



Ακαδημία Εμπορικού Ναυτικού Ασπροπύργου
Σχολή Μηχανικών

Πτυχιακή εργασία
Νευρωνικά δίκτυα και εφαρμογές τους



Σπουδαστής: Πιπίνος Περικλής Φανούριος (AM 9288)

Επιβλέπων Καθηγητής: Στέφανος Ι. Καρναβάς, Μαθηματικός (MEd,PhD)
Επίκουρος Καθηγητής

Ακαδημαϊκό έτος: 2025–2026

Ημερομηνία ανάθεσης: 14.11.2024

Ημερομηνία κατάθεσης: 03.03.2026

Ημερομηνία εξέτασης: 10.03.2026

A/A	Όνοματεπώνυμο	Χαρακτηρισμός	Υπογραφή
1	Στέφανος Ι. Καρναβάς Μαθηματικός (MEd, PhD) Επίκουρος Καθηγητής	Άριστα 10	
2	Τσαγκανός Γεώργιος Αυτοματιστής (MSc) ΕΔΙΠ	Άριστα 10	
3	Πτερινάτος Ηλίας Ηλεκτρονικός (Msc) ΕΔΙΠ	Άριστα 10	
Τελικός χαρακτηρισμός		Άριστα 10	

Λέξεις κλειδιά

Νευρωνικά δίκτυα (επαναλαμβανόμενα, πολυεπίπεδα, εμπρόσθιας τροφοδότησης, προώθησης, Kohonen, Hopfield), νευρώνας (φυσικός, τεχνητός), επίπεδο (εισόδου, εξόδου), δενδρίτες, συνάρτηση (ενεργοποίησης, μετάβασης, απώλειας, μη γραμμική, σιγμοειδής, Γκαουσιανή), τεχνητή νοημοσύνη, μάθηση (εποπτευόμενη, μη εποπτευόμενη, μηχανική, βαθιά), επίπεδα (κρυμμένα, εισόδου, εξόδου), διάνυσμα εισόδου, άξονας του νευρώνα, σύναψη (ή νευρική απόληξη), δυναμικό (ηρεμίας, ενέργειας), perceptron, μέσο τετραγωνικό σφάλμα, μέθοδος οπισθοδιάδοσης του σφάλματος, μνήμες (αυτοσυσχετιζόμενες, ετεροσυσχετιζόμενες), συστάδα (ή γειτονιά), αυτοοργανωμένοι χάρτες, υπερπροσαρμογή, ναυτιλία, πλοία, προγνωστική συντήρηση, αυτόνομη πλοήγηση, ναυπηγεία, κοστολόγηση βάσει δραστηριότητας, έξοδα ανά (ώρα, μονάδα παραγωγής), διεθνής κανονισμός αποφυγής συγκρούσεων (ΔΚΑΣ), δείκτης (ενεργειακής απόδοσης, έντασης άνθρακα)

Περίληψη

Η εργασία, μελετά τα νευρωνικά δίκτυα (NN) και τις εφαρμογές τους στη ναυτιλία, με έμφαση στη λειτουργία των πλοίων και σε ναυτιλιακές και ναυπηγικές εργασίες. Αρχικά, παρουσιάζονται οι βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης (AI) και της μηχανικής μάθησης και η δομή, η αρχιτεκτονική και οι κύριοι τύποι των NN, όπως τα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, τα συνελκτικά και τα επαναλαμβανόμενα NN και οι σύγχρονες αρχιτεκτονικές μετασχηματιστών.

Στη συνέχεια, αναλύεται η αξιοποίηση των NN στη ναυτιλία, με εφαρμογές που αφορούν την προγνωστική συντήρηση των μηχανών, τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης του καυσίμου, την ανίχνευση των ανωμαλιών, τα συστήματα υποστήριξης των αποφάσεων και την αυτόνομη ή ημιαυτόνομη πλοήγηση των πλοίων. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στη συμμόρφωση με το ισχύον κανονιστικό πλαίσιο, ειδικότερα με τον διεθνή κανονισμό αποφυγής συγκρούσεων (ΔΚΑΣ) και στον ρόλο της ανθρώπινης επίβλεψης, στη λειτουργία των ευφών συστημάτων.

Παράλληλα, εξετάζεται η εφαρμογή των NN στη ναυπηγική βιομηχανία και στην οικονομική διαχείριση, μέσω της εκτίμησης και κατανομής των έμμεσων εξόδων κατά την κατασκευή των πλοίων, με χρήση συστημάτων κοστολόγησης βάσει της δραστηριότητας και τεχνητών NN. Τέλος, παρουσιάζονται τα βασικά οφέλη, οι τεχνικές και επιχειρησιακές προκλήσεις, τα ζητήματα κυβερνοασφάλειας και το νομικό πλαίσιο που συνοδεύουν την ενσωμάτωση των NN στη ναυτιλία, αναδεικνύοντας τον μεταβαλλόμενο ρόλο του μηχανικού στη ναυτιλία του μέλλοντος.

Abstract

This thesis examines neural networks (NN) and investigates their application in modern maritime operations, focusing both on shipboard functions and on broader maritime and shipbuilding processes. Initially, the fundamental concepts of artificial intelligence (AI) and machine learning are presented, along with the structure, architecture and main types of NN, including feedforward NN, convolutional NN, recurrent NN and modern transformer architectures. Subsequently, the use of NN in maritime applications is analyzed, covering predictive maintenance of ship machinery, fuel consumption optimization, anomaly detection, decision support systems and autonomous or semi-autonomous ship navigation.

Special emphasis is placed on compliance with the regulatory framework, particularly the International regulations for preventing collisions at sea, as well as on the importance of human supervision in the operation of intelligent systems. In addition, the thesis explores the application of NN in shipbuilding and financial management, through the estimation and allocation of indirect costs during ship construction using activity-based costing systems combined with artificial NN.

Finally, the main benefits, technical and operational challenges, cybersecurity issues and legal aspects related to the adoption of NN in the maritime sector are discussed, highlighting the evolving role of the marine engineer in the maritime industry of the future.

Πίνακας περιεχομένων

Λέξεις κλειδιά	2
Περίληψη	3
Abstract	3
Πίνακας περιεχομένων	4
1. Εισαγωγή – Βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης	5
1.1 Εισαγωγή	5
1.2 Τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence–AI)	5
1.3 Μηχανική μάθηση και βαθιά μάθηση	5
1.4 Ιστορική εξέλιξη της τεχνολογίας στη ναυτιλία	6
2. NN–Θεωρητικό υπόβαθρο	7
2.1 Εισαγωγή	7
2.2 Προσομοίωση φυσικών NN με τεχνητά NN	9
2.3 Ιστορική αναδρομή	10
2.4 Έννοια και βασικές αρχές των NN	11
2.5 Ο τεχνητός νευρώνας και η λειτουργία του	12
2.6 Δομή και αρχιτεκτονική των NN	14
2.7 Είδη των NN	14
2.8 Αρχιτεκτονική των ANN	17
2.9 Πολυεπίπεδα ANN	18
2.10 Συναρτήσεις μετάβασης	19
2.11 Perceptrons	20
2.12 Μη επιβλεπόμενη μάθηση ANN – δίκτυα Kohonen	21
2.13 Ανατροφοδοτούμενα ANN–δίκτυα Hopfield	23
2.14 Εκπαίδευση και απόδοση των NN	24
2.15 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί των NN	25
2.16 ANN και ανθρώπινος εγκέφαλος	26
2.17 Εφαρμογές των ANN	26
3. Εφαρμογές των NN στη ναυτιλία	27
3.1 Προγνωστική συντήρηση μηχανών και εξοπλισμού	27
3.2 Βελτιστοποίηση της κατανάλωσης του καυσίμου και της ενεργειακής απόδοσης	28
3.3 Συστήματα υποστήριξης των αποφάσεων για μηχανικούς	29
3.4 Ασφάλεια του πλοίου και ανίχνευση των ανωμαλιών	30
3.5 Αυτόνομα και ημιαυτόνομα πλοία	31
3.6 Ο ρόλος του μηχανικού στη μελλοντική ναυτιλία	32
4. Οφέλη, προκλήσεις και μελλοντικές τάσεις της χρήσης των NN στη ναυτιλία	33
4.1 Οφέλη από την εφαρμογή των NN στη ναυτιλία	33
4.2 Τεχνικές και επιχειρησιακές προκλήσεις	34
4.3 Κυβερνοασφάλεια και αξιοπιστία των συστημάτων	34
4.4 Νομικό και κανονιστικό πλαίσιο	35
4.5 Μελλοντικές τάσεις και ο ρόλος του μηχανικού	35
5. Συμπεράσματα	35
Ελληνόγλωσση βιβλιογραφία	37
Ξενόγλωσση βιβλιογραφία	37

1. Εισαγωγή – Βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης

1.1 Εισαγωγή

Η παγκόσμια ναυτιλία, αποτελεί έναν από τους πιο σημαντικούς και δυναμικούς τομείς της διεθνούς οικονομίας, διότι μεταφέρει το μεγαλύτερο ποσοστό (90%) του παγκόσμιου εμπορίου. Τα τελευταία έτη, η συνεχής εξέλιξη της τεχνολογίας έχει οδηγήσει σε ριζικές αλλαγές στον τρόπο λειτουργίας των πλοίων, σε επίπεδο πλοήγησης και σε επίπεδο μηχανολογικών συστημάτων. Η ανάγκη για αυξημένη ασφάλεια, μείωση του λειτουργικού κόστους, περιορισμό των εκπομπών ρύπων και βελτιστοποίηση της απόδοσης των πλοίων, έχει οδηγήσει στην υιοθέτηση των σύγχρονων ψηφιακών τεχνολογιών. Στο πλαίσιο αυτό, η AI και ειδικότερα τα NN, αποτελούν μία από τις πιο σημαντικές τεχνολογικές εξελίξεις της σύγχρονης ναυτιλίας. Τα NN δίνουν τη δυνατότητα ανάλυσης μεγάλου όγκου δεδομένων, που προέρχονται από τους αισθητήρες των πλοίων, τις μηχανές, τα συστήματα πρόωσης και τους αυτοματισμούς, επιτρέποντας την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων και την πρόβλεψη των μελλοντικών καταστάσεων.

Για τον μηχανικό του πλοίου, η χρήση τέτοιων συστημάτων δεν αντικαθιστά τον ανθρώπινο παράγοντα, αλλά λειτουργεί υποστηρικτικά, προσφέροντας εργαλεία για τη λήψη καλύτερων αποφάσεων, για την πρόληψη των βλαβών και για τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του πλοίου. Η εργασία, επικεντρώνεται στην ανάλυση των NN και στη διερεύνηση των εφαρμογών τους στη ναυτιλία, με έμφαση στη λειτουργία και στη συντήρηση των πλοίων.

1.2 Τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence–AI)

Η AI, ορίζεται ως ο κλάδος της πληροφορικής που ασχολείται με τη δημιουργία συστημάτων ικανών να εκτελούν εργασίες που, υπό φυσιολογικές συνθήκες, απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη. Τέτοιες εργασίες περιλαμβάνουν τη μάθηση, τη λήψη αποφάσεων, την αναγνώριση προτύπων και την πρόβλεψη των μελλοντικών γεγονότων. Στη ναυτιλία, η AI χρησιμοποιείται για:

- την ανάλυση των λειτουργικών δεδομένων των πλοίων,
- την πρόβλεψη των μηχανικών βλαβών,
- τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης του καυσίμου,
- την υποστήριξη της ασφάλειας του πλοίου και του πληρώματος.

Η ανάπτυξη της AI στη ναυτιλία, οφείλεται κυρίως στην πρόοδο των υπολογιστικών συστημάτων, στη διαθεσιμότητα μεγάλου όγκου δεδομένων (Big Data) και στη βελτίωση των αλγορίθμων μάθησης. Τα σύγχρονα πλοία, είναι εξοπλισμένα με πλήθος αισθητήρων που συλλέγουν δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, δημιουργώντας τις κατάλληλες συνθήκες για την εφαρμογή των ευφυών συστημάτων.

1.3 Μηχανική μάθηση και βαθιά μάθηση

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning–ML) είναι ένας κλάδος της AI, που επιτρέπει στους υπολογιστές να μαθαίνουν από τα δεδομένα και την εμπειρία, χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένοι, αναγνωρίζοντας τα μοτίβα, κάνοντας προβλέψεις και βελτιώνοντας την απόδοσή τους με την πάροδο του χρόνου. Βασίζεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που δέχονται μεγάλο όγκο δεδομένων, μαθαίνουν τις σχέσεις μεταξύ τους και τα χρησιμοποιούν για να λάβουν αποφάσεις ή να κάνουν προβλέψεις, με κύριες κατηγορίες:

- την εποπτευόμενη (Supervised) μάθηση,
- τη μη εποπτευόμενη (Unsupervised) μάθηση και
- την ενισχυτική (Reinforcement) μάθηση.

Η **μηχανική μάθηση** (Machine Learning), αποτελεί υποκατηγορία της AI και βασίζεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που επιτρέπουν στα συστήματα να μαθαίνουν από τα δεδομένα, χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένα για κάθε περίπτωση. Μέσω της ανάλυσης των ιστορικών και των τρεχόντων δεδομένων, τα συστήματα της μηχανικής μάθησης μπορούν να αναγνωρίζουν μοτίβα και να βελτιώνουν την απόδοσή τους, με την πάροδο του χρόνου. Στη ναυτιλία, η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται, μεταξύ άλλων, για:

- την πρόβλεψη των αστοχιών των μηχανών,
- τη διάγνωση των ανωμαλιών στη λειτουργία συστημάτων,
- την ανάλυση της ενεργειακής απόδοσης των πλοίων.

Η **βαθιά μάθηση** (Deep Learning), αποτελεί εξέλιξη της μηχανικής μάθησης και βασίζεται στη χρήση πολυεπίπεδων NN. Τα συστήματα βαθιάς μάθησης, είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά στη διαχείριση των πολύπλοκων και των μεγάλων συνόλων δεδομένων, καθιστώντας τα ιδανικά για εφαρμογές σε σύγχρονα πλοία, όπου η πολυπλοκότητα των δεδομένων είναι ιδιαίτερα υψηλή.

1.4 Ιστορική εξέλιξη της τεχνολογίας στη ναυτιλία

Η τεχνολογική εξέλιξη στη ναυτιλία, αποτελεί διαχρονικά βασικό παράγοντα προόδου και βελτίωσης της ασφάλειας, της αποδοτικότητας και της αξιοπιστίας των πλοίων. Από τα πρώτα εμπορικά πλοία, που βασίζονταν αποκλειστικά στη χειρωνακτική εργασία και στη ναυτική εμπειρία του πληρώματος, η ναυτιλία οδηγήθηκε σταδιακά στην ενσωμάτωση μηχανολογικών συστημάτων, αυτοματισμών και τα τελευταία έτη, ψηφιακών και ευφυών τεχνολογιών. Κατά τα πρώτα στάδια της μηχανοκίνησης των πλοίων, η τεχνολογία επικεντρωνόταν κυρίως στη βελτίωση της πρόωσης και της μηχανικής αξιοπιστίας. Οι μηχανές εσωτερικής καύσης και οι ατμομηχανές, αποτέλεσαν σημαντικά τεχνολογικά επιτεύγματα, επιτρέποντας μεγαλύτερη ισχύ, αυξημένη μεταφορική ικανότητα και ανεξαρτησία από τις καιρικές συνθήκες. Σε αυτή την περίοδο, ο έλεγχος των μηχανών και των βοηθητικών συστημάτων πραγματοποιούνταν σχεδόν αποκλειστικά με ανθρώπινη παρέμβαση, ενώ η παρακολούθηση των παραμέτρων λειτουργίας, βασιζόταν σε αναλογικά όργανα και στην εμπειρική εκτίμηση του μηχανικού.

Με την πάροδο του χρόνου και την αύξηση της πολυπλοκότητας των πλοίων, άρχισαν να εισάγονται συστήματα αυτοματισμού, με σκοπό τη μείωση του ανθρώπινου φόρτου εργασίας και την αύξηση της ασφάλειας. Η εμφάνιση των πρώτων συστημάτων απομακρυσμένου ελέγχου των μηχανών, των αυτόματων συστημάτων ρύθμισης και των alarm systems, αποτέλεσε σημαντικό βήμα προς την εκσυγχρονισμένη λειτουργία των μηχανοστασίων. Αυτά τα συστήματα, αν και περιορισμένων δυνατοτήτων, επέτρεψαν την έγκαιρη ειδοποίηση του πληρώματος σε περίπτωση απόκλισης από τις επιθυμητές συνθήκες λειτουργίας.

Η ψηφιακή επανάσταση των τελευταίων δεκαετιών, σηματοδότησε μια νέα εποχή για τη ναυτιλία. Η μετάβαση από τα αναλογικά στα ψηφιακά συστήματα ελέγχου, κατέστησε δυνατή τη συλλογή, αποθήκευση και επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων λειτουργίας του πλοίου. Σύγχρονα συστήματα διαχείρισης του μηχανοστασίου (Engine room monitoring systems–ERMS) και ολοκληρωμένα συστήματα αυτοματισμού του πλοίου, επέτρεψαν την κεντρική εποπτεία των κρίσιμων παραμέτρων (θερμοκρασίες, πιέσεις, στροφές μηχανών, κατανάλωση καυσίμου), σε πραγματικό χρόνο. Παράλληλα, η αυξανόμενη αυστηρότητα των διεθνών κανονισμών, όπως αυτοί που θεσπίζονται από τον Διεθνή ναυτιλιακό οργανισμό (IMO), οδήγησε στη χρήση τεχνολογικών λύσεων για τη συμμόρφωση των πλοίων με τα περιβαλλοντικά και λειτουργικά πρότυπα. Η ανάγκη για μείωση

των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου, για βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης και για περιορισμό των ατυχημάτων, κατέστησε αναγκαία την υιοθέτηση προηγμένων συστημάτων παρακολούθησης και ανάλυσης των δεδομένων. Σε αυτό το πλαίσιο, τα τελευταία έτη παρατηρείται η σταδιακή ενσωμάτωση τεχνολογιών AI και NN, στη ναυτιλία. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά συστήματα αυτοματισμού, που λειτουργούν βάσει προκαθορισμένων κανόνων, τα ευφυή συστήματα έχουν τη δυνατότητα να μαθαίνουν από τα δεδομένα, να αναγνωρίζουν πρότυπα λειτουργίας και να προσαρμόζονται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες. Αυτό, σηματοδοτεί μια ουσιαστική αλλαγή φιλοσοφίας, καθώς το πλοίο μετατρέπεται από ένα παθητικό σύστημα ελέγχου, σε ένα ενεργά μαθαίνον σύστημα.

Η έννοια των έξυπνων πλοίων (Smart Ships), αποτελεί το αποτέλεσμα αυτής της τεχνολογικής εξέλιξης. Σε τέτοια πλοία, τα NN χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των βλαβών, τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης του καυσίμου, την ανίχνευση των ανωμαλιών στη λειτουργία των μηχανών και την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων από το πλήρωμα. Παράλληλα, η συνεχής σύνδεση των πλοίων με τα κέντρα ελέγχου στην ξηρά, επιτρέπει την ανταλλαγή δεδομένων και τη χρήση απομακρυσμένων συστημάτων ανάλυσης, ενισχύοντας περαιτέρω τον ψηφιακό χαρακτήρα της σύγχρονης ναυτιλίας.

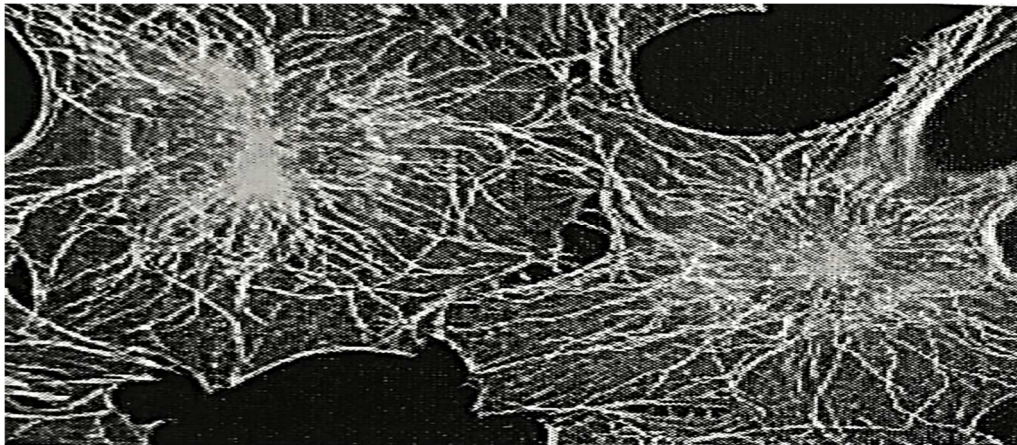
Συνολικά, η ιστορική εξέλιξη της τεχνολογίας στη ναυτιλία, καταδεικνύει μια σαφή πορεία από την ανθρώπινη εμπειρία και τους βασικούς μηχανισμούς, προς τα ολοκληρωμένα αυτοματοποιημένα και ευφυή συστήματα. Τα NN αποτελούν το επόμενο στάδιο αυτής της εξέλιξης, προσφέροντας νέες δυνατότητες που αναμένεται να διαμορφώσουν καθοριστικά τον τρόπο λειτουργίας των πλοίων και τον ρόλο του μηχανικού.

2. NN–Θεωρητικό υπόβαθρο

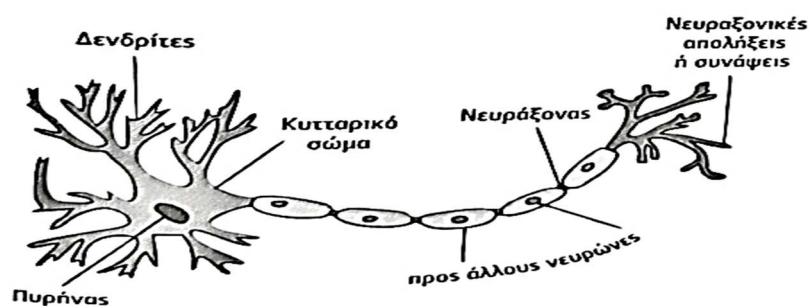
2.1 Εισαγωγή

Ο όρος νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks, Connectionist Networks, Parallel Distributed Processing Models), περιγράφει έναν αριθμό από διαφορετικά μαθηματικά μοντέλα, εμπνευσμένα από αντίστοιχα βιολογικά μοντέλα, δηλαδή μοντέλα που προσπαθούν να μιμηθούν τη συμπεριφορά των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ήδη από το 19^ο αιώνα, οι επιστήμονες παραδέχονται ότι ο εγκέφαλος αποτελείται από διακριτά στοιχεία, τους νευρώνες (neurons), που επικοινωνούν το ένα με το άλλο. Οι νευρώνες, συνιστούν το βασικό δομικό κομμάτι του ανθρώπινου εγκεφάλου. Υπολογίζεται ότι, ο εγκέφαλος περιέχει 10⁹ περίπου νευρώνες τοποθετημένους σε ομάδες, κάθε μία από τις οποίες συνιστά ένα φυσικό νευρωνικό δίκτυο. Έτσι, ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει εκατοντάδες φυσικά νευρωνικά δίκτυα, καθένα από τα οποία περιέχει χιλιάδες διασυνδεδεμένους νευρώνες με μέσο αριθμό διασυνδέσεων ανά νευρώνα 1000 με 10.000. Ένας νευρώνας, διαχωρίζεται από τα υπόλοιπα κύτταρα με μια μεμβράνη και έχει την ικανότητα να μεταφέρει ηλεκτρικά σήματα από αυτόν το νευρώνα προς τους υπόλοιπους νευρώνες, με τους οποίους επικοινωνεί. Κάθε νευρώνας αποτελείται από 3 κύρια τμήματα:

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



Εικόνα 1: Μικροσκοπική εικόνα φυσικών νευρώνων



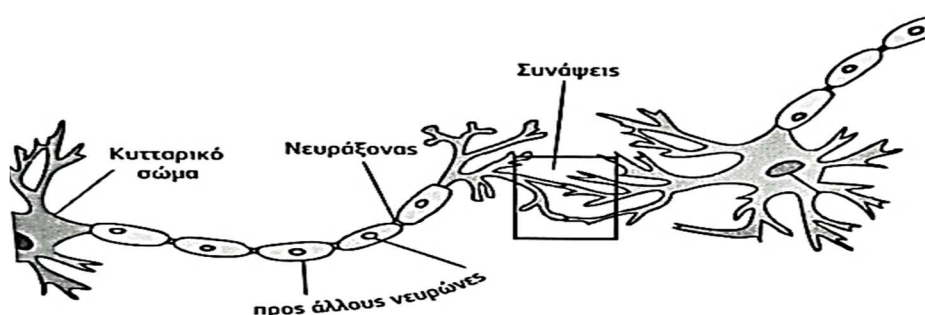
Εικόνα 2: Σχηματικό διάγραμμα ενός τυπικού νευρώνα

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

- Δυναμικό ηρεμίας
- Δυναμικό ενέργειας.

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

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



Εικόνα 3: Φυσικοί διασυνδεδεμένοι νευρώνες

2.2 Προσομοίωση φυσικών NN με τεχνητά NN

Τα μαθηματικά μοντέλα των τεχνητών NN, σε πλήρη αντιστοιχία με τα βιολογικά, αποτελούνται από έναν αριθμό απλών και με υψηλό βαθμό εσωτερικής διασύνδεσης επεξεργαστικών μονάδων, οργανωμένων σε στρώματα. Τα τεχνητά NN (Artificial neural networks-ANN) επεξεργάζονται πληροφορίες, ανταποκρινόμενα δυναμικά σε εξωτερικά ερεθίσματα (εισόδους). Κάθε τεχνητός νευρώνας, αποτελείται από πολλές εισόδους x_i και από μόνο μία έξοδο y . Κάθε είσοδος x_i ζυγίζεται με ένα βάρος w_i και τα αποτελέσματα αθροίζονται μέσω της συνάρτησης αθροίσματος

(summation function) $F : F = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i$

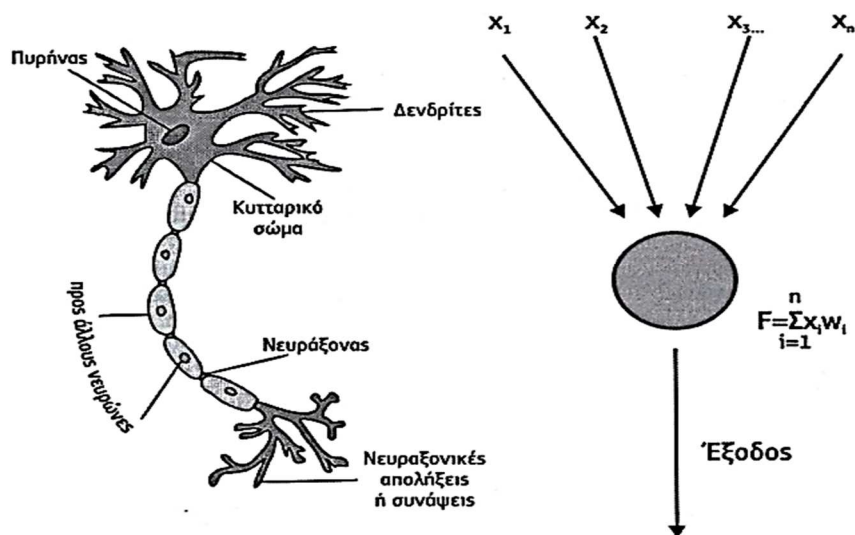
Ο τεχνητός νευρώνας, δίνει έξοδο μέσω της **συνάρτησης μετάβασης** (transfer function), μόνο όταν το ζυγισμένο άθροισμα των εισόδων είναι μεγαλύτερο μιας ορισμένης τιμής κατωφλίου (threshold value) θ , δηλαδή όταν $\sum_{i=1}^n (x_i \cdot w_i) - \theta > 0$

Ένας τεχνητός νευρώνας, αποτελεί απλοποιημένο μοντέλο του φυσικού νευρώνα κατά το ότι τα βάρη της διασύνδεσης, σχηματίζουν τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά της επαφής της σύναψης και η τιμή του κατωφλίου προσομοιώνει τη συμπεριφορά κορεσμού του φυσικού νευρώνα. Ένα από τα απλούστερα ANN που προσομοιώνουν τον φυσικό νευρώνα, είναι ο στοιχειώδης perceptron (basic perceptron), δηλαδή ένα ANN που αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα. Η έξοδος a

του perceptron για ένα διάνυσμα εισόδου $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, δίνεται μέσω της συνάρτησης μετάβασης g ως $a = g\left(\sum_{i=1}^n (x_i \cdot w_i)\right)$

Τα ANN, συνήθως οργανώνονται σε **επίπεδα** (layers), που ονομάζονται και στρώματα. Τα ενδιάμεσα επίπεδα, ονομάζονται **κρυμμένα επίπεδα** (hidden layers) και δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν. Τα επίπεδα, αποτελούνται από έναν αριθμό μονάδων (units) ή κόμβων (nodes) που είναι έτσι συνδεδεμένες μεταξύ τους, ώστε μία μονάδα να έχει συνδέσμους με πολλές άλλες μονάδες του ίδιου ή άλλου επιπέδου. Οι μονάδες, επιδρούν σε άλλες μονάδες με το να τις διεγείρουν ή να αναστέλλουν την ενεργοποίησή τους. Για να επιτευχθεί αυτό, η μονάδα λαμβάνει το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισόδων, μέσω των συνδέσμων που καταλήγουν σε αυτήν και παράγει μέσω της συνάρτησης μετάβασης μία μοναδική έξοδο, αν το άθροισμα υπερβαίνει μία τιμή κατωφλίου. Οι εισοδοί, παρουσιάζονται στο δίκτυο μέσω του **επιπέδου εισόδου** (input layer) που επικοινωνεί με έναν ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα συνδέονται με το **επίπεδο εξόδου** (output layer), από το οποίο εξάγεται η απάντηση. Βασικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής των ANN, που πρέπει να καθοριστούν κατά τη δημιουργία τους, είναι:

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



Εικόνα 4: Ο φυσικός νευρώνας σε σχέση με τον στοιχειώδη τεχνητό νευρώνα (Perceptron)

2.3 Ιστορική αναδρομή

Τα ορόσημα στην εξέλιξη του χώρου των ANN, είναι τα ακόλουθα:

1943: McCulloch και Pitts. Δημιουργούν το 1^ο μοντέλο ANN

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

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

1969: Minsky και Papert. Αποδεικνύουν μαθηματικά ότι τα ANN ενός επιπέδου, δε μπορούν να λύσουν μη γραμμικά προβλήματα.

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

1986: Werbos και Rumelhart. Προτείνουν τη μέθοδο οπισθοδιάδοσης (backpropagation) για την εκπαίδευση ANN.

2.4 Έννοια και βασικές αρχές των NN

Τα NN, αποτελούν βασικό πυλώνα της AI και της μηχανικής μάθησης. Η λειτουργία τους, βασίζεται στη μίμηση του τρόπου με τον οποίο λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος και ειδικότερα στη δομή και στη συνεργασία των βιολογικών νευρώνων. Στόχος των NN είναι η επεξεργασία των πληροφοριών και η εξαγωγή των συμπερασμάτων, μέσω της αναγνώρισης προτύπων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Στον τομέα της ναυτιλίας, όπου τα πλοία παράγουν συνεχώς δεδομένα από τους αισθητήρες των μηχανών, των συστημάτων πρόωσης, των βοηθητικών μηχανημάτων και των περιβαλλοντικών παραμέτρων, τα NN προσφέρουν τη δυνατότητα της ανάλυσης αυτών των δεδομένων με τρόπο πιο αποδοτικό από τις παραδοσιακές μεθόδους. Αντί να βασίζονται αποκλειστικά σε προκαθορισμένους κανόνες λειτουργίας, τα NN μπορούν να προσαρμόζονται και να βελτιώνουν την απόδοσή τους, με την πάροδο του χρόνου.

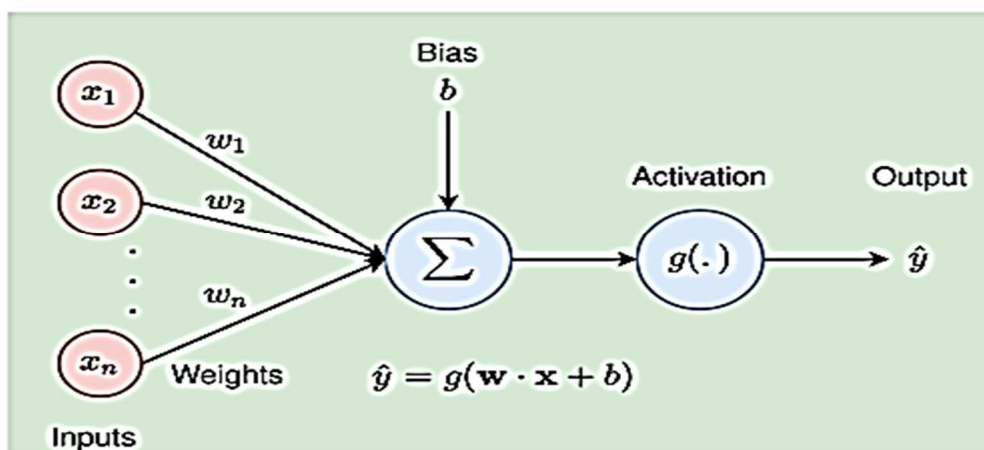
Η βασική αρχή λειτουργίας ενός NN, είναι η μετατροπή των δεδομένων εισόδου σε δεδομένα εξόδου, μέσω ενός συνόλου μαθηματικών πράξεων, που καθορίζονται από τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων. Μέσω της διαδικασίας της εκπαίδευσης, τα βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε το δίκτυο να παράγει όσο το δυνατόν πιο ακριβή αποτελέσματα. Ένα NN, μπορεί να περιγραφεί ως ένα υπολογιστικό μοντέλο που αντλεί τη φιλοσοφία του από τη δομή και από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η βασική του αρχιτεκτονική, αποτελείται από διασυνδεδεμένους κόμβους, γνωστούς ως **τεχνητούς νευρώνες**, που οργανώνονται σε διακριτά στρώματα. Η συνεργασία αυτών των νευρώνων, επιτρέπει στο δίκτυο να επεξεργάζεται πληροφορίες, να αναγνωρίζει πρότυπα και να εξάγει συμπεράσματα, από τα δεδομένα εισόδου. Οι νευρώνες, αποτελούν τις θεμελιώδεις επεξεργαστικές μονάδες ενός NN. Κάθε τεχνητός νευρώνας δέχεται ένα σύνολο εισόδων, που αντιστοιχούν σε αριθμητικές τιμές, προερχόμενες από δεδομένα ή από την έξοδο των προηγούμενων νευρώνων. Αυτές οι εισοδοί συνδυάζονται μέσω ενός σταθμισμένου αθροίσματος, που αντικατοπτρίζει τη συνολική επίδραση των δεδομένων στον συγκεκριμένο νευρώνα. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται μία μαθηματική συνάρτηση ενεργοποίησης, που καθορίζει το τελικό σήμα εξόδου του νευρώνα. Ιδιαίτερη σημασία στη λειτουργία των NN, έχουν τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων. Κάθε σύνδεση χαρακτηρίζεται από ένα βάρος, που εκφράζει τη σχετική σημασία της αντίστοιχης εισόδου. Κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης, τα βάρη προσαρμόζονται δυναμικά με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου και τη μείωση του σφάλματος στις προβλέψεις. Η σωστή ρύθμιση των βαρών, αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την επιτυχία ενός NN, ιδιαίτερα σε εφαρμογές υψηλής πολυπλοκότητας, όπως αυτές που συναντώνται στη ναυτιλία.

Η **συνάρτηση ενεργοποίησης** διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη συμπεριφορά του NN, καθώς εισάγει μη γραμμικότητα στη διαδικασία επεξεργασίας.

Μέσω αυτής, το δίκτυο αποκτά τη δυνατότητα να μοντελοποιεί τις πολύπλοκες σχέσεις μεταξύ των δεδομένων, οι οποίες δε θα μπορούσαν να

περιγραφούν με απλά γραμμικά μοντέλα. Η επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης ενεργοποίησης, επηρεάζει άμεσα την ακρίβεια και τη σταθερότητα του δικτύου. Οι νευρώνες οργανώνονται σε στρώματα, που διαχωρίζονται σε επίπεδο εισόδου, κρυμμένα στρώματα και επίπεδο εξόδου. Το **επίπεδο εισόδου** δέχεται τα αρχικά δεδομένα προς επεξεργασία, τα οποία στη ναυτιλία μπορεί να προέρχονται από τους αισθητήρες των μηχανών, τα συστήματα παρακολούθησης ή τις λειτουργικές μετρήσεις του πλοίου. Τα **κρυμμένα στρώματα** λειτουργούν ως ενδιάμεσοι επεξεργαστικοί μηχανισμοί, όπου πραγματοποιείται η κύρια ανάλυση και ο μετασχηματισμός των δεδομένων. Το **επίπεδο εξόδου** παράγει τα τελικά αποτελέσματα του δικτύου, όπως είναι οι προβλέψεις, οι εκτιμήσεις ή οι ενδείξεις της λειτουργικής κατάστασης.

Αυτή η στρωματική δομή, επιτρέπει στα NN να επεξεργάζονται τις πληροφορίες με ιεραρχικό τρόπο, αυξάνοντας σημαντικά την ικανότητά τους να διαχειρίζονται σύνθετα προβλήματα. Στον ναυτιλιακό τομέα, αυτή η ιδιότητα είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς τα δεδομένα που προκύπτουν από τη λειτουργία ενός πλοίου είναι πολυδιάστατα και αλληλεξαρτώμενα. Μέσω της κατάλληλης αρχιτεκτονικής, τα NN μπορούν να μετατρέψουν μεγάλο όγκο τεχνικών δεδομένων σε χρήσιμη πληροφορία για τον μηχανικό και για τα συστήματα υποστήριξης των αποφάσεων.



Εικόνα 5: Βασικό μοντέλο νευρώνα

2.5 Ο τεχνητός νευρώνας και η λειτουργία του

Ο τεχνητός νευρώνας, αποτελεί το βασικό δομικό στοιχείο ενός NN. Η λειτουργία του, είναι εμπνευσμένη από τον βιολογικό νευρώνα και περιλαμβάνει τη λήψη πολλαπλών εισόδων, την επεξεργασία τους και την παραγωγή ενός αποτελέσματος. Κάθε είσοδος συνοδεύεται από ένα βάρος, που εκφράζει τη σημασία της συγκεκριμένης πληροφορίας, στη συνολική λειτουργία του νευρώνα.

Οι εισοδοι, πολλαπλασιάζονται με τα αντίστοιχα βάρη και στη συνέχεια αθροίζονται. Το αποτέλεσμα διέρχεται από μία συνάρτηση ενεργοποίησης, που καθορίζει αν και σε ποιο βαθμό ο νευρώνας θα ενεργοποιηθεί. Η έξοδος του νευρώνα, μπορεί να αποτελέσει είσοδο για τους άλλους νευρώνες, δημιουργώντας έτσι ένα δίκτυο αλληλοσυνδεδεμένων μονάδων. Στη ναυτιλιακή εφαρμογή, οι εισοδοι ενός τεχνητού νευρώνα μπορεί να είναι μετρήσεις όπως η θερμοκρασία των καυσαερίων, η πίεση του λαδιού, οι στροφές της κύριας μηχανής ή η κατανάλωση του καυσίμου. Η έξοδος μπορεί να αντιπροσωπεύει μια πρόβλεψη, όπως η πιθανότητα εμφάνισης μίας βλάβης ή η εκτίμηση της βέλτιστης λειτουργικής κατάστασης. Η πρακτική σημασία του τεχνητού νευρώνα, αναδεικνύεται από το πλήθος των εφαρμογών των NN σε

διαφορετικούς επιστημονικούς και τεχνολογικούς τομείς. Ένας από τους σημαντικότερους τομείς εφαρμογής, είναι η υπολογιστική όραση, όπου τα NN και ειδικότερα τα συνελκτικά NN, αξιοποιούνται για την ανάλυση και επεξεργασία των οπτικών δεδομένων. Μέσω της συνεργασίας χιλιάδων τεχνητών νευρώνων, αυτά τα συστήματα είναι ικανά να ταξινομήν τις εικόνες, να ανιχνεύουν αντικείμενα και να αναγνωρίζουν τα πρόσωπα ή τα πρότυπα. Αυτές οι δυνατότητες, βρίσκουν εφαρμογή σε αυτόνομα συστήματα πλοήγησης, σε συστήματα επιτήρησης και σε εφαρμογές ασφάλειας, όπου η έγκαιρη και αξιόπιστη ανάλυση εικόνων είναι κρίσιμη.

Ένας σημαντικός τομέας εφαρμογής των NN είναι η επεξεργασία της φυσικής γλώσσας. Σε αυτή την περίπτωση, οι τεχνητοί νευρώνες χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και για την κατανόηση του γραπτού και του προφορικού λόγου, επιτρέποντας στις μηχανές να επεξεργάζονται την ανθρώπινη γλώσσα. Μέσω αυτής της τεχνολογίας, καθίστανται δυνατές εφαρμογές όπως η αυτόματη μετάφραση, η ανάλυση των συναισθημάτων, η δημιουργία διαλογικών συστημάτων και η εξαγωγή περιλήψεων. Αυτές οι εφαρμογές, αποκτούν ιδιαίτερη σημασία σε περιβάλλοντα όπου απαιτείται η γρήγορη επεξεργασία μεγάλου όγκου πληροφοριών και η αποτελεσματική επικοινωνία ανθρώπου-μηχανής. Στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, οι τεχνητοί νευρώνες και τα NN διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στη διάγνωση και στην πρόγνωση των ασθενειών. Μέσω της ανάλυσης των ιατρικών εικόνων και των δεδομένων των ασθενών, τα συστήματα συμβάλλουν στην έγκαιρη ανίχνευση των παθολογικών καταστάσεων, στη δημιουργία προγνωστικών μοντέλων και στη διαμόρφωση εξατομικευμένων προτάσεων θεραπείας. Παράλληλα, η χρήση τους στην ανακάλυψη νέων φαρμάκων αποδεικνύει την ικανότητά τους, να επεξεργάζονται εξαιρετικά πολύπλοκα επιστημονικά δεδομένα.

Σημαντική είναι η εφαρμογή των NN στον οικονομικό τομέα, όπου χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και πρόβλεψη των οικονομικών δεδομένων. Οι τεχνητοί νευρώνες συμβάλλουν στην πρόβλεψη της πορείας των αγορών, στην αλγοριθμική διαπραγμάτευση, στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και στον εντοπισμό της οικονομικής απάτης. Οι εφαρμογές, επιτρέπουν τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων και τη βελτίωση της διαχείρισης του κινδύνου σε ιδιαίτερα δυναμικά και αβέβια περιβάλλοντα. Τα NN αποτελούν βασικό στοιχείο των αυτόνομων συστημάτων, όπως τα αυτόνομα οχήματα, τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα και τα βιομηχανικά ρομπότ. Μέσω της λειτουργίας των τεχνητών νευρώνων, τα συστήματα μπορούν να αντιλαμβάνονται το περιβάλλον τους, να αξιολογούν τις εναλλακτικές καταστάσεις και να λαμβάνουν αποφάσεις με τρόπο που προσομοιάζει στην ανθρώπινη αντίληψη. Αυτή η ικανότητα, αποτελεί τον θεμέλιο λίθο για την ασφαλή πλοήγηση και λειτουργία των αυτόνομων και των ημιαυτόνομων συστημάτων. Επιπλέον, τα NN βρίσκουν εφαρμογή στον τομέα του μάρκετινγκ και της διαφήμισης, όπου χρησιμοποιούνται για την ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών, την κατάτμηση των πελατών και τη στοχευμένη προβολή του διαφημιστικού περιεχομένου. Μέσω της επεξεργασίας μεγάλου όγκου δεδομένων, οι τεχνητοί νευρώνες συμβάλλουν στη βελτιστοποίηση των διαφημιστικών στρατηγικών και στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας των εκστρατειών. Τέλος, ιδιαίτερα σημαντική είναι η συμβολή των NN στην περιβαλλοντική επιστήμη και στις φυσικές επιστήμες γενικότερα. Χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση των περιβαλλοντικών παραμέτρων, την πρόβλεψη της ρύπανσης, την ανάλυση των κλιματικών δεδομένων και την εκτίμηση των φυσικών κινδύνων. Παράλληλα, στις φυσικές επιστήμες συμβάλλουν στην ανάλυση των αστρονομικών δεδομένων, στη μελέτη της επιστήμης των υλικών και στη μοντελοποίηση των πολύπλοκων φυσικών φαινομένων. Μέσα από αυτές τις εφαρμογές, τα NN βοηθούν τους επιστήμονες να

κατανοούν βαθύτερα σύνθετα συστήματα και να προχωρούν σε νέες επιστημονικές ανακαλύψεις.

2.6 Δομή και αρχιτεκτονική των NN

Ένα NN αποτελείται από διακριτά επίπεδα νευρώνων, που συνεργάζονται για την επεξεργασία των δεδομένων. Το 1^ο επίπεδο είναι το **επίπεδο εισόδου**, στο οποίο εισάγονται τα δεδομένα από το εξωτερικό περιβάλλον ή από τους αισθητήρες. Το τελευταίο επίπεδο είναι το **επίπεδο εξόδου**, που παρέχει τα τελικά αποτελέσματα του δικτύου. Μεταξύ αυτών των δύο επιπέδων παρεμβάλλονται ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα, στα οποία πραγματοποιείται η κύρια επεξεργασία των δεδομένων. Όσο περισσότερα είναι τα κρυφά επίπεδα, τόσο μεγαλύτερη είναι η ικανότητα του δικτύου να αναλύει πολύπλοκες σχέσεις μεταξύ των δεδομένων.

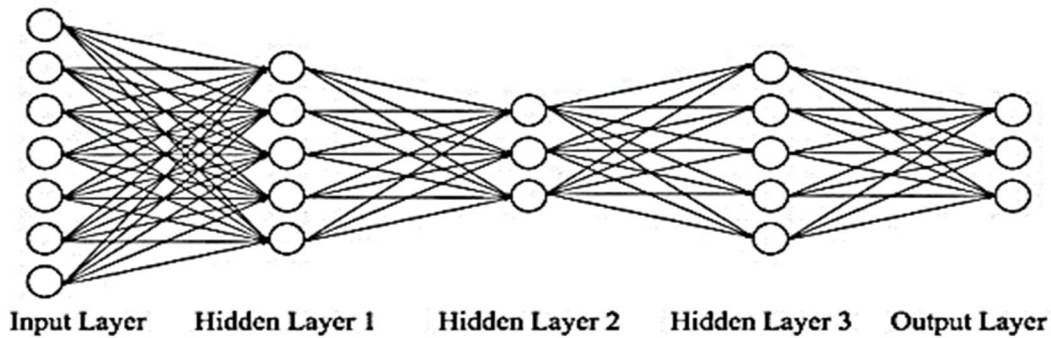
Ωστόσο, η αύξηση της πολυπλοκότητας απαιτεί μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύ και μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων για την εκπαίδευση. Στα σύγχρονα πλοία, όπου η πολυπλοκότητα των συστημάτων είναι ιδιαίτερα υψηλή, τα πολυεπίπεδα NN αποτελούν κατάλληλο εργαλείο για την ανάλυση των σύνθετων λειτουργικών καταστάσεων. Μέσω της κατάλληλης αρχιτεκτονικής, τα δίκτυα μπορούν να συνδυάζουν τα δεδομένα από τα διαφορετικά συστήματα του πλοίου και να παρέχουν τη συνολική εικόνα της κατάστασης λειτουργίας.

2.7 Είδη των NN

Τα NN διακρίνονται σε διάφορες κατηγορίες, ανάλογα με τη δομή και τον τρόπο λειτουργίας τους. Τα **απλά δίκτυα προώθησης** (feedforward neural networks) αποτελούν την πιο βασική μορφή, όπου η πληροφορία ρέει από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου, χωρίς ανατροφοδότηση. Πιο εξελιγμένη μορφή αποτελούν τα **πολυεπίπεδα δίκτυα** (Multilayer perceptrons), που διαθέτουν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα και μπορούν να αναλύουν πιο σύνθετες σχέσεις. Τα **επαναλαμβανόμενα NN** (Recurrent neural networks), είναι κατάλληλα για την ανάλυση των χρονικών σειρών δεδομένων, όπως αυτές που προκύπτουν από τη συνεχή λειτουργία των μηχανών ενός πλοίου.

Επιπλέον, τα **συνελικτικά NN** (Convolutional neural networks) χρησιμοποιούνται κυρίως για την ανάλυση των εικόνων και των σημάτων και μπορούν να εφαρμοστούν στη ναυτιλία, για την επιθεώρηση του εξοπλισμού ή για την ανάλυση των οπτικών δεδομένων από τις κάμερες. Η επιλογή του κατάλληλου τύπου NN, εξαρτάται από το είδος των δεδομένων και από τον στόχο της εφαρμογής. Στο πλαίσιο της δομής και της αρχιτεκτονικής των NN, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι τύποι δικτύων, που διαφοροποιούνται ως προς τον τρόπο ροής της πληροφορίας, τον μηχανισμό μάθησης και το είδος των δεδομένων που μπορούν να επεξεργαστούν.

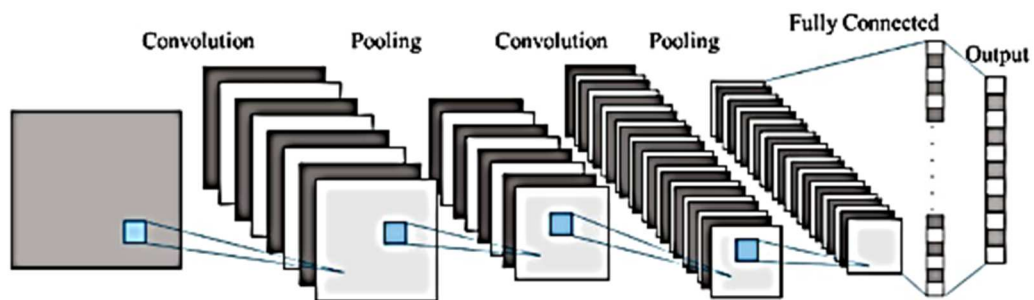
Κάθε τύπος NN, έχει σχεδιαστεί ώστε να εξυπηρετεί συγκεκριμένες κατηγορίες προβλημάτων και εφαρμογών. Μία από τις βασικότερες και απλούστερες αρχιτεκτονικές είναι τα **δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης** (Feedforward neural networks–FNN). Σε αυτά τα δίκτυα, η πληροφορία ρέει μόνο προς τη μία κατεύθυνση, από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου, χωρίς την ύπαρξη ανατροφοδότησης. Η διαδικασία υπολογισμού, ξεκινά από την εισαγωγή των δεδομένων στο επίπεδο εισόδου και συνεχίζεται διαδοχικά μέσω των κρυφών στρωμάτων, έως ότου παραχθεί η τελική έξοδος. Κάθε νευρώνας, υπολογίζει την έξοδο του βάσει του σταθμισμένου αθροίσματος των εισόδων και της επιλεγμένης συνάρτησης ενεργοποίησης, επιτρέποντας στο δίκτυο να προσεγγίσει πολύπλοκες συναρτήσεις.



Εικόνα 6: Νευρωνικό δίκτυο FNN

Η απόδοση των δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης, αξιολογείται μέσω της **συνάρτησης απώλειας**, που ποσοτικοποιεί τη διαφορά μεταξύ των προβλέψεων του δικτύου και των πραγματικών τιμών-στόχων. Ανάλογα με το πρόβλημα, χρησιμοποιούνται διαφορετικές συναρτήσεις απώλειας, με το **μέσο τετραγωνικό σφάλμα** να αποτελεί μία από τις συχνότερες επιλογές. Η εκπαίδευση αυτών των δικτύων, πραγματοποιείται με τη **μέθοδο της οπισθοδιάδοσης του σφάλματος** (back propagation), κατά την οποία υπολογίζονται οι κλίσεις της συνάρτησης απώλειας ως προς τα βάρη του δικτύου και πραγματοποιείται σταδιακή προσαρμογή τους.

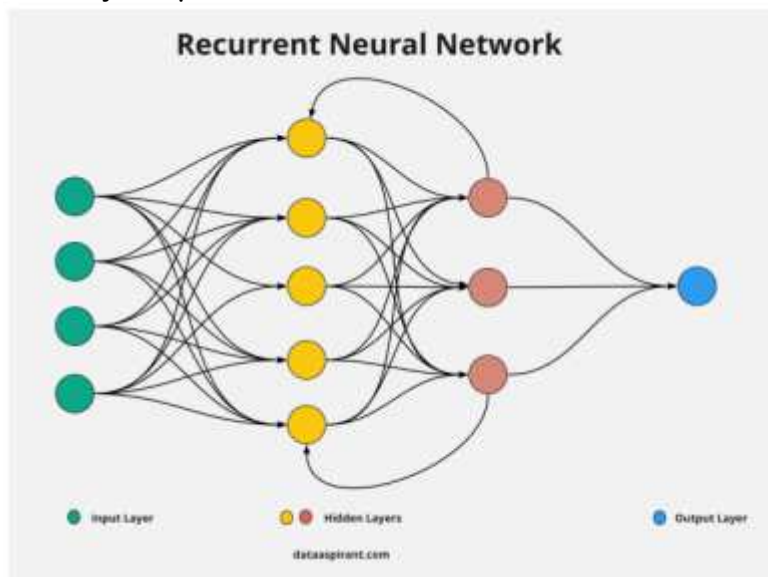
Καθοριστικό ρόλο στην επιτυχή εκπαίδευση, διαδραματίζουν οι υπερπαραμέτροι, όπως ο ρυθμός εκμάθησης, ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων και ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε στρώμα. Ιδιαίτερη σημασία στον τομέα της επεξεργασίας των οπτικών δεδομένων, έχουν τα **συνελκτικά NN** (Convolutional neural networks–CNN). Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στη χρήση συνελκτικών στρωμάτων, που εφαρμόζουν φίλτρα στα δεδομένα εισόδου, με σκοπό την εξαγωγή των χαρακτηριστικών. Μέσω της ιεραρχικής επεξεργασίας, αυτά τα δίκτυα μπορούν να ανιχνεύουν αρχικά απλά χαρακτηριστικά και σταδιακά πιο αφηρημένες δομές. Τα στρώματα συγκέντρωσης, μειώνουν τις χωρικές διαστάσεις των δεδομένων, βελτιώνοντας την υπολογιστική αποδοτικότητα και περιορίζοντας τον αριθμό των παραμέτρων. Η κατανομή των βαρών, χαρακτηριστικό γνώρισμα των CNN, επιτρέπει τη γενίκευση και τη μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου.



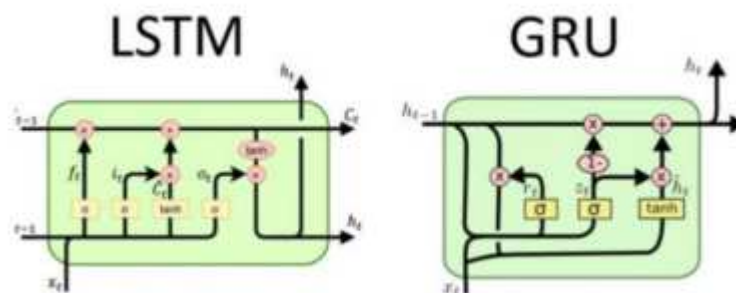
Εικόνα 7: Δίκτυο CNN

Μετά τα συνελκτικά στρώματα, χρησιμοποιούνται πλήρως συνδεδεμένα στρώματα, που αναλαμβάνουν τη λήψη των τελικών αποφάσεων βάσει των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί. Αυτός ο ιεραρχικός σχεδιασμός, καθιστά τα συνελκτικά NN ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε εφαρμογές όπως η ταξινόμηση των εικόνων, η ανίχνευση των αντικειμένων και η αναγνώριση των προτύπων. Για την επεξεργασία των ακολουθιών δεδομένων και των χρονοσειρών, κατάλληλα είναι τα επαναλαμβανόμενα NN (Recurrent neural networks–RNN). Το βασικό

χαρακτηριστικό τους είναι η ύπαρξη εσωτερικής κατάστασης, που επιτρέπει στο δίκτυο να λαμβάνει υπόψη του πληροφορίες από προηγούμενα χρονικά βήματα. Μέσω αυτής της ανατροφοδότησης, τα RNN παρουσιάζουν χρονική δυναμική και μπορούν να μοντελοποιούν τις εξαρτήσεις στο χρόνο. Ωστόσο, τα παραδοσιακά επαναλαμβανόμενα NN παρουσιάζουν δυσκολίες στη διαχείριση των μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, έχουν αναπτυχθεί πιο εξελιγμένες αρχιτεκτονικές, όπως τα δίκτυα LSTM (Long short term memory) και τα δίκτυα GRU (Gated recurrent units). Αυτές οι αρχιτεκτονικές, εισάγουν μηχανισμούς ελέγχου της ροής της πληροφορίας, επιτρέποντας στο δίκτυο να αποθηκεύει, να ενημερώνει και να διατηρεί κρίσιμες πληροφορίες για μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα, γεγονός που βελτιώνει σημαντικά την απόδοσή τους, σε σύνθετες ακολουθίες δεδομένων.



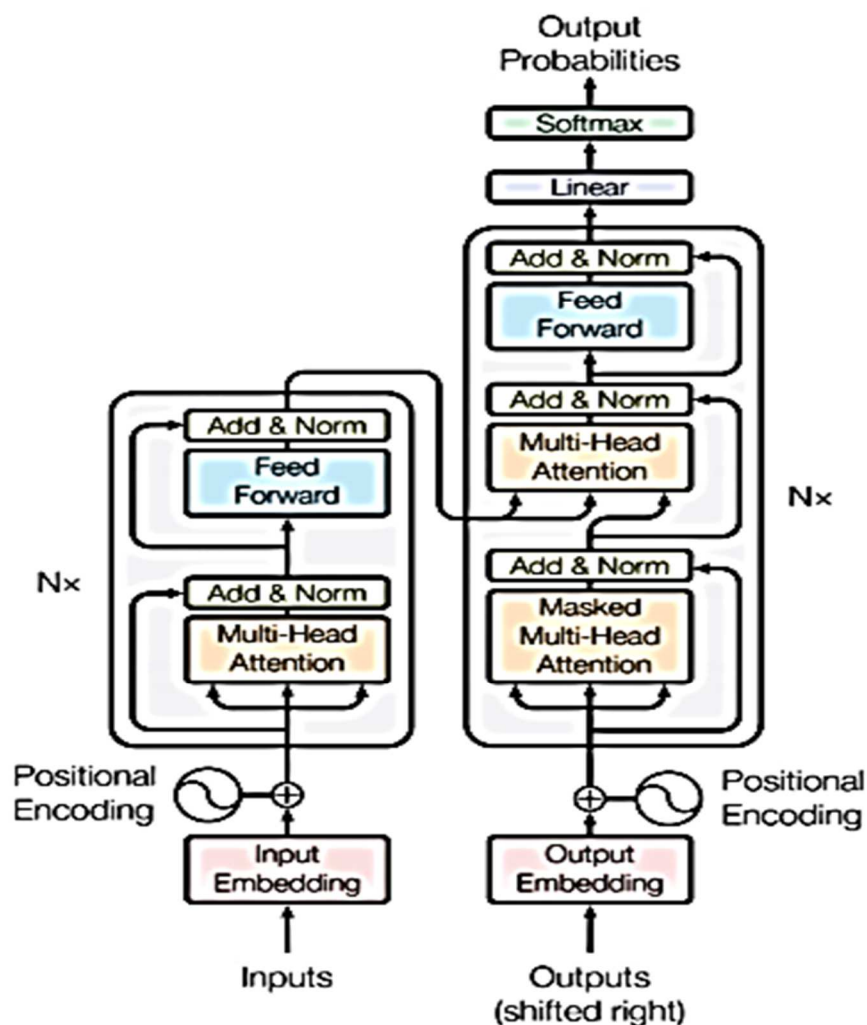
Εικόνα 8: Δίκτυο RNN



Εικόνα 9: Νευρωνικό δίκτυο LSTM και GRU

Σημαντική εξέλιξη στον τομέα της βαθιάς μάθησης αποτελούν οι μετασχηματιστές (Transformers), που βασίζονται στον μηχανισμό αυτοπροσοχής. Σε αντίθεση με τα επαναλαμβανόμενα δίκτυα, οι μετασχηματιστές επεξεργάζονται ταυτόχρονα τις ακολουθίες των δεδομένων, εξετάζοντας τις σχέσεις μεταξύ όλων των στοιχείων της εισόδου. Η αρχιτεκτονική τους, περιλαμβάνει δομές κωδικοποιητή και αποκωδικοποιητή, αποτελούμενες από πολλαπλά στρώματα αυτοπροσοχής και δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης. Η δυνατότητα καταγραφής εξαρτήσεων μεγάλης εμβέλειας, καθιστά τους μετασχηματιστές ιδιαίτερα αποτελεσματικούς στην επεξεργασία της φυσικής γλώσσας, ενώ παράλληλα μπορούν να εφαρμοστούν και σε

δεδομένα εικόνας ή ήχου, μετά από κατάλληλη προσαρμογή. Από τους παραπάνω τύπους NN, αρκετοί παρουσιάζουν ιδιαίτερη χρησιμότητα στη ναυτιλία. Τα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, χρησιμοποιούνται ευρέως για την πρόβλεψη των λειτουργικών παραμέτρων και την ανάλυση των δεδομένων του μηχανοστασίου. Τα επαναλαμβανόμενα NN και οι παραλλαγές τους, είναι κατάλληλα για την ανάλυση των χρονοσειρών που προκύπτουν από τη συνεχή λειτουργία των πλοίων, όπως η κατανάλωση του καυσίμου και τα φορτία των μηχανών. Παράλληλα, τα συνελκτικά NN βρίσκουν εφαρμογή σε συστήματα επιθεώρησης, ασφάλειας και παρακολούθησης, ενώ οι μετασχηματιστές αναμένεται να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο σε μελλοντικά συστήματα υποστήριξης των αποφάσεων και ανάλυσης των δεδομένων μεγάλης κλίμακας, στη ναυτιλία.



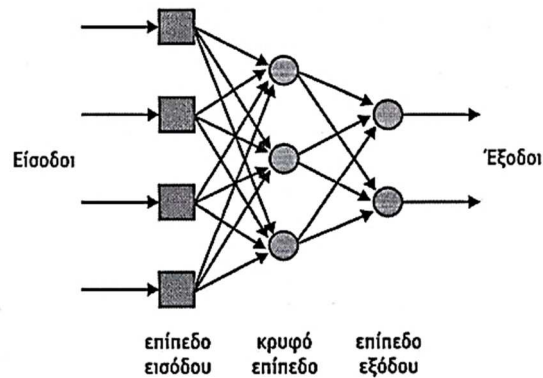
Εικόνα 10: NN τύπου Transformer

2.8 Αρχιτεκτονική των ANN

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

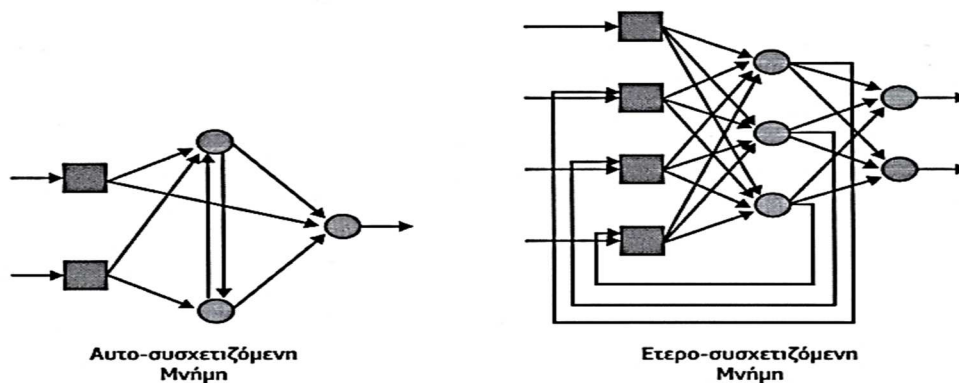
- πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) και
- οπίσθιας τροφοδότησης (feed backward).

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



Εικόνα 11: Παράδειγμα ANN πρόσθιας τροφοδότησης

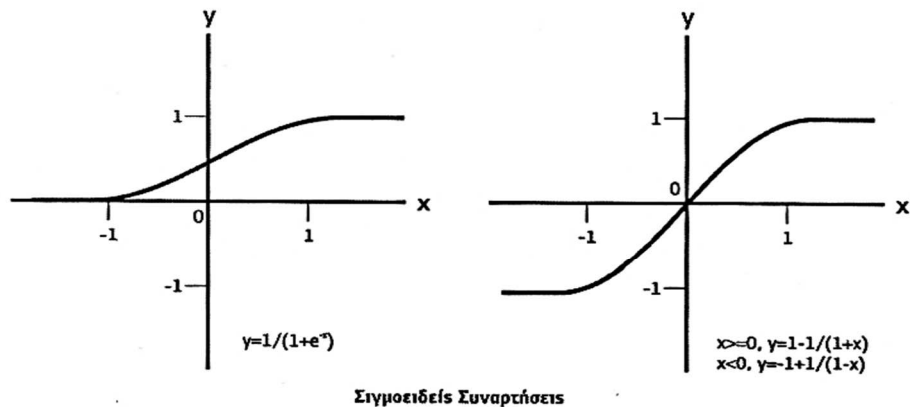
Στα οπισθίως τροφοδοτούμενα δίκτυα, που καλούνται και ανατροφοδοτούμενα ANN (recurrent ANN), επιτρέπεται στις μονάδες ενός επιπέδου να τροφοδοτούν μονάδες του ίδιου επιπέδου ή και προηγούμενων επιπέδων. Αν η ανατροφοδότηση αφορά κόμβους στο ίδιο επίπεδο, τότε τα δίκτυα καλούνται **αυτοσυσχετιζόμενες μνήμες** (auto associated memories) διαφορετικά, καλούνται **ετεροσυσχετιζόμενες μνήμες** (heteroassociated memories). Στα ανατροφοδοτούμενα ANN, δεν υπάρχουν συνήθως άνω του ενός ενδιάμεσα (κρυφά) επίπεδα. Αν και τα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα είναι πολύ χρήσιμα, τα περισσότερα των NN είναι πρόσθιας τροφοδότησης.



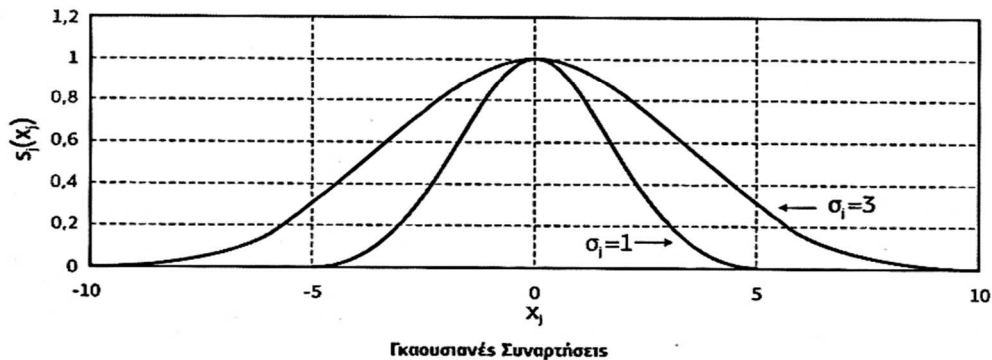
Εικόνα 12: Παράδειγμα ανατροφοδότησης ΤΝΔ

2.9 Πολυεπίπεδα ANN

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



Σιγμοειδείς Συναρτήσεις



Γκαουσιανές Συναρτήσεις

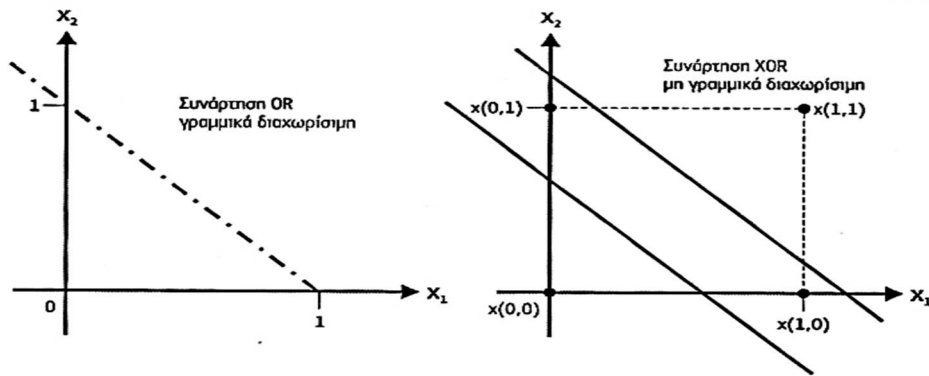
Εικόνα 15: Σιγμοειδείς και Γκαουσιανές συναρτήσεις μετάβασης

Στη Γκαουσιανή συνάρτηση που παρουσιάζεται στην εικόνα 15, σ_j είναι ο συντελεστής της Γκαουσιανής διασποράς, x_j είναι το κέντρο εν προκρίμμένο το 0, το

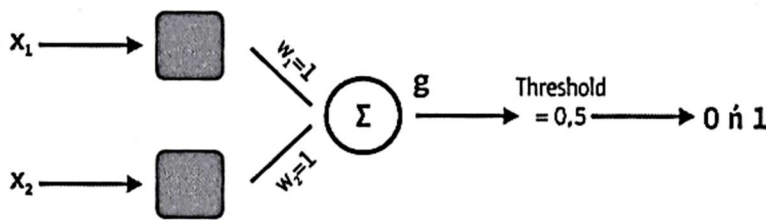
δε αποτέλεσμα της υπολογίζεται ως $s_i(x_j) = e^{-\frac{(x_j - c_j)^2}{2\sigma_j^2}}$

2.11 Perceptrons

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



Εικόνα 16: Διαχωρισμός τιμών συναρτήσεων



Εικόνα 17: Ο perceptron που επιλύει τη γραμμικά διαχωρίσιμη συνάρτηση or

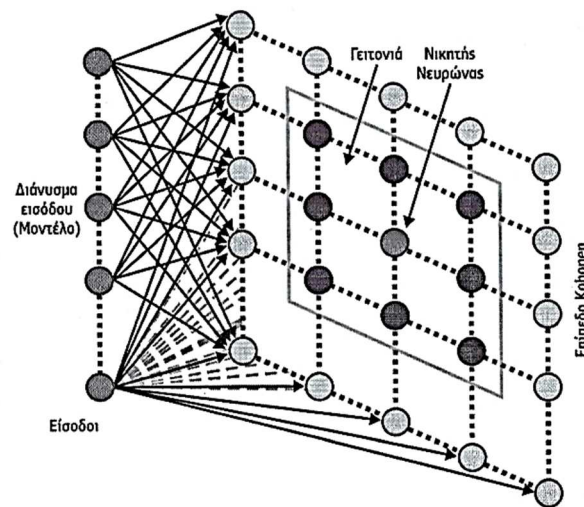
2.12 Μη επιβλεπόμενη μάθηση ANN – δίκτυα Kohonen

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

Το δίκτυο Kohonen, οργανώνει τον πίνακα των βαρών του, έτσι ώστε να αναγνωρίζει όποια κανονικότητα υπάρχει, στα διανύσματα εισόδου. Στο σημείο αυτό, προσομοιώνει μία σημαντική αρχή της οργάνωσης των αισθητηρίων οργάνων του εγκεφάλου: η κατανομή των νευρώνων παρουσιάζει κανονικότητα, που αντικατοπτρίζει κάποια ειδικά χαρακτηριστικά των εξωτερικών ερεθισμάτων που διαδίδονται σε αυτά. Κάθε δίκτυο Kohonen, αποτελείται από δύο επίπεδα: το 1^ο είναι το επίπεδο εισόδου και το 2^ο καλείται επίπεδο Kohonen (Kohonen layer), με ιδιαίτερο χαρακτηριστικό ότι είναι οργανωμένο σε μορφή πλέγματος, που μπορεί να έχει οποιαδήποτε διάσταση: για παράδειγμα, μπορεί να έχουμε ένα δισδιάστατο πλέγμα, δηλαδή μία επιφάνεια που έχει επάνω της $n \times m$ μονάδες που αντιστοιχούν στους νευρώνες. Αυτά τα δύο επίπεδα έχουν πλήρη συνδεσμολογία, δηλαδή κάθε μονάδα εισόδου συνδέεται με όλες τις μονάδες του επιπέδου Kohonen. Αν το επίπεδο εισόδου αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα με k στοιχεία εισόδου, τελικά έχουμε $k \times n \times m$ συνδέσεις. Η εικόνα 18, δείχνει την τυπική δομή ενός τέτοιου δικτύου.

Η εκπαίδευση ενός δικτύου Kohonen, περιλαμβάνει την παρουσίαση στο δίκτυο ενός μοντέλου (pattern) και τελικά την εύρεση στο επίπεδο Kohonen, εκείνων των μονάδων για τις οποίες ισχύει ότι το άθροισμα των τιμών ενεργοποίησης που καταλήγουν σε αυτές, έχουν τις υψηλότερες τιμές (δηλαδή μια μονάδα ξεχωρίζει από τις υπόλοιπες, σε σχέση με τη συνολική ενέργεια που δέχεται). Τα βάρη της μονάδας που κέρδισε και όλων των μονάδων που αποτελούν τη γειτονιά ή συστάδα (cluster), ρυθμίζονται βάσει του νόμου της εκμάθησης. Στην αρχή της περιόδου εκπαίδευσης, η γειτονιά είναι ένα μεγάλο μέρος του επιπέδου Kohonen, μέσα σε μια προκαθορισμένη ακτίνα από τη μονάδα που κερδίζει. Όμως, η ακτίνα αυτή μειώνεται προοδευτικά, όσο προχωρά η εκπαίδευση. Η προσαρμογή των βαρών, γίνεται έτσι

ώστε μετά την εκπαίδευση, το δίκτυο να είναι σε θέση να διεγείρει την ίδια πάντα μονάδα εξόδου για διανύσματα εισόδου που ανήκουν στην ίδια κατηγορία. Επειδή η εκπαίδευση γίνεται αυτόνομα (χωρίς στόχους), δε μπορούμε να γνωρίζουμε εκ των προτέρων σε ποια από τις τάξεις θα αντιστοιχεί η καθεμία από τις μονάδες εξόδου, με αποτέλεσμα η αντιστοίχιση να γίνεται μόνο μετά την εκπαίδευση τους με το σχηματισμό γειτονιών συσχετισμένων, με τις επιδιωκόμενες τάξεις. Ο κανόνας εκμάθησης μπορεί να διαφέρει από μονάδα σε μονάδα της γειτονιάς, αλλά συνήθως ακολουθεί τη γνωστή συνάρτηση του **μεξικάνικου καπέλου** (Mexican hat function). Λόγω του τρόπου εκπαίδευσής τους, τα δίκτυα Kohonen καλούνται και **αυτοοργανωμένοι χάρτες** (self-organizing maps).



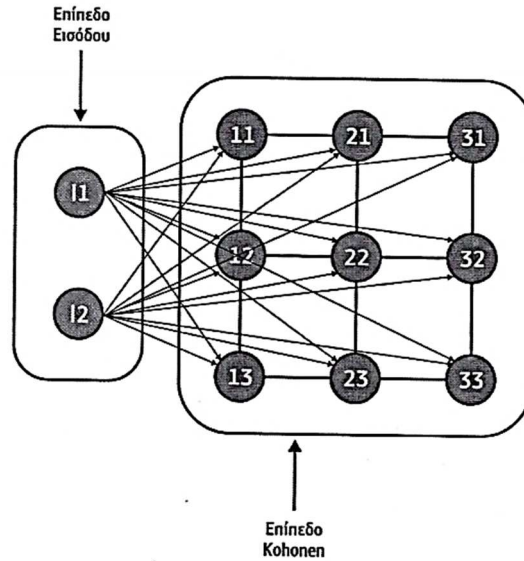
Εικόνα 18: Τυπικό δίκτυο Kohonen

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

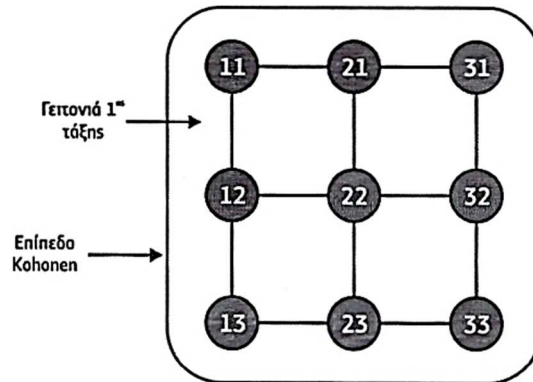
1^{ος} : το δίκτυο θα μάθει να αναγνωρίζει την 1^η τάξη διαχωρισμού

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

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



Εικόνα 19: Παράδειγμα δικτύου Kohonen

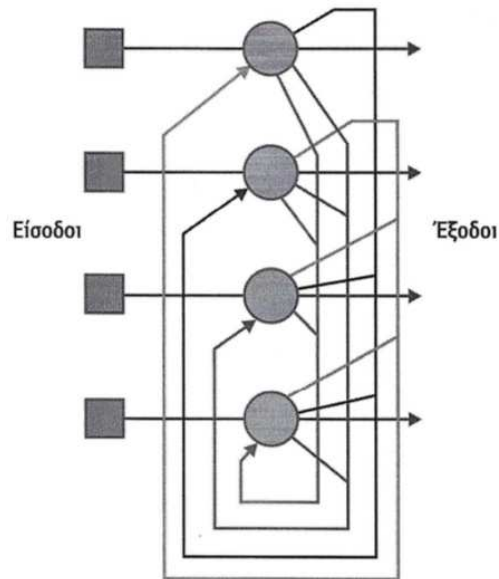


Εικόνα 20: Γειτονιά μετά τον 1^ο κύκλο εκπαίδευσης δικτύου Kohonen

2.13 Ανατροφοδοτούμενα ANN–δίκτυα Hopfield

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

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



Εικόνα 21: Αρχιτεκτονική του δικτύου Hopfield

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

2.14 Εκπαίδευση και απόδοση των NN

Η εκπαίδευση ενός NN, αποτελεί κρίσιμο στάδιο για την επιτυχή λειτουργία του. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το δίκτυο εκτίθεται σε σύνολα δεδομένων εισόδου και στα αντίστοιχα επιθυμητά αποτελέσματα. Μέσω επαναληπτικών διαδικασιών, τα βάρη των συνδέσεων προσαρμόζονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής εξόδου. Στη ναυτιλία, η ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς επηρεάζει άμεσα την αξιοπιστία των προβλέψεων. Δεδομένα με σφάλματα ή με ελλείψεις, μπορεί να οδηγήσουν σε λανθασμένα συμπεράσματα, γεγονός που καθιστά απαραίτητη τη σωστή διαχείριση και επαλήθευση των πληροφοριών που συλλέγονται από τα πλοία. Ένα από τα βασικά προβλήματα που μπορεί να παρουσιαστούν κατά την εκπαίδευση, είναι το φαινόμενο της **υπερπροσαρμογής**, κατά το οποίο το δίκτυο αποδίδει πολύ καλά στα δεδομένα της εκπαίδευσης αλλά αποτυγχάνει να γενικεύσει σε νέα δεδομένα. Η επιλογή της σωστής αρχιτεκτονικής και η χρήση των κατάλληλων τεχνικών εκπαίδευσης, συμβάλλουν στην αποφυγή τέτοιων προβλημάτων.

2.15 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί των NN

Τα ANN, διαφέρουν αισθητά από τις άλλες τεχνικές υλοποίησης των υπολογιστικών συστημάτων, που επιλύουν προβλήματα παρόμοια με αυτά που επιλύουν τα ANN, στα παρακάτω:

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

Οι παραπάνω διαφορές, χαρακτηρίζουν τα προτερήματα τους που είναι τα ακόλουθα:

Όσον αφορά το σχεδιασμό:

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

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

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

Όσον αφορά την υλοποίηση:

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

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

Όσον αφορά τη δομή:

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

• Ένα ANN υλοποιημένο σε υλικό (hardware), έχει τη σημαντική ιδιότητα να είναι ανεκτικό σε σφάλματα. Π.χ., αν μια σύνδεση ενδιαμέσου επιπέδου διαγραφεί ή ένα βάρος αλλοιωθεί, τότε η λειτουργία του δικτύου δε θα επηρεαστεί, διότι το συνολικό μέσο σφάλμα δε θα αλλάξει σημαντικά.

• Η δομή των ANN σε επίπεδα, τους δίνει δυνατότητες παράλληλων λειτουργιών και κάνει δυνατή την υλοποίησή τους σε VLSI (Very large scale integration) τεχνολογία, που τα καθιστά κατάλληλα, μεταξύ των άλλων τεχνολογιών, να συμπεριληφθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

Τα NN προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα στη ναυτιλία, καθώς επιτρέπουν την ανάλυση των πολύπλοκων δεδομένων, την πρόβλεψη των μελλοντικών καταστάσεων και τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας των πλοίων. Η ικανότητά τους να μαθαίνουν από την εμπειρία, τα καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμα σε δυναμικά και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα, όπως αυτό της ναυτιλιακής λειτουργίας. Ωστόσο, η χρήση τους συνοδεύεται και από ορισμένους περιορισμούς. Η ανάγκη για μεγάλα σύνολα αξιόπιστων δεδομένων, η αυξημένη υπολογιστική απαίτηση και η δυσκολία της ερμηνείας των αποτελεσμάτων, αποτελούν προκλήσεις που πρέπει να

λαμβάνονται υπόψη. Για αυτό το λόγο, τα NN στη ναυτιλία πρέπει να λειτουργούν συμπληρωματικά προς τον ανθρώπινο παράγοντα και όχι σε πλήρη αντικατάσταση του.

- Διαθεσιμότητα και ποιότητα δεδομένων: Τα NN απαιτούν σε πολλές περιπτώσεις, τεράστιες ποσότητες επισημασμένων δεδομένων για την εκπαίδευσή τους. Η ποσότητα στη συγκεκριμένη περίπτωση, πρέπει να συνοδεύεται και από την αντίστοιχη ποιότητα σε ότι αφορά τα δεδομένα. Σε ορισμένους τομείς, όπως η υγειονομική περίθαλψη, τα επισημασμένα δεδομένα μπορεί να είναι σπάνια ή δύσκολο να ληφθούν, γεγονός που περιορίζει την επέκταση της εφαρμογής των NN.

- Υπερβολική εκπαίδευση: Τα NN είναι επιρρεπή σε υπερβολική εκπαίδευση, καθώς σε πολλές περιπτώσεις απομνημονεύουν τα δεδομένα της εκπαίδευσης, αντί να γενικεύουν με βάση αυτά. Αυτό το γεγονός, μπορεί να οδηγήσει σε κακή απόδοση όταν λειτουργούν πάνω σε άγνωστα δεδομένα. Τεχνικές, όπως η κανονικοποίηση και η πρόωρη διακοπή, χρησιμοποιούνται ώστε να ελαχιστοποιήσουν την υπερβολική εκπαίδευση.

- Υπολογιστικοί πόροι: Η εκπαίδευση πολύπλοκων NN, με πολλαπλά επίπεδα και παραμέτρους, απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους, συμπεριλαμβανομένων ισχυρών GPU και TPU που μπορεί να αποτελέσει εμπόδιο στην πραγματοποίηση ερευνητικών προσπαθειών για μεγάλης κλίμακας NN.

- Μεροληψία και δικαιοσύνη: Τα NN είναι πιθανό να κληρονομήσουν τις προκαταλήψεις που υπάρχουν στα δεδομένα της εκπαίδευσης, οδηγώντας σε άδικες ή σε προκατειλημμένες προβλέψεις. Η διασφάλιση της δικαιοσύνης και η άμβλυνση της προκατάληψης στις προβλέψεις των NN, αποτελεί μια κρίσιμη ηθική ανησυχία, που πρέπει να ληφθεί υπόψη στο άμεσο μέλλον.

2.16 ANN και ανθρώπινος εγκέφαλος

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

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

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

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

2.17 Εφαρμογές των ANN

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

- αναγνώριση εικόνας,
- επεξεργασία φωνής,
- σχεδιασμός ενεργειών (planning),
- εξόρυξη πληροφορίας,
- χρονοπρογραμματισμός (Scheduling),

- συστήματα ελέγχου και παραγωγής.

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

3. Εφαρμογές των NN στη ναυτιλία

Η σύγχρονη ναυτιλία, χαρακτηρίζεται από αυξημένη πολυπλοκότητα σε επίπεδο πλοίων και σε επίπεδο λειτουργικών απαιτήσεων. Τα πλοία της νέας γενιάς, είναι εξοπλισμένα με πλήθος αισθητήρων και συστημάτων παρακολούθησης, που παράγουν μεγάλο όγκο δεδομένων, σε πραγματικό χρόνο. Η αξιοποίηση αυτών των δεδομένων, καθίσταται κρίσιμη για τη βελτίωση της αποδοτικότητας, της ασφάλειας και της περιβαλλοντικής συμμόρφωσης. Σε αυτό το περιβάλλον, τα NN προσφέρουν τη δυνατότητα ανάλυσης των σύνθετων και πολυδιάστατων δεδομένων, επιτρέποντας την εξαγωγή γνώσης που δε μπορεί να προκύψει εύκολα με παραδοσιακές μεθόδους.

Η εφαρμογή τους στη ναυτιλία, δε στοχεύει στην αντικατάσταση του μηχανικού ή του πληρώματος, αλλά στη δημιουργία συστημάτων υποστήριξης που ενισχύουν τη λήψη των αποφάσεων και μειώνουν την πιθανότητα του ανθρώπινου σφάλματος. Πέρα από τη λειτουργία του πλοίου εν πλω, τα NN μπορούν να αξιοποιηθούν σε προγενέστερα στάδια του κύκλου ζωής ενός πλοίου, όπως στο στάδιο της ναυπήγησης. Η κατασκευή ενός πλοίου αποτελεί μία σύνθετη διαδικασία, που πολλές εργασίες εκτελούνται παράλληλα, ακολουθώντας αυστηρά πρωτόκολλα, απαιτώντας τη συνεργασία διαφορετικών ειδικοτήτων, από τη διαθεσιμότητα των πρώτων υλών και του τεχνολογικού εξοπλισμού ως τις τελικές εργασίες συγκόλλησης και ολοκλήρωσης. Σε ένα τέτοιο περιβάλλον, η συστηματική καταγραφή του κόστους είναι κρίσιμη για τη βιωσιμότητα του ναυπηγείου, διότι επιτρέπει την αντιστοίχιση των εξόδων με τα έσοδα, την αξιολόγηση της κερδοφορίας και τη βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας. Ιδιαίτερη σημασία έχει η διάκριση μεταξύ των άμεσων και των έμμεσων εξόδων. Τα έμμεσα κόστη, όπως:

- οι εγκαταστάσεις,
- η ηλεκτρική ενέργεια,
- οι λογιστικές υπηρεσίες,
- η περιοδική συντήρηση των μηχανημάτων,

δε μπορούν να κατανέμονται ισόποσα σε κάθε προϊόν, διότι το κάθε πλοίο έχει διαφορετικές απαιτήσεις. Ενδεικτικά, οι ανάγκες ενέργειας και πόρων για ένα μικρό οχηματογωγό διαφέρουν ουσιαδώς από τις απαιτήσεις ενός μεγάλου κρουαζιερόπλοιου υπερατλαντικών προδιαγραφών.

Άρα, αναδεικνύεται η ανάγκη της χρήσης μοντέλων που λαμβάνουν υπόψη τα γεωμετρικά, τα κατασκευαστικά και τα λειτουργικά χαρακτηριστικά, ώστε οι εκτιμήσεις του κόστους να είναι πιο ακριβείς και επιχειρησιακά αξιοποιήσιμες.

3.1 Προγνωστική συντήρηση μηχανών και εξοπλισμού

Μία από τις σημαντικότερες εφαρμογές των NN στη ναυτιλία, είναι η προγνωστική συντήρηση (predictive maintenance) των μηχανών και του εξοπλισμού του πλοίου. Παραδοσιακά, η συντήρηση βασίζεται σε προγραμματισμένα χρονικά διαστήματα ή στην εμπειρική εκτίμηση του μηχανικού. Ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι ενδέχεται να οδηγήσουν σε πρόωρη συντήρηση ή σε καθυστερημένη αντιμετώπιση των βλαβών. Τα NN μπορούν να αναλύουν δεδομένα όπως θερμοκρασίες, πιέσεις, δονήσεις, στροφές μηχανών και κατανάλωση καυσίμου, με σκοπό την ανίχνευση των αποκλίσεων από τη φυσιολογική λειτουργία. Μέσω της εκπαίδευσης τους σε

ιστορικά δεδομένα, είναι σε θέση να προβλέπουν την πιθανότητα εμφάνισης μίας βλάβης, πριν αυτή εκδηλωθεί. Έτσι, επιτυγχάνεται:

- μείωση του εκτός λειτουργίας χρόνου,
- περιορισμός του κόστους των επισκευών,
- αύξηση της αξιοπιστίας του πλοίου.

Η προγνωστική λογική των NN δεν περιορίζεται μόνο σε τεχνικές βλάβες εν πλω, αλλά μπορεί να επεκταθεί και στη διαχείριση των πόρων σε διαδικασίες υψηλής πολυπλοκότητας, όπως είναι οι εργασίες ενός ναυπηγείου. Σε τέτοια περιβάλλοντα, η αστοχία μπορεί να μην είναι απαραίτητα μηχανολογική, αλλά οικονομική ή επιχειρησιακή, όπως η υπέρβαση των έμμεσων δαπανών, η αναποτελεσματική κατανομή των πόρων ή η αδυναμία ελέγχου των διαδικασιών παραγωγής. Η δυνατότητα ενός NN να μαθαίνει από ιστορικά δεδομένα και να εντοπίζει πρότυπα κατανομής του κόστους, μπορεί να λειτουργήσει ως εργαλείο πρόβλεψης και έγκαιρης προειδοποίησης.

Επιπλέον, ένα κρίσιμο σημείο στην παραγωγή πολλών προϊόντων είναι ότι το πρώτο προϊόν μιας σειράς είναι συχνά και το πιο κοστοβόρο, λόγω της αρχικοποίησης των διαδικασιών, των ρυθμίσεων του εξοπλισμού και των οργανωτικών απαιτήσεων. Ένα σύστημα που αξιοποιεί τα NN, μπορεί να ενσωματώσει τέτοιου είδους επιδράσεις, ώστε οι εκτιμήσεις του κόστους και οι αποφάσεις προγραμματισμού να αντανακλούν πιο ρεαλιστικά την πραγματική κατανάλωση των πόρων.

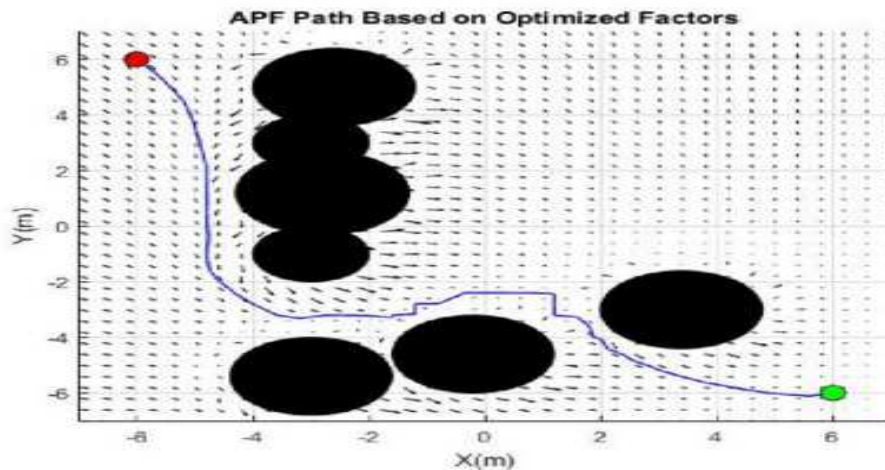
3.2 Βελτιστοποίηση της κατανάλωσης του καυσίμου και της ενεργειακής απόδοσης

Η κατανάλωση του καυσίμου, αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους παράγοντες κόστους στη ναυτιλία, ενώ συνδέεται άμεσα και με τις εκπομπές των αερίων του θερμοκηπίου. Τα NN, χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης των πλοίων μέσω της ανάλυσης των δεδομένων λειτουργίας (φορτίο μηχανής, ταχύτητα, καιρικές συνθήκες και κατάσταση του κύτους). Μέσω της αναγνώρισης προτύπων, αυτά τα συστήματα μπορούν να προτείνουν βέλτιστες συνθήκες λειτουργίας, που οδηγούν σε μειωμένη κατανάλωση του καυσίμου χωρίς να επηρεάζεται η ασφάλεια ή η επιχειρησιακή ικανότητα του πλοίου. Η εφαρμογή τέτοιων συστημάτων συμβάλλει στη συμμόρφωση με τους διεθνείς κανονισμούς του IMO, όπως:

- ο δείκτης ενεργειακής απόδοσης (EEDI),
- ο δείκτης έντασης άνθρακα (CII).

Η βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης, δεν αφορά μόνο τη λειτουργία του πλοίου κατά το ταξίδι, αλλά και την ενεργειακή κατανάλωση κατά την κατασκευή του. Στη ναυπήγηση, η απαίτηση σε ηλεκτρική ενέργεια μπορεί να αποτελεί σημαντικό μέρος των έμμεσων εξόδων, ειδικά όταν συνυπολογιστούν οι βαριές κατεργασίες, οι συγκολλήσεις, η λειτουργία των μηχανημάτων και των εγκαταστάσεων. Επειδή οι ενεργειακές απαιτήσεις διαφοροποιούνται έντονα, ανάλογα με το είδος και το μέγεθος του πλοίου, τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά (ολικό μήκος, πλάτος, ύψος, μέγιστο βύθισμα) μπορούν να λειτουργήσουν ως κρίσιμες είσοδοι για μοντέλα, που προβλέπουν τη συνολική κατανάλωση πόρων.

Σε αυτή τη λογική, τα NN μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση και κατ' επέκταση τη βελτιστοποίηση των έμμεσων ενεργειακών δαπανών σε επίπεδο ναυπηγείου. Με αυτόν τον τρόπο, η τεχνολογία δεν λειτουργεί μόνο ως μηχανισμός “ελέγχου κατανάλωσης” στο πλοίο, αλλά επεκτείνεται σε ολόκληρη την αλυσίδα παραγωγής και διαχείρισης του κόστους, ενισχύοντας τη λήψη των επιχειρησιακών αποφάσεων, με βάση τα δεδομένα.



Εικόνα 22: Βελτιστοποίηση διαδρομής

3.3 Συστήματα υποστήριξης των αποφάσεων για μηχανικούς

Τα NN αποτελούν βασικό στοιχείο των σύγχρονων συστημάτων υποστήριξης των αποφάσεων (Decision support systems–DSS), που παρέχουν στον μηχανικό πληροφορίες και εκτιμήσεις βασισμένες σε δεδομένα. Αυτά τα συστήματα δε λαμβάνουν αυτόνομα αποφάσεις, αλλά λειτουργούν ως εργαλείο υποβοήθησης, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις αυξημένου φόρτου εργασίας ή πολύπλοκων τεχνικών καταστάσεων. Π.χ. ένα σύστημα βασισμένο σε NN μπορεί να αξιολογεί ταυτόχρονα πολλαπλές ενδείξεις από το μηχανοστάσιο και να επισημαίνει πιθανές επικίνδυνες καταστάσεις. Με αυτόν τον τρόπο, ο μηχανικός μπορεί να επέμβει έγκαιρα, λαμβάνοντας τεκμηριωμένες αποφάσεις και μειώνοντας έτσι τον κίνδυνο αστοχίας του εξοπλισμού ή πρόκλησης ατυχήματος. Ένα ιδιαίτερα χαρακτηριστικό παράδειγμα της χρήσης των NN ως συστήματα υποστήριξης των αποφάσεων, αφορά την κοστολόγηση βάσει της δραστηριότητας (Activity based costing–ABC), όπου η κατανομή των έμμεσων εξόδων γίνεται σύμφωνα με την πραγματική κατανάλωση των πόρων, ανά δραστηριότητα και προϊόν. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις, το ABC εισάγει πρακτικούς δείκτες όπως «έξοδα ανά ώρα» ή «έξοδα ανά μονάδα παραγωγής», αποτυπώνοντας με μεγαλύτερη πιστότητα τις πραγματικές απαιτήσεις της κάθε κατασκευής. Παρότι ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να έχει αυξημένο κόστος εφαρμογής, είναι ιδιαίτερα αποδοτικό σε σύνθετες και μεγάλες παραγωγές, όπως είναι η ναυπήγηση των πλοίων.

Στο πλαίσιο αυτό, η λειτουργία ενός ABC συστήματος μοντελοποιείται μέσω ANN, με σκοπό την εκτίμηση των έμμεσων δαπανών κατά την κατασκευή ενός πλοίου. Το NN δέχεται ως εισόδους, τις παραμέτρους που επηρεάζουν την παραγωγική διαδικασία, οι οποίες μπορούν να ταξινομηθούν σε:

- κατασκευαστικές (ναυπηγείο, είδος πλοίου, αριθμός παραγγελίας),
- γεωμετρικές (ολικό μήκος, απόσταση μεταξύ των νομέων, μέγιστο πλάτος/ ύψος/ βύθισμα)
- χωρητικότητας/απόδοσης (χωρητικότητα, ισχύς κινητήρα, μέγιστη ταχύτητα).

Έτσι, το μοντέλο μετατρέπει τις ετερογενείς πληροφορίες της παραγωγής σε εκτιμήσεις του κόστους, που μπορούν να υποστηρίξουν τις αποφάσεις της διοίκησης και του προγραμματισμού. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει ο τρόπος εξόδου ενός τέτοιου μοντέλου, καθώς μπορεί να διαχωρίζει τα έμμεσα έξοδα σε επιμέρους κατηγορίες όπως:

- προμήθειες και logistics,
- σχεδιασμός,
- επίβλεψη και έλεγχος της παραγωγής,
- λογιστικά/ λογιστική παρακολούθηση,
- συντήρηση/ διοικητική υποστήριξη
- δημόσιες σχέσεις και επαφές με πελάτες.

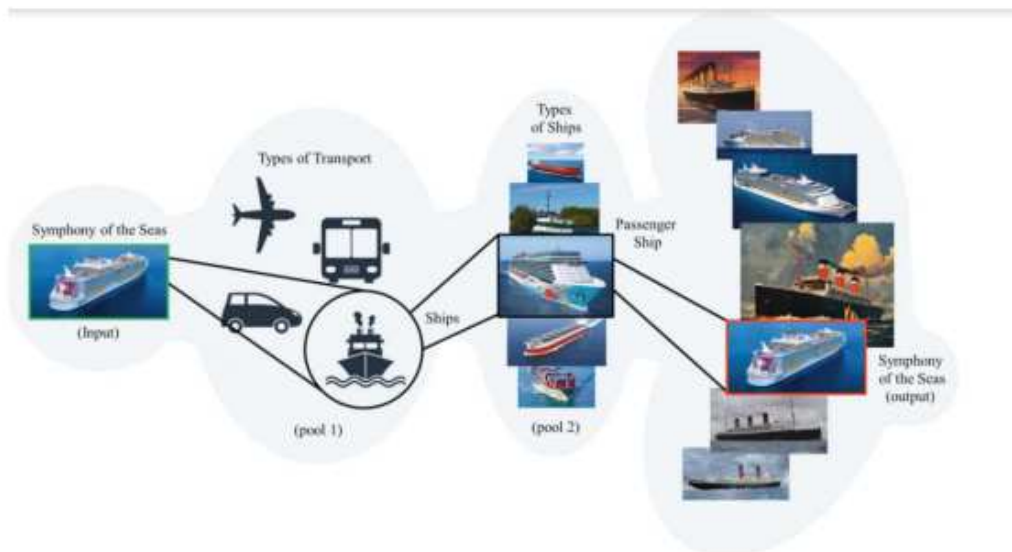
Έτσι, η υποστήριξη των αποφάσεων δεν περιορίζεται σε ένα συνολικό κόστος, αλλά παρέχει ανάλυση ανά κατηγορία, επιτρέποντας στο ναυπηγείο να εντοπίζει πού ακριβώς συγκεντρώνονται οι επιβαρύνσεις και να σχεδιάζει στοχευμένες παρεμβάσεις βελτίωσης.

3.4 Ασφάλεια του πλοίου και ανίχνευση των ανωμαλιών

Η ασφάλεια, αποτελεί θεμελιώδη παράγοντα στη ναυτιλιακή λειτουργία. Τα NN χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση των ανωμαλιών στη λειτουργία των συστημάτων του πλοίου, εντοπίζοντας τις συμπεριφορές που αποκλίνουν από το φυσιολογικό πρότυπο. Τέτοιες ανωμαλίες μπορεί να σχετίζονται με μηχανικές βλάβες, σφάλματα χειρισμού ή ακόμα και εξωτερικές απειλές. Μέσω της συνεχούς παρακολούθησης των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, αυτά τα συστήματα μπορούν να λειτουργούν προληπτικά, ενισχύοντας τη συνολική ασφάλεια του πλοίου και του πληρώματος. Η χρήση των NN στην ανίχνευση των ανωμαλιών, συμβάλλει στη μείωση των ατυχημάτων και στη βελτίωση της αξιοπιστίας των ναυτιλιακών συστημάτων. Η έννοια της ανίχνευσης των ανωμαλιών, μπορεί να εφαρμοστεί στη λειτουργία των συστημάτων του μηχανοστασίου και στη συμπεριφορά του πλοίου σε σχέση με το επιχειρησιακό του πλάνο. Σε κάθε θαλάσσια αποστολή, υπάρχει προκαθορισμένο σχέδιο ταξιδιού, που περιλαμβάνει στοιχεία όπως:

- η απόσταση,
- ο χρόνος ολοκλήρωσης,
- η ταχύτητα
- οι αναμενόμενες καιρικές συνθήκες.

Όταν εμφανίζονται σημαντικές αποκλίσεις, τότε η έγκαιρη αναγνώριση της ασυνήθιστης συμπεριφοράς, αποτελεί κρίσιμο παράγοντα της ασφάλειας και της αποδοτικότητας, καθώς επιτρέπει την γρηγορότερη διάγνωση των αιτιών και την αποτελεσματικότερη αντιμετώπιση τους.



Εικόνα 23: Εντοπισμός πλοίου με χρήση νευρωνικού δικτύου

Η ανταλλαγή δεδομένων και η επίγνωση της κατάστασης, ενισχύονται μέσω συστημάτων όπως το AIS (Automatic identification system), που υποστηρίζει την αναγνώριση του περιβάλλοντος στο οποίο κινείται το πλοίο, καθιστώντας δυνατή την καλύτερη εκτίμηση των προθέσεων και των κινήσεων των άλλων σκαφών.

Συνδυάζοντας δεδομένα από τους αισθητήρες του πλοίου, από τα στοιχεία της διαδρομής και τις πληροφορίες από το AIS, τα NN μπορούν να εντοπίζουν τις αποκλίσεις από το αναμενόμενο πρότυπο πλοήγησης ή λειτουργίας, ενισχύοντας προληπτικά την ασφάλεια, ιδιαίτερα σε περιοχές αυξημένης κυκλοφορίας ή περιορισμένου χώρου (λιμάνια, διώρυγες, ποτάμια).

3.5 Αυτόνομα και ημιαυτόνομα πλοία

Τα NN αποτελούν βασικό τεχνολογικό πυλώνα για την ανάπτυξη των αυτόνομων και των ημιαυτόνομων πλοίων. Σε τέτοια συστήματα, τα NN χρησιμοποιούνται για:

- την ανάλυση των δεδομένων της πλοήγησης,
- την αποφυγή των συγκρούσεων,
- τη βελτιστοποίηση της πορείας.

Μέσω της επεξεργασίας των δεδομένων από το ραντάρ, από τους αισθητήρες και από τα συστήματα πλοήγησης, τα πλοία μπορούν να αντιλαμβάνονται το περιβάλλον τους και να αντιδρούν άμεσα και αποτελεσματικά σε μεταβαλλόμενες συνθήκες. Παρότι η πλήρης αυτονομία παραμένει αντικείμενο της έρευνας, τα ημιαυτόνομα συστήματα ήδη βρίσκουν εφαρμογή στη σύγχρονη ναυτιλία. Σε αυτά, ο ανθρώπινος παράγοντας εξακολουθεί να έχει τον καθοριστικό ρόλο, ενώ τα NN λειτουργούν υποστηρικτικά, αυξάνοντας την ακρίβεια και την ασφάλεια των διαδικασιών. Η εφαρμογή των NN στην αυτόνομη και στην ημιαυτόνομη πλοήγηση, συνδέεται άμεσα με την ανάγκη μείωσης των ατυχημάτων, που σε μεγάλο ποσοστό αποδίδονται στον ανθρώπινο παράγοντα. Η ασφαλής πλοήγηση δε μπορεί να νοηθεί χωρίς την πλήρη συμμόρφωση με τον Διεθνή κανονισμό αποφυγής συγκρούσεων (ΔΚΑΣ), που λειτουργεί ως κώδικας κυκλοφορίας στη θάλασσα και περιγράφει επακριβώς τις απαιτούμενες ενέργειες των πλοίων σε καταστάσεις πιθανής σύγκρουσης.

Χαρακτηριστικά, οι κανόνες που αφορούν τις διασταυρούμενες πορείες, τις υποχρεώσεις του καταφθάνοντος πλοίου να κάνει έγκαιρα και εμφανώς τις αλλαγές πορείας/ ταχύτητας και την υποχρέωση του καταφαινόμενου να διατηρεί σταθερή πορεία, δημιουργούν ένα ρυθμιστικό πλαίσιο που κάθε αυτόνομο σύστημα οφείλει να ενσωματώνει στη λήψη των αποφάσεων. Αυτοί οι κανόνες, δε συνεπάγονται μία μοναδική σωστή ενέργεια για κάθε κατάσταση, καθώς συχνά υπάρχουν πολλαπλές επιτρεπτές επιλογές αποφυγής των συγκρούσεων, όπως αλλαγή της πορείας, η μείωση της ταχύτητας, ακόμη και η ακινητοποίηση ή η οπισθοπορεία, ανάλογα με τις συνθήκες. Αυτό καθιστά το πρόβλημα ιδιαίτερα απαιτητικό, διότι ένα αυτόνομο σύστημα πρέπει να μπορεί να επιλέγει τη δράση με βάση δυναμικές παραμέτρους, όπως:

- ο διαθέσιμος χώρος,
- οι εκάστοτε επικρατούσες καιρικές συνθήκες
- οι δυνατότητες ελιγμών των εμπλεκόμενων πλοίων.

Σε αυτό ακριβώς το σημείο, τα NN προσφέρουν πλεονεκτήματα, καθώς μπορούν να επεξεργάζονται σύνθετα δεδομένα των αισθητήρων και να υποστηρίζουν τις αποφάσεις, σε περιβάλλοντα όπου οι κλασικές, αυστηρά βασισμένες σε κανόνες προσεγγίσεις, συχνά δυσκολεύονται να καλύψουν όλες τις περιπτώσεις. Σημαντικό μέρος ενός αυτόνομου συστήματος πλοήγησης είναι ο καθορισμός και η

παρακολούθηση της κατάστασης του πλοίου, όπου λαμβάνονται αποφάσεις που επηρεάζουν το επίπεδο της αυτονομίας, τις προδιαγραφές του ταξιδιού και ενδεχομένως την ανάγκη της παρουσίας του πληρώματος. Παράλληλα, ο αυτοματοποιημένος σχεδιασμός της πορείας, απαιτεί τη σωστή χαρτογράφηση του περιβάλλοντος, τη συλλογή των δεδομένων μέσω των αισθητήρων και την εύρεση της βέλτιστης διαδρομής με κριτήρια ασφάλειας. Ειδικά σε καταστάσεις συγκρούσεων, το σύστημα πρέπει να αξιολογεί τις εναλλακτικές ενέργειες υπό την απαίτηση της αυστηρής τήρησης του ΔΚΑΣ, γεγονός που καθιστά την ενσωμάτωση των μεθόδων της μηχανικής και της βαθιάς μάθησης, ιδιαίτερα κρίσιμη. Επιπλέον, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η χρήση συνελκτικών NN (CNN) για τον εντοπισμό του είδους ενός πλοίου μέσω των εικόνων. Σε τέτοιες εφαρμογές, οι φωτογραφίες εισάγονται στο δίκτυο και κατηγοριοποιούνται σε κλάσεις, που αντιστοιχούν σε διαφορετικούς τύπους πλοίων. Αυτή η πληροφορία είναι ουσιαστική, διότι οι κανόνες αποφυγής των συγκρούσεων επηρεάζονται από χαρακτηριστικά όπως το μέγεθος των πλοίων και η ικανότητα προς ελιγμούς, συνεπώς η αναγνώριση του τύπου του πλοίου μπορεί να ενισχύσει την ακρίβεια λήψης των αποφάσεων. Παράλληλα, αναγνωρίζονται οι πρακτικές δυσκολίες, όπως:

- η περιορισμένη πρόσβαση για λήψη των κατάλληλων φωτογραφιών,
- η ποικιλομορφία των σκαφών,
- οι αλλαγές του φωτισμού και της σωστής γωνίας λήψης,
- η ανάγκη μεγάλων datasets για την αποτελεσματική εκπαίδευση.

Μια αποτελεσματική προσέγγιση για τη μείωση των απαιτήσεων σε εξειδικευμένα δεδομένα, είναι η μεταφορά μάθησης (Transfer learning), όπου το δίκτυο αρχικοποιείται ή υποστηρίζεται με προεκπαιδευμένα δεδομένα γενικού χαρακτήρα, επιτρέποντας την ταχύτερη εκμάθηση των γενικών χαρακτηριστικών της εικόνας. Στη συνέχεια, η εκπαίδευση εξειδικεύεται με μικρότερα, στοχευμένα σύνολα δεδομένων πλοίων, ώστε να εντοπιστούν εκείνα τα χαρακτηριστικά που καθορίζουν την τελική κατηγοριοποίηση. Η κατηγοριοποίηση μπορεί να πραγματοποιηθεί ιεραρχικά, με:

- ένα 1^ο επίπεδο γενικής ταξινόμησης (π.χ. πολεμικά/ πολιτικά πλοία) και
- ένα 2^ο επίπεδο λεπτομερούς διάκρισης σε υποκατηγορίες, ενισχύοντας τη λειτουργικότητα του συστήματος, σε πραγματικές συνθήκες.

3.6 Ο ρόλος του μηχανικού στη μελλοντική ναυτιλία

Η εισαγωγή των NN στη ναυτιλία, μεταβάλλει σταδιακά τον ρόλο του μηχανικού. Ο σύγχρονος μηχανικός, καλείται να χειρίζεται μηχανολογικά συστήματα και να κατανοεί τη λειτουργία των ψηφιακών εργαλείων και των ευφυών συστημάτων. Η σωστή ερμηνεία των αποτελεσμάτων που παρέχουν τα NN, αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για τη λήψη των ασφαλών και αποτελεσματικών αποφάσεων. Η εκπαίδευση και η συνεχής κατάρτιση του προσωπικού, αποτελούν βασική προϋπόθεση για την επιτυχή ενσωμάτωση των NN στη ναυτιλιακή πρακτική. Έτσι, τα πλοία μπορούν να αξιοποιήσουν πλήρως τα πλεονεκτήματα της τεχνολογίας, διατηρώντας παράλληλα τον ανθρώπινο έλεγχο και την ευθύνη. Η αξιοποίηση των NN στη ναυτιλία, επεκτείνεται πλέον πέρα από την κλασική μηχανολογική τεχνογνωσία και απαιτεί από τον μηχανικό να αναπτύξει τις δεξιότητες κατανόησης των δεδομένων, των μοντέλων και των αποτελεσμάτων. Είτε πρόκειται για την προγνωστική συντήρηση και την ανίχνευση των αποκλίσεων εν πλω, είτε για τα οικονομικά μοντέλα της εκτίμησης των έμμεσων εξόδων σε επίπεδο ναυπηγείου, το κοινό σημείο είναι ότι τα NN παράγουν την πληροφορία που πρέπει να ερμηνεύεται σωστά και να μετατρέπεται σε ασφαλείς και τεκμηριωμένες αποφάσεις. Η εφαρμογή των NN στην αυτόνομη πλοήγηση, καθιστά απαραίτητη τη γνώση του ρυθμιστικού

πλαίσιου (όπως ο ΔΚΑΣ) και την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο τα τεχνολογικά συστήματα μεταφράζουν τους κανόνες σε αποφάσεις. Ο μηχανικός του μέλλοντος καλείται να λειτουργεί ως κρίκος σύνδεσης μεταξύ των τεχνικών συστημάτων, των επιχειρησιακών απαιτήσεων και των κανονισμών ασφάλειας, διασφαλίζοντας ότι η τεχνολογία αξιοποιείται με τρόπο ελεγχόμενο, αξιόπιστο και συμβατό με την πραγματική ναυτική πρακτική.

Συνοψίζοντας, οι εφαρμογές των NN στη ναυτιλία, εκτείνονται πλέον σε όλο τον κύκλο ζωής ενός πλοίου, από τη φάση της ναυπήγησης ως τη λειτουργία του εν πλω. Η αξιοποίησή τους, δεν περιορίζεται σε τεχνικά ζητήματα του μηχανοστασίου, αλλά επεκτείνεται και σε επιχειρησιακές και οικονομικές λειτουργίες υψηλής πολυπλοκότητας. Ενδεικτικά, η εκτίμηση και η κατανομή των έμμεσων εξόδων στη ναυπηγική παραγωγή, αναδεικνύει πως τα NN μπορούν να λειτουργήσουν ως εργαλεία ανάλυσης του κόστους, υποστηρίζοντας τα συστήματα της κοστολόγησης, βάσει της δραστηριότητας και μετατρέποντας τα γεωμετρικά, τα κατασκευαστικά και τα λειτουργικά χαρακτηριστικά, σε μετρήσιμες οικονομικές εκτιμήσεις. Παράλληλα, στη λειτουργία του πλοίου, τα NN ενισχύουν την προληπτική φιλοσοφία της ναυτιλιακής ασφάλειας μέσω της έγκαιρης ανίχνευσης των ανωμαλιών και της υποστήριξης της λήψης των αποφάσεων. Η έννοια της απόκλισης, μπορεί να αποτυπώνεται σε τεχνικές παραμέτρους και στη συμπεριφορά του πλοίου σε σχέση με το επιχειρησιακό πλάνο του ταξιδιού, ενώ η ενσωμάτωση των δεδομένων από τα συστήματα αναγνώρισης και ανταλλαγής πληροφοριών (όπως το AIS), ενισχύει την επίγνωση της κατάστασης και τη δυνατότητα των προληπτικών ενεργειών.

Στο ίδιο πλαίσιο, η τεχνολογική κατεύθυνση προς την ημιαυτόνομη και την αυτόνομη πλοήγηση, αναδεικνύει ότι η συμμόρφωση με τους κανόνες αποφυγής των συγκρούσεων και η ορθή ερμηνεία των δυναμικών συνθηκών δεν είναι ζήτημα μιας μοναδικής λύσης, αλλά απαιτεί τη σύνθετη αξιολόγηση των πολλαπλών εναλλακτικών ενεργειών. Τέλος, οι σύγχρονες εφαρμογές της υπολογιστικής όρασης, όπως η αναγνώριση του είδους ενός πλοίου μέσω των συνελκτικών NN, δείχνουν ότι η βαθιά μάθηση μπορεί να λειτουργήσει συμπληρωματικά προς τα παραδοσιακά ναυτιλιακά συστήματα, παρέχοντας επιπλέον επίπεδα πληροφορίας για την αξιολόγηση του κινδύνου και τη λήψη των αποφάσεων. Η χρήση τεχνικών όπως η μεταφορά μάθησης, υπογραμμίζει ότι η πρακτική υλοποίηση τέτοιων συστημάτων εξαρτάται από τη διαθεσιμότητα, την ποιότητα και την κατάλληλη αξιοποίηση των δεδομένων. Άρα, γίνεται σαφές ότι τα NN δεν αποτελούν απλώς μια μελλοντική τεχνολογία, αλλά ένα πολυδιάστατο εργαλείο που ήδη διαμορφώνει τη ναυτιλία, απαιτώντας ταυτόχρονα τεχνική επάρκεια, επιχειρησιακή κατανόηση και σωστή ενσωμάτωση στο κανονιστικό και στο πρακτικό πλαίσιο της λειτουργίας των πλοίων.

4. Οφέλη, προκλήσεις και μελλοντικές τάσεις της χρήσης των NN στη ναυτιλία

4.1 Οφέλη από την εφαρμογή των NN στη ναυτιλία

Η ενσωμάτωση των NN στη ναυτιλιακή βιομηχανία, προσφέρει σημαντικά οφέλη σε τεχνικό, επιχειρησιακό και οικονομικό επίπεδο. Ένα από τα βασικότερα πλεονεκτήματα, είναι η δυνατότητα της ανάλυσης μεγάλου όγκου δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, κάτι που είναι ιδιαίτερα κρίσιμο σε ένα δυναμικό περιβάλλον όπως το πλοίο, όπου λειτουργούν ταυτόχρονα πολυάριθμα και αλληλεξαρτώμενα συστήματα. Μέσω της επεξεργασίας των δεδομένων από:

- τους αισθητήρες,
- τα συστήματα πλοήγησης,
- τα μηχανοστάσια,

τα NN μπορούν να μετατρέψουν την ακατέργαστη πληροφορία σε χρήσιμη γνώση. Ένα ακόμη σημαντικό όφελος αφορά τη βελτίωση της ασφάλειας. Η έγκαιρη ανίχνευση των ανωμαλιών, η πρόβλεψη των βλαβών και η υποστήριξη της λήψης των αποφάσεων, μειώνουν την πιθανότητα των ατυχημάτων που οφείλονται σε ανθρώπινα σφάλματα ή σε απρόβλεπτες τεχνικές αστοχίες. Ιδιαίτερα στον τομέα της πλοήγησης, η χρήση των NN σε συνδυασμό με τα κανονιστικά πλαίσια (όπως ο ΔΚΑΣ), μπορεί να ενισχύσει την τυπική και συνεπή εφαρμογή των κανόνων της ασφαλούς ναυσιπλοΐας. Σε οικονομικό επίπεδο, τα NN συμβάλλουν στη μείωση του λειτουργικού κόστους μέσω της:

- βελτιστοποίησης της κατανάλωσης του καυσίμου,
- καλύτερης διαχείρισης της συντήρησης,
- ακριβέστερης εκτίμησης του κόστους σε διαδικασίες υψηλής πολυπλοκότητας, όπως η ναυπήγηση των πλοίων.

Η δυνατότητα της πρόβλεψης και της κατανομής των έμμεσων εξόδων, επιτρέπει τη λήψη πιο τεκμηριωμένων επιχειρησιακών αποφάσεων και ενισχύει τη βιωσιμότητα των ναυτιλιακών και των ναυπηγικών επιχειρήσεων.

4.2 Τεχνικές και επιχειρησιακές προκλήσεις

Παρά τα σημαντικά οφέλη, η εφαρμογή των NN στη ναυτιλία συνοδεύεται από μια σειρά τεχνικών και επιχειρησιακών προκλήσεων. Μία από τις βασικότερες, αφορά στην ποιότητα και στη διαθεσιμότητα των δεδομένων. Τα NN, απαιτούν μεγάλα και αξιόπιστα σύνολα δεδομένων για την αποτελεσματική εκπαίδευσή τους. Ελλιπή, θορυβώδη ή μη αντιπροσωπευτικά δεδομένα, μπορούν να οδηγήσουν σε λανθασμένες προβλέψεις και μειωμένη αξιοπιστία των συστημάτων. Επιπλέον, η αυξημένη υπολογιστική πολυπλοκότητα αποτελεί σημαντικό περιορισμό, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα όπου οι υπολογιστικοί πόροι είναι περιορισμένοι, όπως σε πλοία παλαιότερης τεχνολογίας. Η ενσωμάτωση των προηγμένων μοντέλων, απαιτεί επενδύσεις σε:

- εξοπλισμό,
- λογισμικό,
- υποδομές επικοινωνίας,

γεγονός που ενδέχεται να αποθαρρύνει την άμεση υιοθέτησή τους από μικρότερες ναυτιλιακές επιχειρήσεις. Μία ακόμη πρόκληση αφορά στην ερμηνευσιμότητα των αποτελεσμάτων. Τα NN, συχνά λειτουργούν ως «μαύρα κουτιά», καθιστώντας δύσκολη την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο καταλήγουν σε συγκεκριμένες προβλέψεις. Σε ένα περιβάλλον όπου η ασφάλεια είναι κρίσιμη, η αδυναμία της πλήρους ερμηνείας μπορεί να περιορίσει την εμπιστοσύνη των χρηστών και να απαιτήσει συμπληρωματικούς μηχανισμούς ελέγχου.

4.3 Κυβερνοασφάλεια και αξιοπιστία των συστημάτων

Η αυξανόμενη ψηφιοποίηση της ναυτιλίας και η χρήση των ευφών συστημάτων, καθιστούν την κυβερνοασφάλεια έναν από τους πιο κρίσιμους παράγοντες λειτουργίας. Τα NN, βασίζονται στη συνεχή ροή των δεδομένων και στη διασύνδεση των πλοίων με τα συστήματα της ξηράς, γεγονός που αυξάνει την έκθεση σε κυβερνοεπιθέσεις. Η αλλοίωση των δεδομένων ή η παρεμβολή στη λειτουργία ενός συστήματος βασισμένου σε NN, δύναται να οδηγήσει σε σοβαρές επιχειρησιακές και ασφαλιστικές συνέπειες. Η διασφάλιση της αξιοπιστίας των συστημάτων, απαιτεί:

- την εφαρμογή των κατάλληλων πρωτοκόλλων ασφάλειας,
- την κρυπτογράφηση των δεδομένων,

- τη συνεχή παρακολούθηση για ανίχνευση των κακόβουλων ενεργειών.

Παράλληλα, είναι απαραίτητη η ανάπτυξη των διαδικασιών που εξασφαλίζουν ότι τα συστήματα της ΑΙ λειτουργούν με προβλέψιμο και ελεγχόμενο τρόπο, ακόμη και σε περιπτώσεις αστοχίας ή απώλειας της επικοινωνίας.

4.4 Νομικό και κανονιστικό πλαίσιο

Η χρήση των NN και των συστημάτων της ΑΙ στη ναυτιλία, εγείρει σημαντικά ζητήματα που σχετίζονται με το νομικό και το κανονιστικό πλαίσιο. Παρότι οι διεθνείς οργανισμοί, όπως ο Διεθνής ναυτιλιακός οργανισμός (IMO), αναγνωρίζουν τη σημασία της ψηφιακής μετάβασης, το ρυθμιστικό πλαίσιο για την πλήρη ενσωμάτωση των ευφών συστημάτων βρίσκεται ακόμη σε εξέλιξη. Ένα από τα βασικά ερωτήματα αφορά στην ευθύνη σε περίπτωση ατυχήματος, όταν η λήψη των αποφάσεων υποστηρίζεται ή επηρεάζεται από τα συστήματα ΑΙ. Η σαφής κατανομή των ευθυνών μεταξύ του πληρώματος, της εταιρείας και των παρόχων της τεχνολογίας, αποτελεί ένα κρίσιμο ζήτημα που απαιτεί περαιτέρω θεσμική ρύθμιση.

Παράλληλα, η πλήρης συμμόρφωση με τους υφιστάμενους κανονισμούς όπως (ISM code, κανόνες της ασφαλούς ναυσιπλοΐας), πρέπει να διασφαλίζεται ανεξαρτήτως του βαθμού της αυτοματοποίησης.

4.5 Μελλοντικές τάσεις και ο ρόλος του μηχανικού

Οι μελλοντικές εξελίξεις στη ναυτιλία, δείχνουν τη σαφή κατεύθυνση προς τα έξυπνα πλοία και τη σταδιακή αύξηση του βαθμού της αυτοματοποίησης. Τα NN, αναμένεται να διαδραματίσουν κεντρικό ρόλο:

- στη διαχείριση των στόλων,
- στην πρόβλεψη της απόδοσης
- στη βελτιστοποίηση της λειτουργίας, σε πραγματικό χρόνο.

Η συνεχής εξέλιξη των αλγορίθμων και η αύξηση της διαθεσιμότητας των δεδομένων, θα ενισχύσουν περαιτέρω τις δυνατότητες αυτών των συστημάτων. Σε αυτό το περιβάλλον, ο ρόλος του μηχανικού μετασχηματίζεται καθώς καλείται να συνδυάζει την παραδοσιακή ναυτομηχανολογική γνώση με τις δεξιότητες της κατανόησης των ψηφιακών συστημάτων και της ανάλυσης των δεδομένων. Η ικανότητα της αξιολόγησης των αποτελεσμάτων που παράγουν τα NN και η λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων, παραμένουν καθοριστικές, διασφαλίζοντας ότι η τεχνολογία λειτουργεί ως εργαλείο υποστήριξης και όχι ως ανεξέλεγκτος μηχανισμός.

5. Συμπεράσματα

Η εργασία επικεντρώθηκε στη μελέτη των NN και στη διερεύνηση των εφαρμογών τους στη σύγχρονη ναυτιλία, με έμφαση στη λειτουργία των πλοίων και σε ευρύτερες ναυτιλιακές και ναυπηγικές διαδικασίες. Μέσα από την ανάλυση του θεωρητικού υπόβαθρου και την παρουσίαση των πρακτικών εφαρμογών, αναδείχθηκε ο ρόλος των NN ως βασικού εργαλείου της ψηφιακής μετάβασης της ναυτιλιακής βιομηχανίας. Αρχικά, παρουσιάστηκαν οι βασικές έννοιες της ΑΙ και της μηχανικής μάθησης και η δομή και λειτουργία των NN. Η ανάλυση έδειξε ότι τα NN, επηρεασμένα από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, προσφέρουν τη δυνατότητα της:

- επεξεργασίας μεγάλου όγκου δεδομένων,
- αναγνώρισης των πολύπλοκων προτύπων.

Η ικανότητά τους να μαθαίνουν από τα δεδομένα και να προσαρμόζονται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες, τα καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλα για το απαιτητικό και

δυναμικό περιβάλλον της ναυτιλίας. Στη συνέχεια, εξετάστηκαν οι εφαρμογές των NN στα πλοία και στη ναυτιλιακή δραστηριότητα. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε:

- στην προγνωστική συντήρηση,
- στη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης του καυσίμου,
- στην ανίχνευση των ανωμαλιών,
- στη δημιουργία συστημάτων υποστήριξης των αποφάσεως για τους μηχανικούς.

Μέσα από τα παραδείγματα που παρουσιάστηκαν, κατέστη σαφές ότι τα NN μπορούν να συμβάλουν ουσιαστικά:

- στη βελτίωση της ασφάλειας,
- στη μείωση του λειτουργικού κόστους,
- στην αύξηση της αξιοπιστίας των πλοίων, χωρίς να υποκαθιστούν τον ανθρώπινο παράγοντα.

Παράλληλα, η εργασία έδειξε ότι η χρήση των NN δεν περιορίζεται μόνο στη λειτουργία του πλοίου εν πλω, αλλά επεκτείνεται και σε στάδια όπως η ναυπήγηση και η οικονομική διαχείριση. Η αξιοποίηση NN για την εκτίμηση και την κατανομή των έμμεσων εξόδων σε ναυπηγεία, αποδεικνύει ότι οι τεχνολογίες AI μπορούν να υποστηρίξουν σύνθετες επιχειρησιακές αποφάσεις, συνδέοντας τα τεχνικά, τα γεωμετρικά και τα λειτουργικά χαρακτηριστικά, με οικονομικές παραμέτρους. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσίασε η ανάλυση των εφαρμογών των NN στην αυτόνομη και στην ημιαυτόνομη πλοήγηση. Η δυνατότητα της επεξεργασίας των δεδομένων από τους αισθητήρες, από τα συστήματα αναγνώρισης και από τα οπτικά μέσα, επιτρέπει την ενίσχυση της επίγνωσης της κατάστασης και τη βελτίωση της λήψης των αποφάσεων, σε δυναμικά περιβάλλοντα. Ωστόσο, αναδείχθηκε και η ανάγκη της πλήρους συμμόρφωσης με το ισχύον κανονιστικό πλαίσιο, όπως ο ΔΚΑΣ και η σημασία της ανθρώπινης επίβλεψης, ιδιαίτερα σε κρίσιμες καταστάσεις. Η εργασία έδειξε ότι, παρά τα σημαντικά οφέλη, η εφαρμογή των NN στη ναυτιλία συνοδεύεται από προκλήσεις. Ζητήματα όπως:

- η ποιότητα των δεδομένων,
- η υπολογιστική πολυπλοκότητα,
- η ορθή ερμηνεία των αποτελεσμάτων,
- η κυβερνοασφάλεια,
- το νομικό πλαίσιο,

αποτελούν κρίσιμους παράγοντες που πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την ενσωμάτωση τέτοιων συστημάτων.

Η αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων είναι απαραίτητη, ώστε η χρήση της AI να γίνεται με ασφαλή, αξιόπιστο και ελεγχόμενο τρόπο. Συνοψίζοντας, τα NN αποτελούν ένα ισχυρό και πολυδιάστατο εργαλείο για τη σύγχρονη ναυτιλία, που μπορεί να συμβάλει ουσιαστικά στη βελτίωση της:

- ασφάλειας,
- αποδοτικότητας,
- βιωσιμότητας

των πλοίων και των ναυτιλιακών επιχειρήσεων. Ο ρόλος του μηχανικού παραμένει κεντρικός, καθώς καλείται να αξιοποιήσει την τεχνολογία με υπευθυνότητα, συνδυάζοντας την τεχνική γνώση με την κατανόηση των ψηφιακών συστημάτων. Η ισορροπία μεταξύ της τεχνολογικής καινοτομίας και της ανθρώπινης κρίσης, αναμένεται να αποτελέσει τον καθοριστικό παράγοντα για την επιτυχή ενσωμάτωση των NN στη ναυτιλία του μέλλοντος.

Ελληνόγλωσση βιβλιογραφία

- Γεωργούλη Α. (2015). *Τεχνητή νοημοσύνη: μια εισαγωγική προσέγγιση*, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών.
- Διαμαντάρας Κ. (2007). *Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα*, Κλειδάριθμος.
- Κερανού Ε. (2000). *Τεχνητή νοημοσύνη και έμπειρα συστήματα*, τόμος Α», ΕΑΠ.
- Λυκοθανάσης Σ. (2001). *Γενετικοί αλγόριθμοι και εφαρμογές*, ΕΑΠ, Σχολή θετικών επιστημών και τεχνολογίας, Πάτρα.
- Πεπινίδης Σ., Λαζάρου Α.–Μ., Χατζηδάκης Ι.–Π. (2015). *Λογισμικό εξόρυξης δεδομένων WEKA: Αναλυτικό εγχειρίδιο χρήσης και εφαρμογές*, Τμήμα διοίκησης επιχειρήσεων, ΤΕΙ δυτικής Ελλάδας, Πάτρα.

Ξενόγλωσση βιβλιογραφία

- Adhikari, A. and Adhikari, J. (2015). *Advances in knowledge discovery in databases*, Springer international publishing AG.
- Ahlemeyer–Stubbe A. and Coleman S. *A practical guide to data mining for business and industry*, John Wiley & sons, Ltd.
- Alpaydin, E. (2010). *Introduction to machine learning*, 2nd edition, The MIT press, Cambridge.
- Bench–Capon, T.J.K. (1990). *Knowledge representation: An approach to artificial intelligence*, Academic press.
- Bm, S., Akshar, B., Noel, A., Shreyanka, K. & Kumar, K.G.S. (2019). *Autonomous Ship Navigation Methods: A Review*. Proceedings of the International Conference on Marine Engineering and Technology, Oman.
- Bramer, M. (2013). *Principles of data mining*, Springer–Verlang, London.
- Canderolo, M., Lekkas, A.M. & Sørensen, A.J. (2017). A Voronoi–diagram–based dynamic path–planning system for underactuated marine vessels. *Control Engineering Practice*, 61, pp. 41–54.
- Cha, S. and T.C. (2009). A genetic algorithm for constructing compact binary decision trees, *Journal of pattern recognition research*, volume 1, pp. 1–13.
- Chul Kwak, Oh–Wook Kwon (2008). Cardiac disorder classification based on extreme learning machine, *World academy of science, engineering and technology*, volume 48.
- Coremen, T., Leiserson C., et al. (2009). *Algorithms*, 3rd edition, MIT press.
- Dean, J. (2014). *Big data, data mining and machine learning*, SAS Institute Inc.
- Findler, N.V. (1979). *Associative networks–representation and use of knowledge by computers*, Academic press
- Gan, G. and Wu, J. (2007). *Data clustering: theory, algorithms and applications*, Society for industrial and applied mathematics, Philadelphia.
- Garcia, S., Herrera, F., Luengo, J. (2015). *Data preprocessing in data mining*, Springer international publishing AG.
- Ghosh, J. et. al (2007). Top 10 algorithms in data mining, pp. 14–37, *Knowledge information system*.
- Giarratano, J. and Riley, G. (1994). *Expert systems: Principles and programming*, 2nd edition, International Thomson publishing.
- Grossi, E. & Buscema, M. (2007). Introduction to artificial neural networks. *European Journal of Gastroenterology & Hepatology*, 19(12), pp. 1046–1054.
- Gurney, K. (2018). *An Introduction to Neural Networks*. CRC Press.
- Haijian, Shi (2007). *Best–first decision tree learning*, Hamilton, New Zeland.
- Han, J. and Kamber, M. (2006). *Data mining concepts and techniques*, 2nd edition, Amsterdam, Kaufmann publishers.

- Hanson, R. et al. (1991). Artificial intelligence research branch. Bayesian classification theory, Citeseer.
- Hayden Wimmer, Loreen M. Powell (2015). A comparison of open source tools for data science, Proceedings of the conference on information systems applied research Wilmington, North Carolina, USA, ISSN: 2167–1508, volume 8, N° 3651.
- Haykin, S. (2009). Neural networks and machine learning, 3rd edition, Pearson.
- Jackson, P. (1999). *Introduction to expert systems*, 3rd edition, Addison–Wesley.
- Johnson, L. and Karavnou, E. (1988). *Expert systems architectures*, International Thomson publishing.
- Kaplana Rangra, Dr. K.L. Bansal (2014). Comparative study of data mining tools, *International journal of advanced research in computer science and software engineering*, volume 4, issue 6, ISSN: 2277 128X, www.ijarcsse.com
- Khan, S., Rahmani, H., Shah, S.A.A., Bennamoun, M., Medioni, G. & Dickinson, S. (2018). *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*. Morgan & Claypool.
- Kimura, R. et al. (2013). Guidance and control of an autonomous underwater robot for tracking and monitoring spilled plumes of oil and gas from seabed. *Proceedings of ISOPE Conference*.
- Konar, A. (2000). Artificial intelligence and soft computing: Behavioral cognitive modeling of the human brain, CRC Press LLC.
- Kulbiej, E. & Wolejsza, P. (2017). Naval Artificial Intelligence. *Proceedings of TRANSNV 2017*.
- Kuncheva, L.I. (2004). *Combining pattern classifiers: methods and algorithms*, John Willey and Sons.
- Luger, G.F. and Stubblefield, W.A. (1998). *Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving*, Addison–Wesley.
- MacKinnon, S., Weber, R., Olinderson, F. & Lundh, M. (2020). Artificial Intelligence in Maritime Navigation: A Human Factors Perspective. In *Advances in Human Aspects of Transportation*. Springer.
- Mahal, I. & Hossain, A. (2015). Activity-Based Costing (ABC): An Effective Tool for Better Management. *Research Journal of Finance and Accounting*, 6(4).
- Maimon, O. and Rokach, L. (2008). *Soft computing for knowledge discovery and data mining*, Springer science & business media Ltd.
- Maimon, O. and Rokach, L. (2010). *Data mining and Knowledge discovery handbook*, Springer.
- Mitchell, T.M. (2010). *Generative and discriminative classifiers: Naive bayes, logistic regression*.
- Mitchell, T.M. (1997). *Machine learning*, McGraw Hill.
- Musen et al. (2014). Clinical decision support systems in biomedical informatics, pp. 643–674, Springer London.
- Naeem, W., Henrique, S. & Liang, H. (2016). A Reactive COLREGs-Compliant Navigation Strategy for Autonomous Maritime Navigation. *IFAC PapersOnLine*, 49(23), pp. 207–213.
- Nalentina, D. & Perkov, E. (2019). The economic importance of maritime shipping with special reference on Croatia. *Proceedings of the International Scientific Conference on Economic and Social Development*.
- Neha Chauhan, Nisha Gautam (2015). Parametric comparison of data mining tools, *International journal of advanced technology in engineering & science*, volume N° 3, issue 11, ISSN: 2348-7550. www.ijates.com
- Nilsson, N.J. (1980). *Principles of artificial intelligence*, Tioga publishing Co.

- Ogiela, M., Jain, L., (2012). Computational intelligence paradigms in advanced pattern classification, Springer–Verlag.
- O’Shea, K. & Nash, R. (2015). An Introduction to Convolutional Neural Networks. *arXiv preprint*.
- Prasad et al. (2011). A comparative study of machine learning algorithms as expert systems in medical diagnosis (Asthma) in advances in computer science and information technology, pp. 570–576, Springer Berlin Heidelberg.
- Raheem, F.A. & Badr, M.M. (2017). Development of Modified Path Planning Algorithm Using Artificial Potential Field Based on PSO. *American Scientific Research Journal for Engineering, Technology and Sciences*, 37(1), pp. 316–328.
- Rich, E. and Knight, K. (1991). *Artificial intelligence*, 2nd edition, McGraw–Hill.
- Roiger, J.R. and Geatz, W.M. (2003). *Data mining: A tutorial–based primer*, Addison–Wesley.
- Rojas, R. (2013). *Neural Networks: A Systematic Introduction*. Springer.
- Sarvepalli, S.K. (2015). *Deep Learning in Neural Networks: The Science Behind an Artificial Brain*. Liverpool Hope University.
- Sharma, S., Sharma, S. & Athaiya, A. (2017). Activation functions in neural networks. *Towards Data Science*.
- Simovici, D.A. (2011). Data mining of medical data: Opportunities and challenges in mining association rules, University of Massachusetts Boston.
- Suh, S.C. (2012). *Practical applications of data mining*, Jones & Bertlett learning.
- Tan, Pang–Ning, et al, (2005). Introduction to data mining, Addison–Wesley & Longman publishing Co, Inc., Boston, MA, USA.
- Urkmez, S.O., Bilgili, E., Ziarati, R. & Stockton, D. (2008). Application of novel artificial intelligent techniques in ship building using activity-based costing and neural networks. *Proceedings of IMLA*, Izmir.
- Vaughan A. (2015). *Adaptive machine learning for modeling & control of non–stationary, near chaotic combustion in real time*, University of Michigan.
- Vercellis, C. (2009). Business intelligence: Data mining and optimization for decision making, John Wiley and sons.
- Winston, P.H. (1992). *Artificial intelligence*, 3rd edition, Addison–Wesley.
- Witten, I., Hall, M., Eibe, F. (2011). Data mining: practical machine learning tools and techniques, Morgan Kaufmann publishers.
- Wu, J. (2012). *Advances in K–means clustering: A data mining thinking*, Springer publishing company.
- Wu, J. (2017). Introduction to Convolution Neural Networks. *Computer Science*.
- Yong Joo Chung. A classification approach for the heart sound signals using hidden Markov models.
- Zhenzhen, L., Baojun, Z., Lindo, T. & Zhen, L. (2019). Ship classification based on convolutional neural networks. *The Journal of Engineering*, 2.