίβεια του εκπαιδευμένου ΤΝΔ στις εικόνες του συνόλου επικύρωσης (*val_acc*), υπολογίζοντας τον λόγο του αθροίσματος των τιμών της διαγωνίου του πίνακα σύγκρισης προς τον συνολικό αριθμό των εικόνων του συνόλου επικύρωσης.

Δηλαδή, έχουμε ότι:

$$Val_total = \frac{2048+2757}{5740} = 0,85$$

Η παραπάνω τιμή του *val_total* είναι ίδια με την τιμή που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 4.4, όπου είδαμε πως, μετά το πέρας των 10 εποχών εκπαίδευσης, το ΤΝΔ πέτυχε ακρίβεια 84.93 % για την κατηγοριοποίηση των εικόνων του συνόλου επικύρωσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

5.1 Συμπεράσματα-Αποτελέσματα Εργασίας

Η συγκεκριμένη πτυχιακή εργασία ασχολήθηκε με την αναγνώριση μοτίβων με μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης και τις εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε διαφορετικά πραγματικά ζητήματα, όπως η ταξινόμηση ελλαττωματικών και υγιών εδράνων κύλισης. Τα αποτελέσματα που λάβαμε – 85% ακρίβεια- δείχνουν ότι τα δίκτυα μπορούν να ταξινομήσουν τις εικόνες με μεγάλη ακρίβεια σε πολύ μικρό χρονικό διάστημα.

Στη σημερινή εποχή, οι βιομηχανίες αναζητούν νέες καινοτόμες λύσεις σε προβλήματα με σκοπό να επισπεύσουν την παραγωγή τους διατηρώντας την καλύτερη δυνατή ποιότητα. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης. Δεν περιορίζεται όμως μονάχα στον τομέα της βιομηχανίας.

Η ΤΝ, στις μέρες μας, έχει προχωρήσει πολύ και πλέον μπορεί να θεωρηθεί μέρος της ζωής μας. Εύλογο παράδειγμα αποτελούν τα smartphones, τα οποία χρησιμοποιώντας τη μηχανή αναζήτησης μπορούν να βρουν την πιο σύντομη διαδρομή, την βέλτιστη τιμή σε ένα προϊόν ακόμα και να κάνουν ακριβή πρόβλεψη του καιρού.

Τέλος, η ΤΝ δεν αποτελεί μεμονωμένη εφαρμογή, οι ικανότητες της βελτιώνουν τα ήδη υπάρχοντα προϊόντα. Στόχος της, λοιπόν, είναι η αυτοματοποίηση και η δημιουργία «έξυπνων μηχανών» ώστε να μπορέσουν να συνδυάσουν πολλές διεργασίες τόσο στο χώρο εργασίας όσο και στο σπίτι.

5.2 Εξέλιξη Νευρωνικών Δικτύων

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι ένας σχετικά νέος επιστημονικός κλάδος και πολλά υποσχόμενος. Η δημιουργία τους προήλθε από την προσπάθεια μίμησης του ανθρώπινου νευρικού συστήματος με μοναδικό σκοπό την αναπαράσταση με τεχνητά μέσα του ανθρώπινου εγκεφάλου, με στόχο τη δυνατότητα υλοποίησης εκ μέρους τους ανάλογων λειτουργιών. Είναι ένας κλάδος επιστήμης που αναπτύσσεται συνέχεια και έχει να προσφέρει στο μέλλον πολλά περισσότερα από όσα έχει προσφέρει μέχρι σήμερα.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν το πλεονέκτημα ότι μπορούν να δώσουν αποτελέσματα σε πολύ σύντομο χρόνο. Όμως για να χαρακτηριστεί η εκπαίδευση τους ικανοποιητική χρειάζεται μεγάλος αριθμός παραδειγμάτων, ο οποίος αριθμός αυξάνει κατακόρυφα για μεγάλα συστήματα. Ακόμα και τότε οι λύσεις τους σπάνια χαρακτηρίζονται βέλτιστες. Ένα μειονέκτημα που παρουσιάζουν είναι κατά την αύξηση του αριθμού των διεργασιών ενός προβλήματος, κάτι που συνεπάγεται μια αντίστοιχη αύξηση των απαραίτητων νευρώνων και συνεπώς μια πολυπλοκότητα του Νευρωνικού Δικτύου με παράλληλη αύξηση απαιτούμενου χρόνου επεξεργασίας του δικτύου για την εύρεση της βέλτιστης λύσης.

Αν και παρουσιάζονται και μειονεκτήματα κατά τη χρήση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, η μέχρι τώρα πορεία τους δείχνει τη δυνατότητα βελτίωσης τους στο μέλλον. Από την καθημερινή πρόοδο στην έρευνα, τα Νευρωνικά Δίκτυα δανείζονται καινούργιες ιδέες που βοηθούν στην κατασκευή περισσότερο ρεαλιστικών αλγορίθμων εκπαίδευσης και αποδοτικότερων τρόπων σύνδεσης των τεχνητών νευρώνων. Επιπλέον, σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές όπως η Ασαφής Λογική, ολοκληρώνονται σε υβριδικά συστήματα που μπορούν να λύσουν πιο δύσκολα προβλήματα. Παράλληλα, η αύξηση της υπολογιστικής ισχύος των ηλεκτρολογικών, η κατασκευή ηλεκτρονικών υπολογιστών με στοιχεία τεχνητών νευρωνικών δομών, θα διευρύνουν σημαντικά τη δυνατότητα εφαρμογής των ΤΝΔ σε πιο απαιτητικές εφαρμογές.

Στα μελλοντικά σχέδια βρίσκεται και η χρήση των νευρικών δικτύων σε συνεργασία με τους γενετικούς αλγορίθμους¹ έτσι ώστε να βρεθεί βέλτιστη λύση σε προβλήματα μοντελοποίησης συστημάτων. Ο συνδυασμός τους μπορεί να αποδώσει πολύ περισσότερο από ότι αν εφαρμόζονταν μεμονωμένα τα νευρωνικά δίκτυα και οι

¹ Γενετικοί αλγόριθμοι είναι συστήματα επίλυσης προβλημάτων που βασίζονται στις αρχές της Φυσικής Εξέλιξης. Χρησιμοποιούν ορολογία από το χώρο της Φυσικής Γενετικής. Ένας γενετικός αλγόριθμος πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις και υποστηρίζει καταγραφή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων.¹

γενετικοί αλγόριθμοι στο πρόβλημα. Κάποιες πρώτες εφαρμογές που έχουν ήδη πραγματοποιηθεί, έχουν δείξει πως τέτοιοι συνδυασμοί μεθόδων έχουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν – όπως προαναφέραμε- να δώσουν απαντήσεις σε σύντομο χρονικό διάστημα στην περίπτωση απλών συστημάτων, όμως από την άλλη πλευρά οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να προσεγγίσουν τη βέλτιστη λύση με μικρή απόκλιση, αλλά να χρειαστούν μεγάλο χρόνο και αριθμό προσπαθειών για να γίνει η βελτιστοποίηση.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Βλαχάβας Ιωάννης, Κεφαλάς Πέτρος, Βασιλειάδης Νικόλαος, Κόκκορας Φώτης, Σακκελαρίου Ηλίας, Τεχνητή Νοημοσύνη, Γ έκδοση, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, Θεσσαλονίκη, Φεβρουάριος 2006 (επανέκδοση 2011).
- [2] Αργυράκης Πάνος, Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, 2001.
- [3] Διαμαντάρας Κωνσταντίνος, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Κλειδάριθμος, 2007.
- [4] https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%A4%CE%B5%CF%87%CE%BD%CE%B7%CF%84%CE%AE_%CE%BD%CE%BF%CE%B7%CE%BC%CE%BF%CF%83%CF%8D%CE%BD%CE%B7
- [5] https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%89%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CF%8C_%CE%B4%CE%AF%CE%BA%CF%84%CF%85%CE%BF
- [6] <https://www.europarl.europa.eu/news/el/headlines/priorities/i-techniti-noimosuni-stin-ee/20200827STO85804/ti-einai-i-techniti-noimosuni-kai-pos-chrisimopoieitai>
- [7] <https://atozofai.withgoogle.com/intl/el/turing-test/>
- [8] https://el.wikipedia.org/wiki/Tensor_Flow
- [9] <https://medium.com/@GoldenGatePro/python-libraries-data-science-bbc98c1bb148>
- [10] <https://moras.gr/2020/12/06/python-%CF%83%CF%85%CE%BD%CF%84%CE%B1%CE%B3%CE%AE-5-machine-learning-%CE%BC%CE%B5-%CF%84%CE%BF-keras/>
- [11] https://www.greekarchitects.gr/site_parts/doc_files/andrianopoylos.PDF

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Φωτογραφία εξωφύλλου <https://www.energia.gr/article/181684/ethniko-shedio-gia-thn-tehnihth-nohmosynh-apokta-h-ellada>

1.1 <https://www.sri.com/hoi/shakey-the-robot/>

1.2 <https://2science.gr/machine-learning-2/>

1.3 <https://robots.ieee.org/robots/qrio/>

1.4 https://www.researchgate.net/figure/The-HOAP-3-humanoid-robot-used-as-demonstrator-for-real-time-experiments_fig7_263655991

https://www.google.gr/search?q=robonaut+nasa&tbm=isch&ved=2ahUKEwimmlPIq-n2AhXYIv0HHbzjCeIQ2-cCegQIABAA&oq=robonaut+nasa&gs_lcp=CgNpbWcQAzIECAAQEzIICAAQCBAeEBNQ7glY0Q9gtxVoAHAAeACAAXylAZQEkgEDMi4zmAEAoAEBggELZ3dzLXdpei1pbWfAAQE&scient=img&ei=nfFBYubVG9it9u8PvMenkA4&bih=625&biw=1366&hl=el

1.5 [https://www.google.gr/search?q=robocup+&tbm=isch&ved=2ahUKEwiOg_bbq-n2AhX1gv0HHdpeCZYQ2-cCegQIABAA&oq=robocup+&gs_lcp=CgNpbWcQAzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzoICAAQCBAeEBM6CAgAEIAEELEDOgUIABCABDoICAAQsQMqgwE6BAgAEM6CwgAEIAEELEDEIMBOgQIABBDOgQIABAeUN8JWP8eYK0jaABwAHgAgAF5iAGfB5IBAzQuNZgBAKABAaoBC2d3cy13aXotaW1nwAEB&scient=img&ei=xFBYs6DC_WF9u8P2r2lsAk&bih=625&biw=1366&hl=el](https://www.google.gr/search?q=robocup+&tbm=isch&ved=2ahUKEwiOg_bbq-n2AhX1gv0HHdpeCZYQ2-cCegQIABAA&oq=robocup+&gs_lcp=CgNpbWcQAzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzIECAAQEzoICAAQCBAeEBM6CAgAEIAEELEDOgUIABCABDoICAAQsQMqgwE6BAgAEM6CwgAEIAEELEDEIMBOgQIABBDOgQIABAeUN8JWP8eYK0jaABwAHgAgAF5iAGfB5IBAzQuNZgBAKABAaoBC2d3cy13aXotaW1nwAEB&scient=img&ei=xFBYs6DC_WF9u8P2r2lsAk&bih=625&biw=1366&hl=el)

2.1 <http://aibook.csd.auth.gr/include/slides/Chap19.pdf>

2.2 https://www.google.gr/search?q=%CF%84%CE%B5%CF%87%CE%BD%CE%B7%CF%84%CE%BF+%CE%BD%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%89%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%BF+%CE%B4%CE%B9%CE%BA%CF%84%CF%85%CE%BF&tbm=isch&ved=2ahUKEwikftTPPrOn2AhXs2eAKHfD9CqoQ2-cCegQIABAA&oq=%CF%84%CE%B5%CF%87%CE%BD%CE%B7%CF%84%CE%BF+%CE%BD%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%89%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%BF+%CE%B4%CE%B9%CE%BA%CF%84%CF%85%CE%BF&gs_lcp=CgNpbWcQAzIECAAQGD0ICAAQsQMqgwE6BQgAEIAEOgQIABA

DOggIABCABBCxAzoLCAAQgAQQsQMqgwFQgwxYIUNg5kVoAHAAeACAAZMBiAG-E5IBBTE1LjEwmAEAoAEBqgELZ3dzLXdpei1pbWfAAQE&sclient=img&ei=uvJBYqTWGeyzgwfw-6vQCg&bih=625&biw=1366&hl=en

- 2.3 http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html
- 2.4 https://www.google.com/search?q=%CF%83%CF%85%CE%BD%CE%B1%CF%81%CF%84%CE%B7%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82+%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%81%CE%B3%CE%BF%CF%80%CE%BF%CE%B9%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%82+python&tbm=isch&ved=2ahUKEwjrt6S4sX4AhVSnRoKHeCfCqEQ2-cCeqQIABAA&oq=%CF%83%CF%85%CE%BD%CE%B1%CF%81%CF%84%CE%B7%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82+%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%81%CE%B3%CE%BF%CF%80%CE%BF%CE%B9%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%82+python&gs_lcp=CgNpbWcQAzoFCAAQgAQ6BAgAEB46BAgAEBM6BggAEB4QCFAAWIxEYIpbHaABwAHgBgAHjB4gB0yaSAQo3LjIwLjE uNi0ymAEAoAEBqgELZ3dzLXdpei1pbWfAAQE&sclient=img&ei=wLK1YtzOBdK6auC_qogK&bih=657&biw=1366&hl=en
- 3.1 <http://users.uoi.gr/nbarkoul/%C5%E9%F3%E1%E3%F9%E3%DE%20%F3%F4%E7%ED%20%E5%F0%E9%F3%F4%DE%EC%E7%20%F4%F9%ED%20%F5%EB%E9%EA%FE%ED/%C1%F3%F4%EF%F7%DF%E1%20%F4%F9%ED%20%D5%EB%E9%EA%FE%ED.pdf>
- 3.2 <http://users.uoi.gr/nbarkoul/%C5%E9%F3%E1%E3%F9%E3%DE%20%F3%F4%E7%ED%20%E5%F0%E9%F3%F4%DE%EC%E7%20%F4%F9%ED%20%F5%EB%E9%EA%FE%ED/%C1%F3%F4%EF%F7%DF%E1%20%F4%F9%ED%20%D5%EB%E9%EA%FE%ED.pdf>
- 3.3 <https://docplayer.gr/72351200-Eisagogi-sti-mihaniki-tis-thraysia-koposi-erpysmos.html>
- 3.4 https://www.google.com/search?q=grain+boundary+crack&tbm=isch&ved=2ahUKEwjFpJ2L48X4AhWFKewKHavQCKcQ2-cCeqQIABAA&oq=grain+boundary+crack&gs_lcp=CgNpbWcQAziECAAQHICRB1j1CmCzDWgAcAB4AIABdlgBzwKSAQMwLjOYAQCgAQGgAQtnD3Mtd2l6LWltZ8ABAQ&sclient=img&ei=vIO1YsXWL4XTsAeroaO4Cg&bih=657&biw=1366&hl=en#imgsrc=ThufrAuCam2xWM
- 3.5 https://www.google.com/search?q=grain+size+strength+&tbm=isch&ved=2ahUKEwiGuoyu48X4AhVP-qQKHeTMBqAQ2-cCeqQIABAA&oq=grain+size+strength+&gs_lcp=CgNpbWcQAziECAAQHjIGCAAQHhAIMgYIABAeEAgYBggAEB4QC DIGCAAQHhAIMgYIABAeEAg6BQgAEI AEUABY-VRqxVdoAnAAeACAAa4JiAG7IpbDDYuMTMuMS42LTEuMZgBAKABAaoBC2d3cy13aXotaW1nwAEB&sclient=img&ei=BYS1YsajN8_0kwXkmZuACg&bih=657&biw=1366&hl=en

4.2-4.4-4.5-4.8-4.9-4.10 Από Κώδικα

4.6-4.7

<https://www.google.com/search?q=%CF%83%CF%85%CE%BD%CE%B1%CF%8>

[1%CF%84%CE%B7%CF%83%CE%B7+%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%81%CE%B3%CE%BF%CF%80%CE%BF%CE%B9%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%82+relu&tbm=isch&ved=2ahUKEwjO6uXm6cX4AhUENOWKHU30DMQQ2-cCegQIABAA&oq=%CF%83%CF%85%CE%BD%CE%B1%CF%81%CF%84%CE%B7%CF%83%CE%B7+%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%81%CE%B3%CE%BF%CF%80%CE%BF%CE%B9%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%82+relu&gs_lcp=CgNpbWcQA1DxBViJZGCqZmgNcAB4AYABiwqIAywskgEJMTMuMTcuNy0ymAEAoAEBqgELZ3dzLXdpei1pbWfAAQE&sclient=img&ei=x4q1Yo7rGYTosAfN6LOgDA&bih=657&biw=1366&hl=en#imgrc=wXyKgHq4pZeVOM](https://www.google.com/search?q=1%CF%84%CE%B7%CF%83%CE%B7+%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%81%CE%B3%CE%BF%CF%80%CE%BF%CE%B9%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%82+relu&tbm=isch&ved=2ahUKEwjO6uXm6cX4AhUENOWKHU30DMQQ2-cCegQIABAA&oq=%CF%83%CF%85%CE%BD%CE%B1%CF%81%CF%84%CE%B7%CF%83%CE%B7+%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%81%CE%B3%CE%BF%CF%80%CE%BF%CE%B9%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%82+relu&gs_lcp=CgNpbWcQA1DxBViJZGCqZmgNcAB4AYABiwqIAywskgEJMTMuMTcuNy0ymAEAoAEBqgELZ3dzLXdpei1pbWfAAQE&sclient=img&ei=x4q1Yo7rGYTosAfN6LOgDA&bih=657&biw=1366&hl=en#imgrc=wXyKgHq4pZeVOM)

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import cv2

DATADIR = "C:/Users/marina/Desktop/thesis/casting_data"
CATEGORIES = ["def_front", "ok_front"]
for category in CATEGORIES:
    path = os.path.join(DATADIR, category)
    for img in os.listdir(path):
        img_array = cv2.imread(os.path.join(path, img), cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
        plt.imshow(img_array, cmap='gray')
        plt.show()
    break
break

print (img_array) #print array
print(img_array.shape) # print the number of elements in each dimension
IMG_SIZE = 100
new_array = cv2.resize(img_array, (IMG_SIZE, IMG_SIZE)) #convert to array
plt.imshow(new_array, cmap='gray') #graph it
plt.show() #show it

from tqdm import tqdm

training_data = []
```

```

for category in CATEGORIES:
    path=os.path.join(DATADIR,category)
    label=CATEGORIES.index(category)
    for img in os.listdir(path):
        img_array=cv2.imread(os.path.join(path,img))
        new_array=cv2.resize(img_array,(IMG_SIZE,IMG_SIZE))
        training_data.append((new_array,label))
        plt.imshow(training_data[0][0], cmap='gray')
    plt.show

import random
random.shuffle(training_data)

X=[]
Y=[]

for features, label in training_data:
    X.append(features) #add features list in X
    Y.append(label) #add label list in Y

X=np.asarray(X)
Y=np.asarray(Y)

plt.imshow(X[5], cmap = plt.cm.binary)
plt.show()

print(X[5])

```

```
print(Y[5])
```

```
import tensorflow as tf
```

```
model = tf.keras.models.Sequential() # a basic feed-forward model
```

```
model.add(tf.keras.layers.Flatten()) # takes our 100x100 and makes it 1x10000
```

```
model.add(tf.keras.layers.Dense(150, activation=tf.nn.relu)) # a simple fully-  
connected layer, 180 units, relu activation
```

```
model.add(tf.keras.layers.Dense(150, activation=tf.nn.relu)) # a simple fully-  
connected layer, 180 units, relu activation
```

```
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation=tf.nn.sigmoid)) # our output layer. 1  
unit for 2 classes. Sigmoid for probability distribution
```

```
model.compile(optimizer='adam', # Good default optimizer to start with
```

```
               loss='binary_crossentropy', # how will we calculate our "error." Neural  
network aims to minimize loss.
```

```
               metrics=['accuracy'])
```

```
history=model.fit(X, Y, epochs=10,validation_split=0.2) # train the model
```

```
plt.plot(history.history['accuracy'])
```

```
plt.plot(history.history['val_accuracy'])
```

```
plt.title('Model Accuracy')
```

```
plt.ylabel('Accuracy')
```

```
plt.xlabel('Epoch')
```

```
plt.legend(['Train', 'Test'], loc='lower right')
```

```
plt.show()
```

```
plt.plot(history.history['loss'])
```

```
plt.plot(history.history['val_loss'])
```

```
plt.title('Model Loss')
```

```
plt.ylabel('Loss')
```

```
plt.xlabel('Epoch')
```

```
plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper right')
```



```
plt.show()
```

```
predictions = model.predict(X)
```

```
predictions
```

```
pred=np.where(predictions > 0.5, 1, 0)
```

```
pred
```

```
print (pred[0])
```

```
plt.imshow(X[0], cmap = plt.cm.binary)
```

```
plt.show()
```

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix
```

```
confusion = confusion_matrix(Y,pred)
```

```
print(confusion)
```

```
import seaborn as sns
```

```
sns.heatmap(confusion, annot=True, cmap='Blues', fmt='g', linewidths=1.0)
```

```
plt.xlabel('Estimated Value')
```

```
plt.ylabel('Real Value')
```

```
plt.show()
```