



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ – ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΤΑΛΛΕΥΤΙΚΗΣ

Η ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΗΝ ΕΡΕΥΝΑ ΚΑΙ ΕΚΜΕΤΑΛΛΕΥΣΗ ΥΔΡΟΓΟΝΑΝΘΡΑΚΩΝ

Καραλέγκου Αικατερίνη



Επιβλέπουσα: Σταματάκη Σοφία, Καθηγήτρια ΕΜΠ

ΑΘΗΝΑ, ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2021



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ – ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΤΑΛΛΕΥΤΙΚΗΣ

Η ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΗΝ ΕΡΕΥΝΑ ΚΑΙ ΕΚΜΕΤΑΛΛΕΥΣΗ ΥΔΡΟΓΟΝΑΝΘΡΑΚΩΝ

Καραλέγκου Αικατερίνη



Επιβλέπουσα: Σταματάκη Σοφία, Καθηγήτρια ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή επιτροπή στις **ΗΗ/ΜΜ/ΕΤΟΣ**

Σταματάκη Σοφία, Καθηγήτρια Ε.Μ.Π. (Υπογραφή)

Γαγάνης Βασίλειος, Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.(Υπογραφή)

Δαμίγος Δημήτριος, Καθηγητής Ε.Μ.Π.(Υπογραφή)

ΑΘΗΝΑ, ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2021

Copyright © Καραλέγκου Αικατερίνη, 2021

Με επιφύλαξη κάθε δικαιώματος. All rights reserved.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία είναι αποτέλεσμα συστηματικής, ενδεδειγμένης και ανελλιπούς μελέτης και προσπάθειας σε ένα άγνωστο πεδίο γνώσεων για εμένα. Κατά την συγγραφή της δεν έλειψαν οι ατυχίες και τα προβλήματα, αλλά με καλή θέληση και λίγο πείσμα παραπάνω, όλα τα κακώς κείμενα ξεπεράστηκαν.

Με την ευκαιρία της ολοκλήρωσης της διπλωματικής μου εργασίας, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στην επιβλέπουσα καθηγήτρια, κα. Σοφία Σταματάκη για την παρότρυνση, την καθοδήγηση και την υποστήριξη (εκπαιδευτική και ψυχολογική) που μου παρείχε, αλλά και για την επιρροή που άσκησε επάνω μου μέσα από τη διδασκαλία της στη Σχολή. Επίσης, θα οφείλω να αναγνωρίσω τη βοήθεια που είχα από την αγαπητή κα. Ευαγγελία Κόφφα, μέλους του Ειδικού Τεχνικού Εργαστηριακού Προσωπικού του Εργαστηρίου, για την σημαντική βοήθειά της στη συλλογή και επεξεργασία των δεδομένων, όπως επίσης και στον έλεγχο αυτών.

Σημαντικοί αρωγοί της προσπάθειας μου ήταν η οικογένεια, οι συγγενείς και οι φίλοι μου, οι οποίοι έδειξαν τη συμπαράσταση και υποστήριξή τους καθ' όλη τη διάρκεια των ακαδημαϊκών μου χρόνων, δίνοντας μου δύναμη και χαρίζοντάς μου όμορφες στιγμές.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συναδέλφους, συνεργάτες και εργοδότες οι οποίοι μου έδειξαν αμέριστη κατανόηση, προσφέροντάς μου κίνητρα για να ολοκληρώσω αυτόν τον πρώτο κύκλο σπουδών.

Κατερίνα Καραλέγκου

Φεβρουάριος 2021

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει ενταχθεί ήδη σε πολλές πτυχές της καθημερινότητάς μας, χωρίς ωστόσο να γίνεται απολύτως αντιληπτή από τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Με τη ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας, η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί ένα βασικό και καινοτόμο εργαλείο για τον βιομηχανικό κλάδο. Ήδη, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης έχει επιφέρει ριζικές αλλαγές στο ρου των τεχνολογικών εξελίξεων και επιτευγμάτων.

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι να αποτυπωθεί η συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης στη βιομηχανία πετρελαίου και πιο συγκεκριμένα, στην έρευνα και εκμετάλλευση των υδρογονανθράκων. Σκοπός της είναι η περιγραφή των υφιστάμενων βιβλιογραφικών αναφορών που συνδυάζουν τη μελέτη της τεχνητής νοημοσύνης στην έρευνα και εκμετάλλευση των υδρογονανθράκων, καθώς επίσης και η αναζήτηση μηχανισμών με τους οποίους η τεχνητή νοημοσύνη έχει εξελίξει την πετρελαϊκή βιομηχανία.

Σε κάθε κεφάλαιο αναλύεται η συμμετοχή της τεχνητής νοημοσύνης σε διαφορετική πτυχή της πετρελαϊκής βιομηχανίας. Στο **πρώτο** κεφάλαιο, γίνεται αναλυτική περιγραφή της προέλευσης, της ιστορικής αναδρομής, των τεχνικών και των εφαρμογών της τεχνητής νοημοσύνης, καθώς επίσης και του ηθικού χειρισμού της. Στο **δεύτερο** κεφάλαιο, περιγράφονται οι προκλήσεις που αντιμετώπιζε η πετρελαϊκή βιομηχανία και επιλύθηκαν μέσω της τεχνητής νοημοσύνης. Στο **τρίτο** κεφάλαιο, αναλύεται η συμμετοχή της στον χαρακτηρισμό ταμιευτήρων υδρογονανθράκων. Στο **τέταρτο** κεφάλαιο, αποτυπώνεται η συμβολή της στη γεωτρητική διαδικασία, ενώ στο **πέμπτο** παρουσιάζεται η συμμετοχή της στις διαδικασίες παραγωγής υδρογονανθράκων. Στο **έκτο** κεφάλαιο περιγράφεται η συνεργασία της με τον κλάδο της ρομποτικής στην πετρελαϊκή βιομηχανία και τέλος στο **έβδομο** κεφάλαιο ακολουθούν τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την παρούσα διπλωματική εργασία.

ABSTRACT

Artificial Intelligence has entered in many aspects of our lives, without being understood by human brain. The rapid technology evolution has converted AI into a robust and useful tool for the industrial sector. The AI's use in industrial sector has brought radical changes in technological innovations and evolution.

The objective of this diploma thesis is to imprint the AI's contribution in upstream sector of Oil & Gas Industry (OGI). Scope of this work is firstly, to describe mechanisms which use AI in OGI's operation, and secondly, to present ways with which AI has changed upstream sector as well. All information provided below, is drawn by the available bibliography.

In the **first** chapter, the main AI's characteristics (origin, techniques etc.) are introduced. In the **second** chapter, OGI's challenges are analyzed. The AI's contribution in OGI's operation has been analyzed in the following chapters. The **third** chapter describes the AI's contribution in seismic waves' analysis and in reservoir characterization. The **fourth** chapter describes the AI's assistance in drilling (well location, drill bit selection etc.), while the **fifth** presents AI's complicity in hydrocarbons' production (oil production forecast, breakthrough time etc.). The **sixth** chapter describes AI's combination with the robotics systems in order to provide and maintain a safe work environment. Finally, chapter **seven** gathers all the conclusions that were observed in the previous chapters.

Πίνακας Περιεχομένων

1	Κεφάλαιο: Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη.....	1
1.1	Εισαγωγικές Έννοιες	1
1.1.1	Ορισμοί Ανθρώπινης και Τεχνητής Νοημοσύνης.....	1
1.1.2	Σχολές Επιρροής της Τεχνητής Νοημοσύνης.....	3
1.1.1	Κατηγοριοποίηση της Τεχνητής Νοημοσύνης	7
1.2	Μέθοδοι Τεχνητής Νοημοσύνης.....	7
1.2.1	Μηχανική Μάθηση – Machine Learning (ML).....	8
1.2.1.1	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα - Artificial Neural Networks (ANN)	9
1.2.1.2	Δένδρα Αποφάσεων – Decision Trees (DT)	12
1.2.1.3	Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης – Support Vector Machine (SVM) 13	
1.2.2	Έμπειρα Συστήματα – Expert System (ES).....	14
1.2.3	Ασαφής Λογική - Fuzzy Logic (FL)	15
1.2.4	Μάθηση με Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις – Case-Based Reasoning (CBR).....	16
1.2.5	Γενετικοί Αλγόριθμοι – Genetic Algorithms (GA).....	18
1.2.6	Νοημοσύνη Σμήνους – Swarm Intelligence (SI).....	20
1.2.7	Υβριδικά Συστήματα – Hybrid Systems	21
1.2.8	Πλεονεκτήματα/ Μειονεκτήματα Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης.....	22
1.3	Ιστορική Αναδρομή	24
1.4	Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης.....	26
1.5	Η Ηθική της Τεχνητής Νοημοσύνης.....	28
2	Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη & οι Προκλήσεις της Πετρελαϊκής Βιομηχανίας.....	30
2.1	Συλλογή, Επεξεργασία και Διαχείριση Δεδομένων.....	35
2.2	Προγνωστική Ανάλυση στην Ασφάλεια και την Παραγωγή.....	37

2.3	Ολοκληρωμένη Αξιοποίηση Ανθρώπινου Δυναμικού	41
2.4	Διαχείριση Θεμάτων Υγείας, Ασφάλειας και Περιβάλλοντος - ΥΑΠ	42
2.5	Οικονομικά Μοντέλα Πρόβλεψης Τιμών – Στρατηγικός Σχεδιασμός	44
3	Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη στο Χαρακτηρισμό Ταμιευτήρων	
	Υδρογονανθράκων	47
3.1	Σεισμικά Δεδομένα	48
3.2	Πετροφυσικές Ιδιότητες Ταμιευτήρα	53
3.2.1	Πορώδες – ϕ	54
3.2.2	Διαπερατότητα – k	59
3.2.3	Κορεσμός σε νερό - S_w	64
3.3	Ογκομετρικές Παράμετροι (PVT) Ρευστών του Ταμιευτήρα	66
3.3.1	Μοντέλα προσδιορισμού Ογκομετρικών Παραμέτρων & Ιδιοτήτων	68
4	Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη στην όρυξη Γεωτρήσεων.....	79
4.1	Σχεδιασμός γεωτρήσεων (Well Planning)	81
4.1.1	Πρόβλεψη Πίεσης Πόρων των Σχηματισμών και Βαθμίδα Πίεσης Ρωγμάτωσης των Σχηματισμών (pore pressure and fracture pressure gradient)	82
4.1.2	Επιλογή Κοπτικού Άκρου (Drilling Bit Selection)	85
4.1.3	Ρευστά Διάτρησης (Drilling Fluids)	87
4.1.3.1	Απώλεια Κυκλοφορίας Ρευστών (Lost Circulation).....	90
4.1.3.2	Παγίδευση της Διατρητικής Στήλης (Stuck Pipe).....	92
4.1.4	Πολφός Τσιμέντωσης (Cement Slurries).....	96
4.1.5	Τροχιά γεώτρησης & Κατευθυνόμενη διάτρηση (Trajectory & Directional mapping) & Επιλογή υπεράκτιας πλατφόρμας.....	98
4.2	Βελτιστοποίηση Διαδικασίας Όρυξης Γεωτρήσεων (Drilling Optimization) .	100
4.2.1	Πρόβλεψη & Βελτιστοποίηση Ρυθμού Προχώρησης (Rate of Penetration – ROP) 101	
4.2.2	Πρόβλεψη Πιθανότητας Ενδεχόμενων Προβλημάτων (Drilling Problems Detection).....	105

4.2.2.1	Κατάρρευση της Σωλήνωσης (Casing Collapse).....	105
5	Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη στην Παραγωγή Υδρογονανθράκων.	111
5.1	Ανάλυση & Πρόβλεψη Παραγωγικής Συμπεριφοράς	111
5.2	Επαύξηση Απόληψης Πετρελαίου	118
5.2.1	Χρονική Στιγμή Breakthrough	120
5.2.2	Εισπίεση Αερίου (Gas Injection).....	122
5.3	Πρόβλεψη Πιθανότητας Εμφάνισης Προβλημάτων.....	130
5.3.1	Σχηματισμός Κηρού (Wax)	130
5.3.2	Κατακρήμνιση Ασφαλτενίων (Asphaltene Precipitation).....	133
6	Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη & η Ρομποτική στις Διαδικασίες	
	Ελέγχου εργασιών της πετρελαϊκής Βιομηχανίας.....	139
6.1	Αναγκαιότητα για ρομπότ.....	140
6.2	Μηχανισμοί Λειτουργίας Έξυπνων Ρομπότ	141
6.2.1	Ρομπότ (Robots)	142
6.2.2	Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη (Drones)	144
6.3	Πρακτικές Εφαρμογές στη Βιομηχανία (Industrial Applications)	145
7	Κεφάλαιο: Σχολιασμός – Συμπεράσματα	149
8	Βιβλιογραφία	155

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1-1: Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης ..22	
Πίνακας 3-1: Πίνακας Αποτελεσμάτων για την Αξιολόγηση του Πρώτου Μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην Πρόβλεψη του Σημείου Φυσαλίδας P_b [82]... 70	
Πίνακας 3-2: Πίνακας Αποτελεσμάτων για την Αξιολόγηση του Πρώτου Μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην Πρόβλεψη του Συντελεστή B_o [82]..... 70	
Πίνακας 4-1: Χρονική Εξέλιξη Εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Τεχνολογία Γεωτρήσεων [89].....80	
Πίνακας 4-2: Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης στα Ρευστά Διάτρησης.....89	
Πίνακας 5-1: Βασικές Κατηγορίες Δεδομένων στη Μηχανική Ταμιευτήρων [110] 112	

Ευρετήριο Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 4-1: Κατανομή Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης στη Μηχανική Ρευστών Διάτρησης90	
Διάγραμμα 5-1: Κατανομή Βιβλιογραφικών Αναφορών βάσει του Εισπιεζόμενου Αερίου..... 125	
Διάγραμμα 5-2: Κατανομή Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης στην Πρόβλεψη της MMP 125	
Διάγραμμα 5-3: Κατανομή Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης για την Πρόβλεψη Σχηματισμού Κεριού 132	
Διάγραμμα 5-4: Κατανομή Κύριων Τεχνικών και Βελτιστοποίησης..... 134	

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1-1 :Test Turing [8]4	
Εικόνα 1-2: Αλληλεπίδραση ενός Πράκτορα με τον Ανθρώπινο Χρήστη και το Περιβάλλον [2]6	
Εικόνα 1-3: Θεωρητικός Διαχωρισμός Τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης [11]8	

Εικόνα 1-4: Αναπαράσταση Ανθρώπινου (Α) και Τεχνητού (Β) Νευρώνα [2]	10
Εικόνα 1-5: Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων [2]	11
Εικόνα 1-6: Αναπαράσταση της Δομής των Δένδρων Αποφάσεων [21]	13
Εικόνα 1-7: Μηχανισμός Λειτουργίας Ασαφούς Λογικής [26]	16
Εικόνα 1-8: Μηχανισμός Λειτουργίας Συλλογιστικής Βασισμένη σε Περιπτώσεις [2]	18
Εικόνα 1-9: Στάδια Τεχνητής Νοημοσύνης [2]	28
Εικόνα 1-10: Μελλοντικές Εξελίξεις από την Τεχνητή Νοημοσύνη [40].....	29
Εικόνα 2-1: Κύκλος Ζωής ενός Έργου Έρευνας και Παραγωγής Υδρογονανθράκων	31
Εικόνα 2-2: Χαρακτηριστικές Εργασίες κάθε Φάσης [42].....	32
Εικόνα 2-3: Προκλήσεις Πετρελαϊκής Βιομηχανίας [44]	34
Εικόνα 2-4:Σημαντικότητα Προκλήσεων Πετρελαϊκής Βιομηχανίας [44]	34
Εικόνα 2-5: Απώλεια Ημερήσιας Παραγωγής εξαιτίας των Νεκρών Χρόνων [48]....	38
Εικόνα 2-6: Διαδικασία Προγνωστικής Ανάλυσης [49].....	39
Εικόνα 2-7: Συμμετοχή της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Προγνωστική Ανάλυση [49]	39
Εικόνα 2-8: Βήματα Καταγραφής Συμβάντων ΥΑΠ [58].....	43
Εικόνα 2-9: Μεταβλητότητα Τιμής Πετρελαίου [61].....	45
Εικόνα 3-1: Κατηγοριοποίηση Δεδομένων βάσει της Μη – Επιτηρούμενης Μηχανικής Μάθησης [63]	49
Εικόνα 3-2: Η Επιτηρούμενη Μηχανική Μάθηση στην Αναγνώριση Ρηγμάτων [63]	49
Εικόνα 3-3:Χρήση Βαθιάς Μάθησης σε Επεξεργασία Σεισμικών Δεδομένων [63] ..	50
Εικόνα 3-4:Χειροκίνητη και Αυτοματοποιημένη Ερμηνεία Σεισμικών Κυμάτων Στρωματογραφίας [64].....	51
Εικόνα 3-5: 3D Αποτύπωση Γεωλογικών Ρηγμάτων [65]	52
Εικόνα 3-6: Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης στην Ερμηνεία Σεισμικών Δεδομένων και στη Λήψη Επενδυτικών Αποφάσεων [67].....	53
Εικόνα 3-7:Αποτελέσματα Συγκρινόμενων Τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης [69]	57

Εικόνα 3-8: Δεδομένα από Διαγραφίες και Ανάλυση Πυρήνων που Χρησιμοποιήθηκαν για την Ανάπτυξη της Μαθηματικής Συσχέτισης [71].....	58
Εικόνα 3-9: Αποτελέσματα Εκτίμησης Πορώδους Σχηματισμού Γεώτρησης μέσω Μαθηματικής Εξίσωσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων [71].....	58
Εικόνα 3-10: Συγκριτικά Διαγράμματα Απόδοσης των Μοντέλων [14].....	61
Εικόνα 3-11: Αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων για τον υπολογισμό της σχετικής διαπερατότητας [74]	63
Εικόνα 3-12: Αποτελέσματα Υβριδικών & Απλών Μορφών Τεχνητών Νευρικών Δικτύων [74].....	63
Εικόνα 3-13: Στατιστικοί Δείκτες των Ανεπτυγμένων Μοντέλων [75]	65
Εικόνα 3-14: Προφίλ Διαγραφιών [76]	66
Εικόνα 3-15: Ανάλυση σφαλμάτων στην πρόβλεψη του συντελεστή B_o (A)και της P_b (B) [78].....	72
Εικόνα 3-16: Αποτελέσματα Εμπειρικής Συσχέτισης μέσω Γενετικών Αλγορίθμων [86].....	73
Εικόνα 3-17: Στατιστικά Αποτελέσματα Σφαλμάτων Μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων& Ασαφούς Λογικής για τον Προσδιορισμό της P_b [86].....	74
Εικόνα 3-18: Δομή Τεχνητά Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόβλεψη του Ιξώδους [87].....	75
Εικόνα 3-19: Σύγκριση Σφάλματος Νευρωνικών Δικτύων και Εμπειρικών Συσχετίσεων στη Πρόβλεψη Ιξώδους	76
Εικόνα 3-20: Σύγκριση Μοντέλων Ασαφούς Λογικής και Τεχνητά Νευρωνικών Δικτύων για τον Προσδιορισμό της Πυκνότητας των Ρευστών [88]	76
Εικόνα 4-1: Γενικά Πεδία Εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Όρυξη Γεωτρήσεων [89]	79
Εικόνα 4-2: Πρόβλεψη Πίεσης Ρωγμάτωσης από τις Εμπειρικές Συσχετίσεις και το Μοντέλο των Νευρωνικών Δικτύων, όπου (a) Eaton, (b) Matthews and Kelly, (c) Pennebaker, (d) ANN.....	85
Εικόνα 4-3: Σχηματική Απεικόνιση της Διαφορικής Παγίδευσης της Διατρητικής Στήλη [101].....	93

Εικόνα 4-4: Δίκτυο Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόβλεψη της Παγίδευσης της Διατρητικής Στήλης κατά τη Δυναμική (Α) και τη Στατική Κατάσταση (Β) [102]....	95
Εικόνα 4-5: Σχηματική Παράσταση Νευρωνικού Δικτύου Επιλογής Πλατφόρμας [105].....	99
Εικόνα 4-6: Αποτελέσματα Υβριδικής Μορφής για την Βελτιστοποίηση του Ρυθμού Προχώρησης [107].....	104
Εικόνα 4-7: Εκτίμηση Βάθους Κατάρρευσης Σωλήνωσης σε Δοκιμαστική Γεώτρηση με Μοντέλο Υβριδικής Μορφής Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους [108]	108
Εικόνα 5-1: Γενικό Διάγραμμα Χρήσης Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης με Προοπτική προς τα Εμπρός (forward looking) για την Υλοποίηση Εκτενών Μελετών [110].....	116
Εικόνα 5-2: Μηχανισμοί Λειτουργίας Δομών Τεχνητής Νοημοσύνης [110]	118
Εικόνα 5-3: Συνδυασμός Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης με Συμβατικούς Προσομοιωτές, Ιστορική Ταύτιση και Ρύθμιση Μοντέλων [110].....	118
Εικόνα 5-4: Σχηματισμός Κώνου (Coning) [114]	120
Εικόνα 5-5: Αποτελέσματα Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης για την Πρόβλεψη της Χρονικής Στιγμής Breakthrough [115]	122
Εικόνα 5-6: Συγκριτικό Διάγραμμα μεταξύ Μεθόδων για την Πρόβλεψη της MMP [118].....	126
Εικόνα 5-7: Αποτελέσματα Μοντέλων και Συσχετίσεων ως προς το Συντελεστή Συσχέτισης και τα Προκύπτοντα Σφάλματα [119].....	128
Εικόνα 5-8: Σύγκριση Απόδοσης Μοντέλων για την Πρόβλεψη της MMP [121]....	128
Εικόνα 5-9: Αποτελέσματα Μοντέλου Δασών Τυχαίας Απόφασης για την Πρόβλεψη του Πρόσθετου Συντελεστή Απόληψης (IRF) [123]	130
Εικόνα 5-10: Αποτελέσματα Μοντέλου Νευρωνικών Δικτύων και Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών για την Απορρόφηση των Ασφαλενίων [129].....	136
Εικόνα 6-1: Ζήτηση Ρομπότ Επίβλεψης στην Πετρελαϊκή Βιομηχανία [133].....	140
Εικόνα 6-2: Πεδίο Ανάπτυξης Τεχνητά Έξυπνων Ρομπότ [137]	142

Εικόνα 6-3: Εκπαίδευση Ρομπότ βάσει Ενισχυτικής Μάθησης [139]	144
Εικόνα 6-4: Απεικόνιση Εξοπλισμού μέσω Θερμικής Κάμερας [140]	145
Εικόνα 6-5: Aquanaut	146
Εικόνα 6-6: Πλατφόρμα Oseberg H [146].....	147
Εικόνα 6-7: Τετράποδο Ρομπότ (Spot) [147]	148

Ευρετήριο Σχημάτων

Σχήμα 1-1: Σύγχρονες Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης.....	27
Σχήμα 3-1: Διάγραμμα Ροής Τεχνητής Νοημοσύνης για τον Υπολογισμό Πορώδους	55
Σχήμα 3-2: Δομή Μοντέλου Τεχνητής Νοημοσύνης για τον Προσδιορισμό της Διαπερατότητας [72].....	60
Σχήμα 3-3: Μεθοδολογία Ανάπτυξης Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης για τον Προσδιορισμό PVT Παραμέτρων.....	69
Σχήμα 4-1: Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης σε συγκεκριμένα πεδία της Όρυξης Γεωτρήσεων [89]	80
Σχήμα 4-2: Διάγραμμα Ροής Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων για την επιλογή Κοπτικού Άκρου [89]	87
Σχήμα 4-3: Συνέπειες από την Απώλεια Κυκλοφορία Ρευστών [97].....	91
Σχήμα 4-4: Διάγραμμα Ροής Πρόβλεψης Παγίδευσης της Διατρητικής Στήλης με Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης	94
Σχήμα 4-5: Διάγραμμα Ροής Σύστασης Πολφού Τσιμέντωσης [104].....	98
Σχήμα 4-6: Μεθοδολογία Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης στην Πρόβλεψη & Βελτιστοποίηση του Ρυθμού Προχώρησης (ROP).....	103
Σχήμα 4-7: Διάγραμμα Ροής Μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόβλεψη της Πιθανότητας και του Βάθους Κατάρρευσης των Σωληνώσεων	107
Σχήμα 5-1: Κύρια Διαφορά μεταξύ Μοντέλων Αριθμητικών Προσομοιώσεων και Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης [111]	114

Σχήμα 5-2: Μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης για την Εκτίμηση της Τιμής της MMP	127
Σχήμα 5-3: Διάγραμμα Ροής Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης για την Πρόβλεψη της Κατακρήμισης Ασφαλτενίων.....	135
Σχήμα 5-4: Σχηματική Απεικόνιση των Συνδυασμών Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης και Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης για την Απορρόφηση Ασφαλτενίων	136
Σχήμα 6-1: Πλεονεκτήματα από τη Χρήση των Ρομπότ.....	141

1 Κεφάλαιο: Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη (artificial intelligence) έχει διεισδύσει σε πολλούς τομείς της ανθρώπινης καθημερινότητας. Πριν την ανάλυση του τρόπου με τον οποίο συμβάλει η τεχνητή νοημοσύνη στις λειτουργίες της πετρελαϊκής βιομηχανίας, θα ήταν σκόπιμο να γίνει μία εισαγωγική αναφορά στο τι ακριβώς είναι η τεχνητή νοημοσύνη, πώς χρησιμοποιείται και τι έχει προσφέρει μέχρι σήμερα.

1.1 Εισαγωγικές Έννοιες

Τα τελευταία χρόνια, η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί ένα επιστημονικό πεδίο το οποίο παρουσιάζει μία συνεχή και εξελισσόμενη δύναμη, καθώς εφαρμόζεται σε πολλούς τομείς της μηχανικής, της οικονομίας, της ιατρικής, και της γενετικής. Νέες τεχνολογίες σε συνδυασμό με την τεχνητή νοημοσύνη, δημιουργούν και στον ενεργειακό τομέα ένα νέο χώρο προκλήσεων. Κατ' αυτό τον τρόπο και στην πετρελαϊκή βιομηχανία, η εφαρμογή των εργαλείων της τεχνητής νοημοσύνης αυξάνεται ραγδαία, όπως θα αναλυθεί εκτενέστερα παρακάτω.

Η μηχανική μάθηση (machine learning) δίνει τη δυνατότητα στα συστήματα πληροφοριών των ηλεκτρονικών υπολογιστών να ερμηνεύουν φαινόμενα και δεδομένα χωρίς την ανθρώπινη παρέμβαση. Η αποφυγή της ανθρώπινης παρέμβασης ενισχύει τη διαδικασία βελτιστοποίησης μέσω των διαρκών επαναλήψεων, καθώς τα ανθρώπινα σφάλματα περιορίζονται. **Αλλά τί είναι τεχνητή νοημοσύνη;**

1.1.1 Ορισμοί Ανθρώπινης και Τεχνητής Νοημοσύνης

Σύμφωνα με την Εθνική Βιβλιοθήκη Ιατρικής των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής, η ανθρώπινη νοημοσύνη μπορεί να χαρακτηριστεί ως η πνευματική ικανότητα του ανθρώπου να δικαιολογεί, να επιλύει προβλήματα καθώς και να εκπαιδεύεται. Επιπλέον, λόγω της πνευματικής της φύσης, η νοημοσύνη εμπεριέχει και γνωστικές λειτουργίες, όπως για παράδειγμα την αντίληψη, τη μνήμη, τη γλώσσα κλπ [1].

Η επιστήμη του εγκεφάλου (νευροεπιστήμη) ασχολείται με τη μελέτη των δομών, των λειτουργιών και των μηχανισμών λειτουργίας των βιολογικών εγκεφάλων. Τέτοιου είδους μηχανισμοί θεωρούνται ο τρόπος με τον οποίο ο εγκέφαλος

επεξεργάζεται πληροφορίες, λαμβάνει αποφάσεις ή ακόμη και το πώς αλληλεπιδρά με το περιβάλλον.

Αντίστοιχα, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να θεωρηθεί ως η προσομοίωση της εγκεφαλικής νοημοσύνης.

Επειδή, ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη (TN) είναι γενικός, δηλαδή συμπεριλαμβάνει κάθε είδος μη βιολογικής νοημοσύνης, ορίζεται ο συγγενής όρος «**Υπολογιστική Νοημοσύνη – YN (Computational Intelligence-CI)**» ο οποίος περιλαμβάνει κάθε είδος μη βιολογικής νοημοσύνης που μπορεί να αποτυπωθεί με υπολογιστικές διαδικασίες. Ο όρος χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον J. Bezdek (1992) στο επιστημονικό περιοδικό International Journal of Approximate Reasoning.

Αποδεκτός ορισμός της YN είναι ο εξής:

«Υπολογιστική Νοημοσύνη είναι ο επιστημονικός χώρος που προσφέρει τις τεχνικές για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων, με τη μηχανή να μιμείται απλώς, βιολογικές διεργασίες, χωρίς να είναι απαραίτητο να επιδεικνύει γενική νοημοσύνη» [2].

Με βάση τον Αμερικανό επιστήμονα Nils J. Nilsson, η τεχνητή νοημοσύνη είναι η δραστηριότητα που είναι αφιερωμένη στο να καταστήσει τις μηχανές ευφυείς και η νοημοσύνη είναι η ποιότητα που επιτρέπει στην οντότητα αυτή, δηλαδή τη μηχανή, να λειτουργεί σωστά και με διορατικότητα στο περιβάλλον της.

Εν κατακλείδι, η τεχνητή νοημοσύνη τροποποιεί τις μηχανές κατά τέτοιο τρόπο ώστε να είναι ικανές να μαθαίνουν από την εμπειρία, να προσαρμόζονται στα εκάστοτε δεδομένα και να εκτελούν τις διαδικασίες σαν άνθρωποι [3].

Όπως διαπιστώνεται, γενικά, υπάρχει μία δυσκολία στον ορισμό του όρου της τεχνητής νοημοσύνης. Αυτό οφείλεται, τελικά, στη δυσκολία να οριστεί σαφώς ο όρος της νοημοσύνης ή ακόμη και ο όρος της ευφυΐας.

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει διαφορετική φιλοσοφία απ' αυτή της ανθρώπινης, αλλά βασίζεται στις αρχές της τελευταίας. Η βασική διαφορά τους είναι ότι η ανθρώπινη νοημοσύνη – και κατ' επέκταση η επιστήμη της ανθρώπινης φύσης – βασίζεται στη μελέτη και καταγραφή των νόμων της φύσης, είτε μέσω πειραματικών μεθόδων όπως η ιατρική, είτε μέσω θεωρητικών ή υπολογιστικών μεθόδων όπως η φυσική. Αντίθετα, η τεχνητή νοημοσύνη βασίζεται στην τεχνολογία και την μηχανική, καθώς

και στις αναδύμενες καινοτομίες αυτών με την εφαρμογή των νόμων της φύσης και της εκάστοτε εμπειρίας του ερευνητή [4].

Ωστόσο, για αποφυγή συγχύσεων, θα πρέπει να τονιστεί ότι η τεχνητή νοημοσύνη δεν ισοδυναμεί με τη μηχανική μάθηση. Μάλιστα η μηχανική μάθηση θεωρείται και ένας τομέας εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης.

Η μηχανική μάθηση είναι μία υποεπένδυση της επιστήμης των υπολογιστών που αναπτύχθηκε από τη μελέτη της αναγνώρισης προτύπων – μοτίβων (patterns) και της υπολογιστικής θεωρίας μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη. Η μηχανική μάθηση ασχολείται με τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να εκπαιδεύονται από τα δεδομένα και να παράγουν στη συνέχεια προβλέψεις στη βάση αυτών. Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται κατά κόρον σε μια σειρά υπολογιστικών εργασιών, για τις οποίες ο σχεδιασμός και ο ρητός προγραμματισμός αλγορίθμων είναι πρακτικά ανέφικτοι για την υλοποίησή τους. Μερικά παραδείγματα εφαρμογών μηχανικής μάθησης είναι τα φίλτρα spam (spam filtering), η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων (OCR), οι μηχανές αναζήτησης διαδικτύου κ.ά. [5].

Άρα, η μηχανική μάθηση είναι μία διαδικασία εκπαίδευσης και παραγωγής προβλέψεων στη βάση κάποιων δεδομένων, ενώ η τεχνητή νοημοσύνη είναι η δράση των προβλέψεων αυτών. Με λίγα λόγια, η μηχανική μάθηση είναι η κινητήρια δύναμη της τεχνητής νοημοσύνης [6].

1.1.2 Σχολές Επιρροής της Τεχνητής Νοημοσύνης

Με βάση τους Russel S. J., Norvig P. [7] οι ορισμοί της τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν βάσει των ιδιοτήτων που καλούνται να έχουν τα υπολογιστικά συστήματα. Οι κατηγορίες αυτές μπορούν να διακριθούν είτε με βάση τον τρόπο συμπεριφοράς (Ανθρώπινη συμπεριφορά ή Λογική συμπεριφορά) είτε με βάση τον τρόπο σκέψης (Ανθρώπινη σκέψη ή Λογική σκέψη).

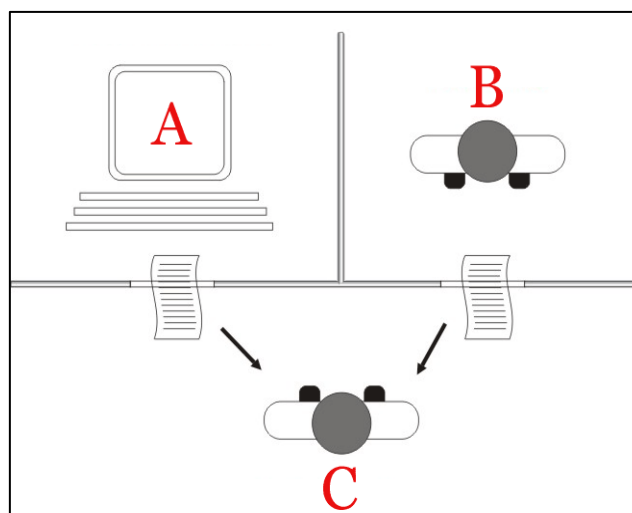
Οι ερευνητές ασχολήθηκαν ξεχωριστά με την κάθε κατηγορία, δημιουργώντας έτσι και τις αντίστοιχες σχολές ερευνητικής προσέγγισης. Παρακάτω, παρουσιάζονται οι βασικές ιδέες της κάθε σχολής [7].

1) Σχολή βασισμένη στην Ανθρώπινη Συμπεριφορά

Η συγκεκριμένη σχολή ορίζει την τεχνητή νοημοσύνη ως μία τέχνη δημιουργίας μηχανών ή έρευνα ανάπτυξης μηχανών που εκτελούν λειτουργίες για τις οποίες

απαιτείται νοημοσύνη, όταν εκτελούνται από τους ανθρώπους. Η παραπάνω άποψη προέρχεται από τους Kurzweil και τους Rich & Knight [7].

Πάνω σε αυτή τη θεώρηση, βασίστηκε και ο Alan Turing. Το 1950, δημοσιεύεται το άρθρο του με τίτλο “Computing Machinery and Intelligence” μέσα στο οποίο περιλαμβάνεται το κεφάλαιο “Το παιχνίδι της Μίμησης (The imitation Game)” για το ομώνυμο τεστ. Στη μελέτη του, ο Alan Turing αναρωτήθηκε αν οι μηχανές είναι ικανές να σκέφτονται. Δεδομένου ότι αυτή η ερώτηση δεν είχε σαφή όρια και η όποια απάντηση θα θεωρούνταν αποδεκτή, δημιούργησε το ομώνυμο τεστ. Σε αυτό το τεστ, συμμετείχαν ένας ανακριτής, ένας υπολογιστής και ένας άνθρωπος, όπως φαίνεται στην Εικόνα 1-1. Ο ανακριτής, ο οποίος βρισκόταν σε διαφορετικό χώρο από τον υπολογιστή και το φυσικό πρόσωπο, θα τους απηύθυνε μία σειρά ερωτήσεων και κατόπιν θα έπρεπε να αναγνωρίσει (μέσω των γραπτών απαντήσεών τους), ποιος από τους δύο ήταν ο υπολογιστής.



Εικόνα 1-1 :Test Turing [8]

(Το Α αντιστοιχεί στον υπολογιστή, το Β στον άνθρωπο και το C στον ανακριτή)

Το συγκεκριμένο τεστ όριζε ένα υπολογιστικό σύστημα ως επιτυχές, αν αυτό δύναται να παραπλανήσει τους ανθρώπους για το αν είναι υπολογιστής ή άνθρωπος. Το τεστ εξέταζε έξι κριτήρια προκειμένου να ορίσει ένα σύστημα ικανό (ή μη) και εξίσου έξυπνο με έναν άνθρωπο. Συγκεκριμένα, εξέταζε τα εξής :

- i. Τη φυσική γλώσσα και την επεξεργασία της, ως τρόπο επικοινωνίας
- ii. Την αναπαράσταση της γνώσης της, δηλαδή την αποθήκευση των γνώσεων

- iii. Την αυτοματοποιημένη λογιστική, ως επαγωγικό συλλογισμό (*πορεία συλλογισμού από το μερικό στο γενικό συμπέρασμα*)
- iv. Τη μηχανική μάθηση, ως κριτήριο προσαρμοστικότητας σε νέα περιβάλλοντα και εύρεσης νέων μοτίβων
- v. Τη μηχανική όραση, ως αναγνώριση των αντικειμένων
- vi. Τη ρομποτική, ως κίνηση και διαχείριση των αντικειμένων [7]

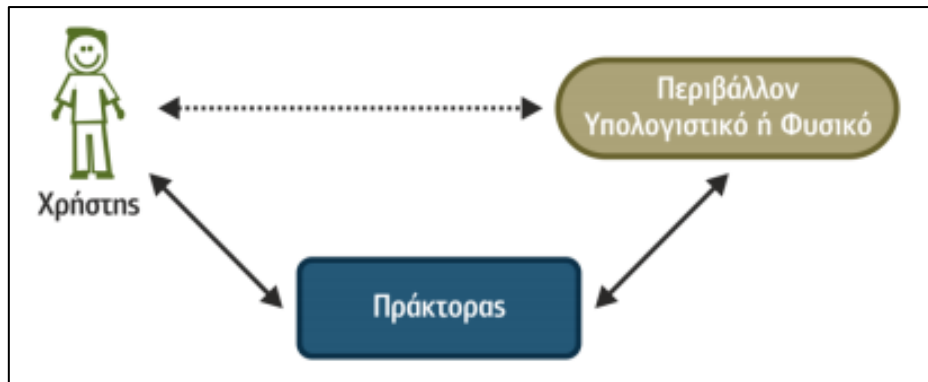
2) Σχολή βασισμένη στην Ορθολογική Συμπεριφορά

Η σχολή έρευνας της τεχνητής νοημοσύνης που βασίζεται στην ορθολογική συμπεριφορά χρησιμοποιεί ορθολογικούς πράκτορες. Η λέξη πράκτορας (agent) έχει τις ρίζες του στο λατινικό ρήμα “agere” η οποία στα ελληνικά μεταφράζεται ως «να κάνω».

Βάσει του Poole (1998), η τεχνητή νοημοσύνη βασίζεται στη μελέτη της δημιουργίας ευφυών πρακτόρων (intelligent agents). Λόγω των πολλών διαφορετικών επιστημονικών πεδίων που βρίσκουν εφαρμογή, είναι δύσκολο να δοθεί ένας ακριβής ορισμός.

Σε ένα γενικότερο πλαίσιο, ευφυής πράκτορας (intelligent agent) ονομάζεται μία αυτόνομη οντότητα που αντιλαμβάνεται το περιβάλλον μέσα στο οποίο βρίσκεται με τη βοήθεια αισθητήρων (δηλαδή είναι έξυπνος) και αποτελούν μέρος του, κάνει συλλογισμούς και δρα σε αυτό με τη βοήθεια μηχανισμών δράσης για την επίτευξη των στόχων του χρήστη (δηλαδή είναι πράκτορας) [2].

Οι ευφείς πράκτορες δύναται ακόμα να μάθουν ή να χρησιμοποιήσουν τη γνώση για να επιτύχουν τους στόχους τους. Μπορεί να είναι πολύ περίπλοκοι ή πολύ απλοί, όπως για παράδειγμα, ένας θερμοστάτης, ο οποίος θεωρείται ένας έξυπνος παράγοντας.



Εικόνα 1-2: Αλληλεπίδραση ενός Πράκτορα με τον Ανθρώπινο Χρήστη και το Περιβάλλον [2]

Οι ευφυείς πράκτορες αναμένεται να έχουν αυτόνομη λειτουργία, αντίληψη και άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον τους. Επιπλέον, αναμένεται προσαρμογή στις αλλαγές, δημιουργία και κινήγι στόχων. Σκοπός είναι το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Βασικό πλεονέκτημα της ορθολογικής προσέγγισης είναι ότι ο μηχανισμός λειτουργίας της βασίζεται εξ ολοκλήρου στη λογική. Οι κανόνες που την διέπουν, είναι ένας από τους πολλούς μηχανισμούς εξαγωγής ορθών αποτελεσμάτων και συμπερασμάτων [7].

3) Σχολή βασισμένη στην Ανθρώπινη Σκέψη

Το 1978, ο Bellman όρισε την τεχνητή νοημοσύνη ως την αυτοματοποίηση των διαδικασιών οι οποίες σχετίζονται με την ανθρώπινη σκέψη, όπως η μάθηση.

Για να μπορέσει να γίνει αυτή η αυτοματοποίηση δυνατή σε μία υπολογιστική σχέση, απαιτείται η εξερεύνηση και η μελέτη του ανθρώπινου νου. Αυτό μπορεί να γίνει με τη συνδρομή της γνωσιακής επιστήμης, η οποία εστιάζει στη μελέτη της αντίληψης και της γνωστικής αντίληψης του εγκεφάλου μέσω ψυχολογικών πειραμάτων και της παρατήρησης του νου μέσω της καταγραφής του. Λόγω της σύγχυσης που υπήρχε μεταξύ των δύο προσεγγίσεων, οι σύγχρονοι επιστήμονες τα ξεχωρίζουν, αλλά συμφωνούν ότι τα δύο πεδία αλληλεπιδρούν μεταξύ τους, και δη στην υπολογιστική όραση [7].

4) Σχολή βασισμένη στην Ορθολογική Σκέψη

Το 1992, ο Winston ορίζει ως τεχνητή νοημοσύνη τη μελέτη των υπολογισμών που καθιστούν δυνατή την αντίληψη, τη λογική σκέψη και την αντίδραση.

Η πρώτη απόπειρα κωδικοποίησης της ορθολογικής σκέψης, έγινε από τον Αριστοτέλη¹ που έδινε πρότυπα δομής επιχειρημάτων, τα οποία εξήγαγαν ορθά συμπεράσματα με την προϋπόθεση ότι γινόντουσαν σωστές υποθέσεις. Έτσι τέθηκαν οι βάσεις για τη μελέτη της «λογικής».

Στη δεκαετία του '70, αναπτύχθηκαν προγράμματα που μπορούσαν να λύνουν όποιο πρόβλημα υπήρχε, αρκεί να ήταν λογικά διατυπωμένο.

1.1.1 Κατηγοριοποίηση της Τεχνητής Νοημοσύνης

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί σημείο τομής μεταξύ πολλών επιστημονικών κλάδων, όπως της πληροφορικής, της ψυχολογίας, κ.ά. με στόχο τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, με στοιχεία συλλογιστικής, μάθησης και προσαρμογής στο περιβάλλον.

Διαίρεται στη **συμβολική τεχνητή νοημοσύνη** και στην **υποσυμβολική τεχνητή νοημοσύνη**. Η συμβολική νοημοσύνη προσπαθεί να εξομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη μέσω αλγορίθμων χρησιμοποιώντας σύμβολα και λογικούς κανόνες. Αντίθετα, η υποσυμβολική επιχειρεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα χρησιμοποιώντας στοιχειώδη αριθμητικά μοντέλα, τα οποία είτε συνθέτουν με επαγωγικό τρόπο νοήμονες συμπεριφορές αυτόνομης οργάνωσης δομικών στοιχείων σε μοτίβα («συμπεριφορική τεχνητή νοημοσύνη») – π.χ. η εξέλιξη των ειδών, είτε προσομοιώνουν πραγματικές βιολογικές διαδικασίες («υπολογιστική νοημοσύνη») – π.χ. η λειτουργία του εγκεφάλου.

1.2 Μέθοδοι Τεχνητής Νοημοσύνης

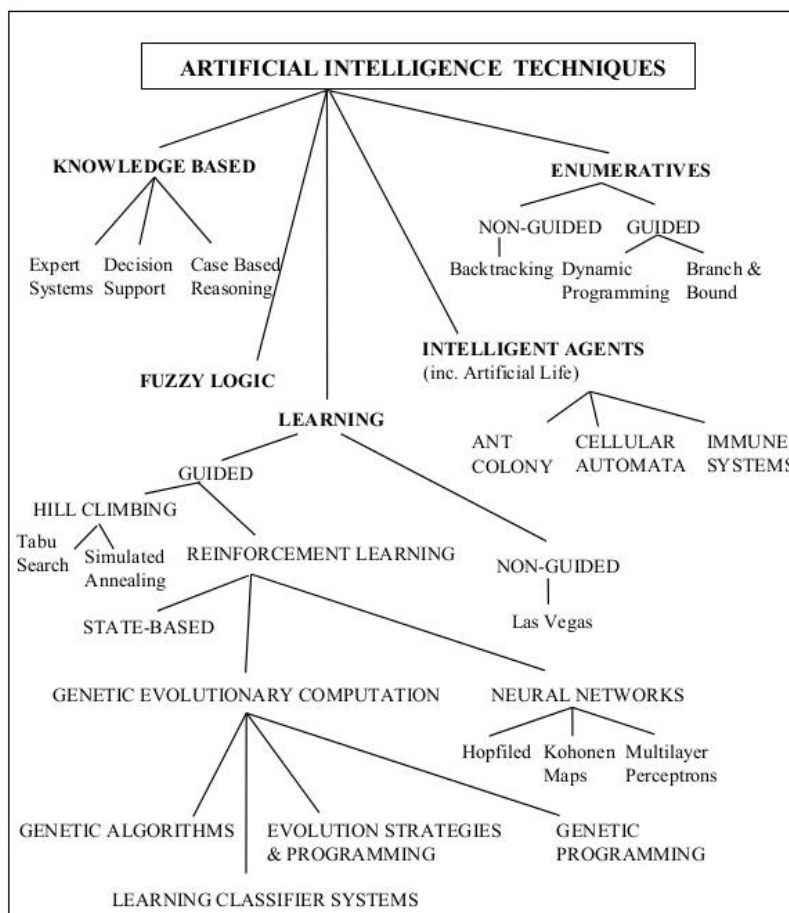
Υπάρχουν πολλές μέθοδοι με τις οποίες μπορεί να εφαρμοστεί η τεχνητή νοημοσύνη. Με τον όρο μέθοδοι εννοούμε τις υποκατηγορίες της τεχνητής νοημοσύνης ή αλλιώς τις τεχνικές της, όπως παρουσιάζονται στην Εικόνα 1-3.

Η αξιολόγηση της κάθε τεχνικής, αν και φαντάζει δύσκολη, γίνεται με απλούς στατιστικούς δείκτες. Υπάρχουν πολλοί που μπορεί να συναντηθούν σ' όλη τη διαθέσιμη βιβλιογραφία (π.χ. τυπική απόκλιση, ρίζα τετραγωνικού σφάλματος κ.ά.). Ωστόσο, οι επικρατέστεροι δείκτες είναι ο συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient – CC ή R) και ο συντελεστής προσδιορισμού (coefficient of determination

¹ Η Αριστοτέλεια λογική βασίζεται σε δύο νόμους, τον νόμο της μη αντίφασης και του αποκλειόμενου μέσου. Η λογική ορίζει ότι μία τιμή θα είναι ή απολύτως ορθή ή απολύτως ψευδής, αποκλείοντας την ενδιάμεση λύση [148].

R^2), οι οποίοι δείχνουν πόσο ισχυρή είναι η γραμμική σχέση μεταξύ δύο (2) μεταβλητών. Συγκεκριμένα, ο συντελεστής προσδιορισμού, δείχνει τη διακύμανση (απόκλιση) μεταξύ των ανεξάρτητων (x) και εξαρτημένων τιμών (y). Όσο πιο κοντά στη μονάδα (1,0) είναι ο συντελεστής, τόσο καλύτερη απόδοση παρουσιάζει η εκάστοτε τεχνική [9, 10]. Στα παρακάτω κεφάλαια, οποιαδήποτε σύγκριση ή αξιολόγηση των τεχνικών θα γίνεται βάσει των συγκεκριμένων δεικτών. Ωστόσο, πρέπει να τονιστεί ότι οι μελετώμενες βιβλιογραφικές αναφορές, αποδίδουν το R^2 ως συντελεστή συσχέτισης.

Στην παρούσα ενότητα, παρουσιάζονται μερικές από τις πιο βασικές κατηγορίες τεχνητής νοημοσύνης και οι οποίες έχουν παρουσιαστεί εκτενώς σε διάφορες εφαρμογές ανά τη βιβλιογραφία.



Εικόνα 1-3: Θεωρητικός Διαχωρισμός Τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης [11]

1.2.1 Μηχανική Μάθηση – Machine Learning (ML)

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η μηχανική μάθηση είναι η κινητήρια δύναμη της τεχνητής νοημοσύνης. Η μηχανική μάθηση είναι μία από τις τεχνικές της τεχνητής

νοημοσύνης η οποία μαθαίνει **αυτόματα**, χωρίς την ανάγκη προγραμματισμού. Ουσιαστικά, στοχεύει στη δημιουργία προγραμμάτων ηλεκτρονικών υπολογιστών, οι οποίοι θα έχουν τη δυνατότητα πρόσβασης σε δεδομένα μέσω των οποίων θα μαθαίνουν για τον εαυτό τους. Ως κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης, η μηχανική μάθηση ασχολείται με τη μελέτη αλγορίθμων που βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους σε κάποια εργασία που τους έχει ανατεθεί χρησιμοποιώντας την εμπειρία τους [2]. Η μηχανική μάθηση είναι το αποτέλεσμα της εκπαίδευσης του αλγορίθμου εκμάθησης των μηχανών με δεδομένα [12].

Στην πετρελαϊκή βιομηχανία, η μηχανική μάθηση προσφέρει καλύτερους τρόπους για την ανάπτυξη σχεδίων γεωτρήσεων, τη διάγνωση, την παρακολούθηση, την πρόβλεψη και τη βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο με το ελάχιστο δυνατό κόστος [13].

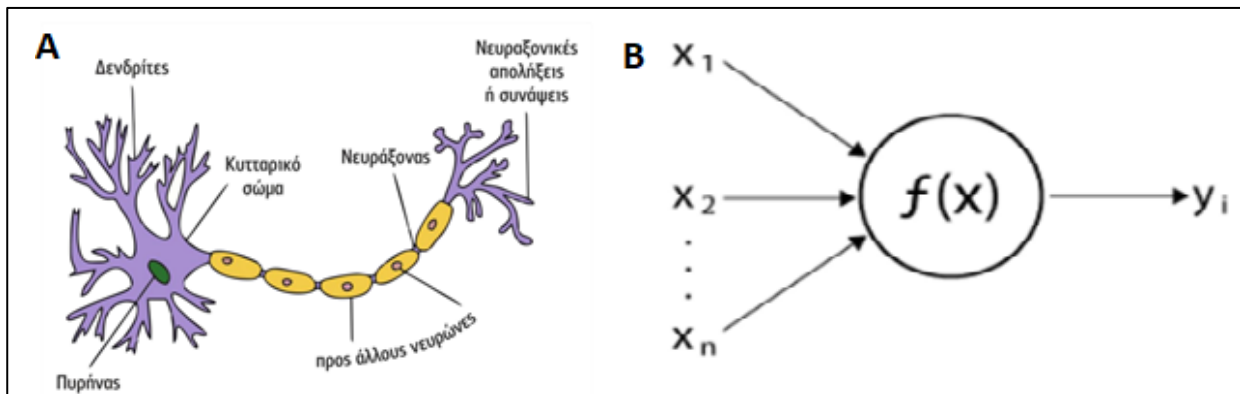
Η τεχνητή νοημοσύνη εφαρμόζεται στη μηχανική μάθηση μέσω τριών διαφορετικών τρόπων ανάλογα με τον τρόπο μάθησης. Αυτοί είναι :

1. Η Επιβλεπόμενη Μάθηση – (Supervised Learning), η διαδικασία με την οποία ο αλγόριθμος κατασκευάζει μία συνάρτηση με συγκεκριμένα δεδομένα εισόδου (σύνολο εκπαίδευσης) σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, γενικεύοντας τη συνάρτηση και για δεδομένα εισόδου με άγνωστη έξοδο. Εφαρμόζεται κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης (Classification), πρόβλεψης (Prediction) και ερμηνείας (Interpretation).
2. Η Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση – (Unsupervised Learning), όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο δεδομένων – εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Εφαρμόζεται σε προβλήματα ανάλυσης – σύνδεσης (Association Analysis) και ταξινόμησης (Clustering).
3. Η Ενισχυτική Μάθηση – (Reinforcement Learning), στην οποία ο αλγόριθμος μαθαίνει μία στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Εφαρμόζεται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού/προγραμματισμού (Planning), όπως ο έλεγχος κίνησης ρομπότ.

1.2.1.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα - Artificial Neural Networks (ANN)

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι μία τεχνική μηχανικής μάθησης η οποία προσπαθεί να μιμηθεί τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου [14]. Ορίζονται ως

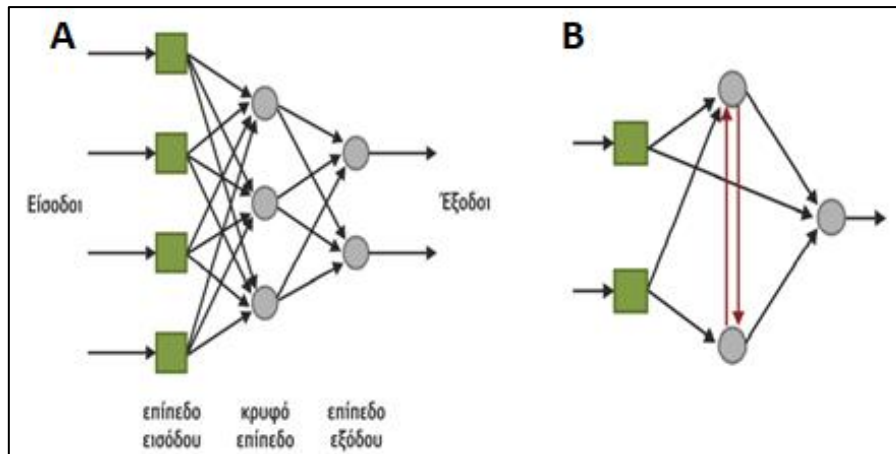
έναν αλγόριθμο, ο οποίος βασίζεται σε ανθρώπινες μαθησιακές διαδικασίες μέσω του μυαλού και των νευρών [15]. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να μιμούνται τις ανθρώπινες λειτουργίες, όπως η επίλυση σύνθετων προβλημάτων χρησιμοποιώντας τη λογική και τις αναλυτικές διαδικασίες.



Εικόνα 1-4: Αναπαράσταση Ανθρώπινου (A) και Τεχνητού (B) Νευρώνα [2]

Η δομή τους βασίζεται στα επίπεδα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τα επίπεδα εισόδου, τα ενδιάμεσα – κρυμμένα επίπεδα και τα επίπεδα εξόδου. Κάθε επίπεδο εισόδου επικοινωνεί με ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα, ενώ όλα τα κρυμμένα επίπεδα επικοινωνούν με το επίπεδο εξόδου, από το οποίο εξάγεται η εκάστοτε απάντηση. Τα επίπεδα αποτελούνται από έναν αριθμό μονάδων (units), συνδεδεμένων μεταξύ τους, ώστε μία μονάδα να έχει συνδέσμους με πολλές άλλες μονάδες του ίδιου ή άλλου επιπέδου [2].

Ο τρόπος με τον οποίο είναι συνδεδεμένες οι μονάδες μεταξύ τους αντιστοιχεί στην **αρχιτεκτονική** των νευρωνικών δικτύων. Δύο βασικά μοντέλα αρχιτεκτονικής τα οποία θα αναφερθούν παρακάτω είναι τα εμπροσθοτροφοδοτούμενα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (feed forward) και τα νευρωνικά δίκτυα οπίσθιας (ή ανάστροφης) τροφοδότησης (feed backward) [2]. Στα εμπροσθοτροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα (Εικόνα 1-5A), οι μονάδες είναι δομημένες σε διαφορετικά επίπεδα, ώστε οι μονάδες του ενός επιπέδου να τροφοδοτούν τις μονάδες του επόμενου, έως ότου τροφοδοτήσουν και τις μονάδες του τελευταίου. Η διαφορά μεταξύ των δύο αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων, είναι ότι στα νευρωνικά δίκτυα ανάστροφης τροφοδότησης (Εικόνα 1-5B), οι μονάδες ενός επιπέδου τροφοδοτούν και μονάδες του ίδιου επιπέδου ή και προηγούμενων επιπέδων. Στην Εικόνα 1-5 αποτυπώνονται αυτές οι διαφορές τους.



Εικόνα 1-5: Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων [2]

(όπου Α: Πρόσθιας τροφοδότησης, Β: Ανάστροφης τροφοδότησης)

Χαρακτηριστικά είδη εμπροσθοτροφοδοτούμενης αρχιτεκτονικής αποτελούν η **αρχιτεκτονική ακτινικής βάσης** (Radial Basis Function – RBF) και οι **πολυεπίπεδοι perceptron²** (Multilayer perceptron – MLP). Η αρχιτεκτονική ακτινικής βάσης αποτελείται από τρία επίπεδα και χρησιμοποιούνται ευρέως χάρη στη σχεδιάσή τους, την αντοχή και τη γρήγορη & κατανοητή εκπαίδευσή τους. Οι πολυεπίπεδοι perceptron αποτελούνται από τρία σύνολα επιπέδων (εισαγωγής, κρυμμένα & εξαγωγής) και η εκπαίδευσή τους γίνεται βάσει του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης (back-propagation algorithm), όπως αναλύεται παρακάτω³ [16].

Για την **εκπαίδευση** των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται ομάδες αλγορίθμων, οι οποίοι ονομάζονται αλγόριθμοι εκπαίδευσης. Ο πιο **συνήθης** τρόπος επιβλεπόμενης μάθησης είναι η μάθηση με οπισθοδιάδοσης σφάλματος (error back-propagation). Τα νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύονται με τη μέθοδο οπίσθιας διάδοσης, ονομάζονται Backpropagation νευρωνικά δίκτυα. Κατά την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων με οπισθοδιάδοση σφάλματος, για κάθε είσοδο που δίνεται στο δίκτυο, υπολογίζονται οι έξοδοι με τη χρήση συναρτήσεων μετάβασης, για κάθε μονάδα κρυφού επιπέδου. Για κάθε μονάδα εξωτερικού επιπέδου προσμετρούνται οι διαφορές μεταξύ του

² Ο νευρώνας Perceptron ή Αντίληπτρο είναι ένα είδος νευρωνικού δικτύου. Εφευρέθηκε το 1957 στο Αεροναυτικό Εργαστήριο του Κορνέλλ (Cornell Aeronautical Laboratory) από τον Φρανκ Ρόζενμπλαττ (Frank Rosenblatt). Μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένα απλό είδος ενός εμπροσθοτροφοδοτούμενου (feed-forward) νευρωνικού δικτύου σαν ένας γραμμικός ταξινομητής [149].

³ Τα νευρωνικά δίκτυα αρχιτεκτονικής ακτινικής βάσης είναι απλούστερα και ευκολότερα στην εκπαίδευση από τα νευρωνικά δίκτυα πολυεπίπεδων perceptron. Επιπλέον, το αποτέλεσμα που προκύπτει από τα νευρωνικά δίκτυα αρχιτεκτονικής βάσης επιλέγεται κυρίως από ένα κρυμμένο επίπεδο, σε αντίθεση με τα νευρωνικά δίκτυα πολυεπίπεδων perceptron όπου το αποτέλεσμα επιλέγεται από όλα τα κρυμμένα επίπεδα

εκτιμώμενου και του επιθυμητού αποτελέσματος και μετακινούνται προς τα πίσω στις μονάδες του κρυφών επιπέδων, με στόχο να καθορίσουν τις αναγκαίες αλλαγές στη βαρύτητα (ή βάρη⁴) σύνδεσης μεταξύ των μονάδων. Οι αλλαγές έχουν ως σκοπό την ελαχιστοποίηση του ακόλουθου σφάλματος [2]. Με λίγα λόγια, ο αλγόριθμος διορθώνει ανάστροφα τη βαρύτητα σύνδεσης κάθε στρώματος, ανάλογα με τη διαφορά της πραγματικής και της προβλεπόμενης εξόδου [17].

Γενικά, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να πραγματοποιούν σύνθετες, μη γραμμικές διαδικασίες χωρίς κάποια σύνδεση μεταξύ των παραμέτρων εισόδου και εξόδου [18]. Πάνω στη δομή των νευρωνικών δικτύων βασίζεται και η Βαθιά Μάθηση (Deep Learning) [3]. Ωστόσο, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν χαρακτηριστεί από αρκετούς ερευνητές ως «**μαύρα κουτιά**». Με τον όρο μαύρο κουτί εννοείται κάθε συσκευή, αντικείμενο του οποίου είναι γνωστά τα στοιχεία εισόδου, εξόδου του, αλλά δεν γίνεται αντιληπτός ο μηχανισμός λειτουργίας του, δηλαδή οι σχέσεις που παρεμβάλλονται μεταξύ των δεδομένων. Η ονομασία αποδίδεται στο γεγονός ότι το μαύρο κουτί είναι αδιαφανές και κατά συνέπεια, ένας αλγόριθμος μπορεί να θεωρηθεί εξίσου ως ένα μαύρο κουτί.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν μεγάλη εφαρμογή σε τομείς, όπως η αναγνώριση προσώπου, δακτυλικού αποτυπώματος, την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς και των τιμών των αποθεμάτων κ.ά. [19]. Επίσης, βρίσκουν μεγάλη εφαρμογή σε προβλήματα της πετρελαϊκής βιομηχανίας όπως στον χαρακτηρισμό του ταμιευτήρα, στην επιλογή του κατάλληλου κοπτικού άκρου κ.ά. [20].

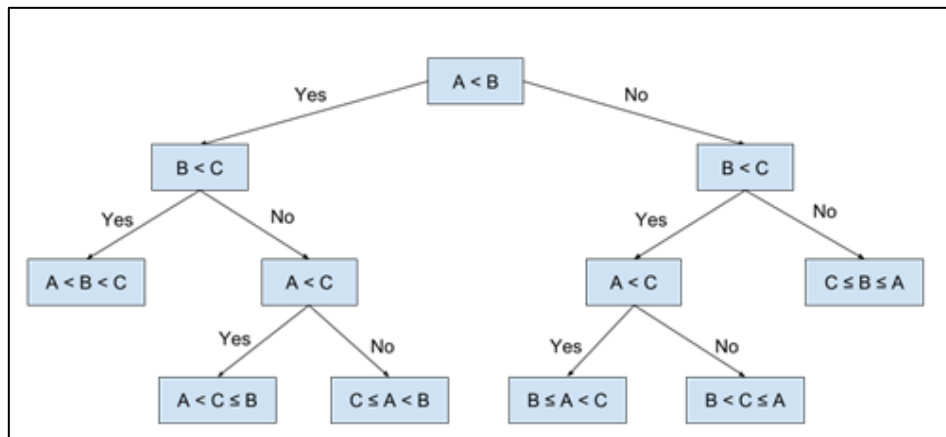
1.2.1.2 Δένδρα Αποφάσεων – Decision Trees (DT)

Τα δένδρα αποφάσεων (Decision Trees), είναι μία τεχνική μηχανικής μάθησης με στόχο τη δημιουργία ενός μοντέλου που προβλέπει την αξία μίας μεταβλητής στόχου μαθαίνοντας απλούς κανόνες απόφασης που συνάγονται από τις δυνατότητες δεδομένων. Τα δένδρα απόφασης είναι ο πιο γνωστός αλγόριθμος επιβλεπόμενης επαγωγικής μάθησης, καθώς έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορους τομείς, ιδιαίτερα σε τομείς που απαιτείται ταξινόμηση. Βρίσκει συχνή εφαρμογή στην αναγνώριση προσώπων σε εικόνες, στην ιατρική για διάγνωση περιστατικών, για

⁴Η βαρύτητα ή βάρος (weights) είναι η παράμετρος ενός νευρικού δικτύου που μετατρέπει δεδομένα εισόδου στα κρυμμένα επίπεδα του δικτύου. Τα βάρη ελέγχουν το σήμα (ή την ισχύ της σύνδεσης) μεταξύ δύο νευρώνων και πρακτικά καθορίζουν πόση επιρροή θα έχει η είσοδος στην έξοδο [150, 151].

προβλέψεις απαραίτητες στη διαφήμιση, στην προώθηση προϊόντων και, γενικότερα, στην «εξόρυξη δεδομένων» (data mining).

Τα δένδρα αποφάσεων χρησιμοποιούνται τόσο για την κατηγοριοποίηση των μεταβλητών (ταξινόμηση), όσο και για την παλινδρόμηση. Ο αλγόριθμος των δέντρων απόφασης οδηγεί στη δημιουργία μίας δενδροειδούς μορφής που τα φύλλα της αποτελούν κατηγορίες ταξινόμησης (classes). Η δενδροειδής αυτή μορφή μπορεί να αναγνωστεί και ως ένα σύνολο κανόνων που καλούνται κανόνες ταξινόμησης (classification rules) (Εικόνα 1-6).



Εικόνα 1-6: Αναπαράσταση της Δομής των Δένδρων Αποφάσεων [21]

Η δενδρική παλινδρόμηση είναι μία παραλλαγή που χαρτογραφεί το χώρο εισαγωγής σε έναν πραγματικό τομέα, προβλέποντας ονομαστικές τιμές κλάσης και τιμές αριθμητικών πεδίων μέσω λογικών προσεγγίσεων. Στην ουσία δηλαδή, η παράμετρος εξόδου αποτελείται από πραγματικούς αριθμούς [22].

1.2.1.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης – Support Vector Machine (SVM)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι ένα μέρος του πεδίου της μηχανικής μάθησης [23]. Αναπτύχθηκαν το 1992 από το Vapnik σε συνεργασία με τα Bell Laboratories [18]. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι ένας εποπτευόμενος αλγόριθμος εκπαίδευσης που μπορεί να είναι χρήσιμος για σκοπούς ταξινόμησης και παλινδρόμησης (Vapnik, 1998).

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική ταξινόμησης μοτίβων με βάση τη μηχανική μάθηση που διατίθεται σήμερα. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι μία ισχυρή τεχνική ταξινόμησης και παλινδρόμησης που μεγιστοποιεί την ακρίβεια πρόβλεψης ενός μοντέλου χωρίς να ξεπερνά τα δεδομένα εκπαίδευσης. Επιπλέον, είναι ιδιαίτερα κατάλληλες για την

ανάλυση μεγάλου αριθμού δεδομένων [12]. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χαρτογραφούν τα δεδομένα σε ένα χώρο μεγάλων διαστάσεων, με στόχο την ταξινόμηση των σημείων των δεδομένων, μετατρέπουν τα δεδομένα, ώστε να μπορούν να δημιουργήσουν ένα υπερεπίπεδο (hyperplane) και προβλέπουν τα χαρακτηριστικά της ομάδας.

1.2.2 Έμπειρα Συστήματα – Expert System (ES)

Τα έμπειρα συστήματα ήταν ανάμεσα στις πρώτες πραγματικά επιτυχημένες μορφές του λογισμικού της τεχνητής νοημοσύνης. Ένα Έμπειρο Σύστημα είναι ένα σύστημα το οποίο προσπαθεί να επιδείξει ικανότητες αναφορικά με τη λήψη παρόμοιων αποφάσεων με εκείνες ενός ειδήμονα για ένα γνωστικό τομέα. Πρακτικά, μιμείται την ικανότητα ενός εμπειρογνώμονα στη λήψη αποφάσεων [2]. Τα έμπειρα συστήματα σχεδιάστηκαν για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων βασιζόμενα στη διαθέσιμη γνώση σε ένα γνωστικό πεδίο, όπως κάνει ένας εμπειρογνώμονας, και όχι εκτελώντας μία ακριβή διαδικασία επίλυσης, την οποία έχει προδιαγράψει ένας προγραμματιστής υπολογιστών [24].

Ένα έμπειρο σύστημα έχει μοναδική δομή, διαφορετική από τα παραδοσιακά προγράμματα. Διαιρείται σε δύο μέρη, το σταθερό, ανεξάρτητο από το έμπειρο σύστημα: η μηχανή εξαγωγής συμπερασμάτων, και το μεταβλητό: η βάση γνώσης. Για να «τρέξει» ένα έμπειρο σύστημα, η μηχανή σκέφτεται λογικά στηριζόμενη στη βάση γνώσης, όπως ο άνθρωπος.

Όταν χρησιμοποιείται ένα έμπειρο σύστημα, ένας εμπειρογνώμονας εισάγει απλώς τους κανόνες στη βάση γνώσης. Κάθε νέος εισαγόμενος κανόνας προσθέτει νέα γνώση καθιστώντας με αυτόν τον τρόπο, το έμπειρο σύστημα πιο νοήμον. Αντίθετα, ένα συμβατικό πρόγραμμα είναι συνδυασμός της γνώσης και της δομής ελέγχου για την επεξεργασία της τελευταίας. Ο συνδυασμός αυτός δυσκολεύει την κατανόηση και την αναθεώρηση του κώδικα του προγράμματος, καθώς οποιαδήποτε αλλαγή στον κώδικα επιδρά τόσο στη γνώση, όσο και στην επεξεργασία της.

Απλούστερα, τα έμπειρα συστήματα, είναι ένα εργαλείο κατάλληλα σχεδιασμένο να επιλύει δύσκολα προβλήματα λήψης αποφάσεων, τα οποία βασίζονται σε γνώση συγκεντρωμένη από ειδήμονες. Υπό αυτό το πρίσμα, ένα έμπειρο σύστημα αναμένεται να ενεργεί σε όλα του τα σημεία παρόμοια με τον τρόπο που θα ενεργούσε ένας ειδήμονας [2].

Τα πρώτα έμπειρα συστήματα δημιουργήθηκαν τη δεκαετία του 1970 και έπειτα αναπτύχθηκαν ραγδαία τη δεκαετία του 1980. Τα έμπειρα συστήματα είναι σχεδιασμένα για να διευκολύνουν τα εκάστοτε καθήκοντα στα πεδία της λογιστικής, της ιατρικής, της παραγωγής, του ανθρώπινου δυναμικού και των βιντεοπαιχνιδιών [24]. Στην πετρελαϊκή βιομηχανία, χρησιμοποιούνται κυρίως, στην ανάλυση των διαγραφιών γεωτρήσεων, στη συντήρηση του εξοπλισμού και στην γεωτρητική διαδικασία.

1.2.3 Ασαφής Λογική - Fuzzy Logic (FL)

Η ασαφής λογική αποτελεί γενίκευση της κλασσικής λογικής και παρέχει μηχανισμούς προσεγγιστικού συλλογισμού (approximate reasoning) και εξαγωγής συμπεράσματος (decision making). Ο προσεγγιστικός συλλογισμός είναι μία προσπάθεια να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος τρόπος σκέψης και συμπερασμού, δεδομένου ότι ο άνθρωπος εγκέφαλος πραγματοποιεί περισσότερο **προσεγγιστικούς** συλλογισμούς βασιζόμενος σε ποιοτικά κριτήρια αντίληψης, παρά σε ακριβείς συλλογισμούς βασισμένους σε πληθώρα δεδομένων.

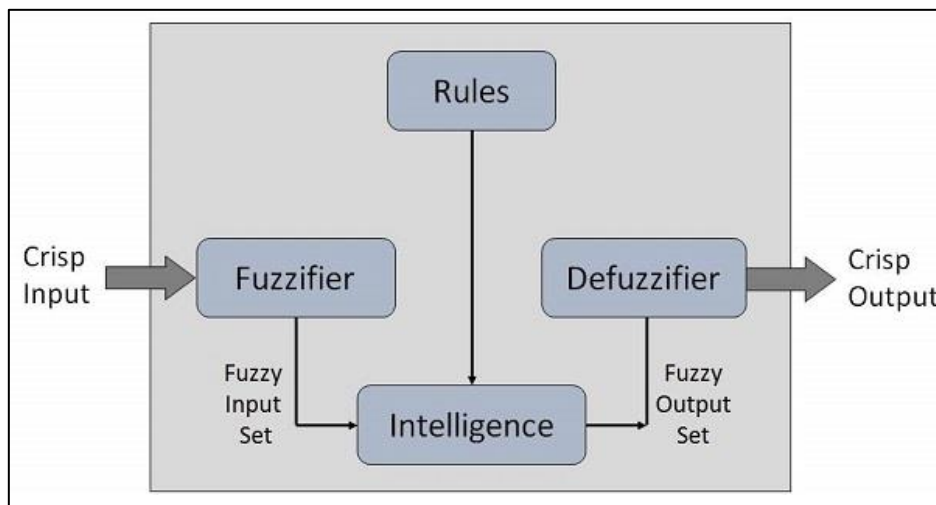
Γενικά, η ασαφής λογική είναι μία επέκταση της κλασσικής – παραδοσιακής Αριστοτέλειας δίτιμης λογικής, για την έκφραση λογικών – γλωσσικών εννοιών και για την αναπαράσταση γνώσης και πληροφοριών σε περιβάλλοντα αβεβαιότητας και ασάφειας, δηλαδή μπορεί να είναι αληθής "με κάποιο βαθμό αληθείας", και όχι απλά αληθής ή ψευδής. Βασίζεται στην επέκταση της έννοιας του κλασσικού συνόλου που ορίζεται στο δίτιμο σύνολο $\{0,1\}$ ή αλλιώς στη γενικευμένη έννοια του ασαφούς συνόλου στο κλειστό διάστημα $[0,1]$. Η ασαφής λογική είναι μία διαδικασία η οποία μοιάζει με τη φυσική λειτουργία του ανθρώπου να παίρνει αποφάσεις [25].

Ο Lotfi Zadeh, εφευρέτης της ασαφούς λογικής, παρατήρησε ότι σε αντίθεση με τους υπολογιστές, η ανθρώπινη λήψη αποφάσεων περιλαμβάνει μία σειρά δυνατοτήτων μεταξύ του «ναι» και του «όχι», όπως (πιθανώς ναι/όχι, σίγουρα ναι/όχι, δεν ξέρω). Η ασαφής λογική βασίζεται στην πιθανότητα της παραμέτρου εισόδου για να εξάγει μία συγκεκριμένη παράμετρο εξόδου [26].

Η αρχιτεκτονική της βασίζεται σε τέσσερα (4) μέρη. Αυτά είναι:

1. Η μονάδα ασαφοποίησης (Fuzzifier), η οποία μετατρέπει τις εισόδους του συστήματος, που είναι ευκρινείς αριθμοί (crisp input), σε ασαφή σύνολα (fuzzy sets)

2. Η βάση γνώσης, η οποία αποθηκεύει τους κανόνες AN – TOTE (IF-THEN) που παρέχονται από ειδικούς.
3. Ο κινητήρας συμπερασμάτων (Inference Engine), ο οποίος προσομοιώνει τη συλλογιστική διαδικασία του ανθρώπου εξάγοντας ασαφή συμπεράσματα ως παραμέτρους εξόδου (fuzzy outputs sets).
4. Η μονάδα αποσαφοποίησης (Defuzzifier), η οποία μετατρέπει το ασαφές σύνολο που λαμβάνεται από τον κινητήρα συμπερασμάτων σε μια ευκρινή τιμή (crisp output).



Εικόνα 1-7: Μηχανισμός Λειτουργίας Ασαφούς Λογικής [26]

Ένα απλό παράδειγμα ασαφούς λογικής είναι η λειτουργία ενός κλιματιστικού, το οποίο ανάλογα με την εξωτερική θερμοκρασία και την επιθυμητή θερμοκρασία που χρειάζεται ένα δωμάτιο, δίνει εντολή για θέρμανση ή ψύξη.

Η ασαφής λογική έχει ευρεία χρήση στη βιομηχανία του πετρελαίου. Μπορεί να εφαρμοστεί στον χαρακτηρισμό του ταμειυτήρα, στην ανάλυση των πετροφυσικών χαρακτηριστικών του, καθώς επίσης και στην ανάλυση για τη λήψη αποφάσεων. Ωστόσο, παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην ασφαλή όρυξη και λειτουργία των γεωτρήσεων, και συγκεκριμένα στην έγκαιρη πρόγνωση επικίνδυνων καταστάσεων.

1.2.4 Μάθηση με Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις – Case-Based Reasoning (CBR)

Η Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις βασίζεται στην αξιοποίηση της υπάρχουσας εμπειρίας και στην έρευνα περιπτώσεων – προβλημάτων (cases) που

αντιμετωπίστηκαν με επιτυχή τρόπο κατά το παρελθόν, ούτως ώστε ένα νέο πρόβλημα να επιλυθεί με παρόμοιο τρόπο. Η επιτυχής έρευνα για την επιλογή κατάλληλων παρελθοντικών περιπτώσεων στηρίζεται στην ομοιότητά τους με την εκάστοτε τρέχουσα περίπτωση. Συνήθως, χρησιμοποιείται για περιπτώσεις διερμηνείας (interpretation) και για επίλυση προβλημάτων (problem-solving).

Η επίλυση μίας νέας περίπτωσης προκύπτει μέσα από την επιλογή της πλέον κατάλληλης περίπτωσης από τις παρελθοντικές περιπτώσεις και την προσαρμογή της λύσης της. Γενικά, η συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις στηρίζεται σε δύο (2) αρχές σχετικές με τη φύση του κόσμου:

1. Ο κόσμος είναι κανονικός, δηλαδή όμοια προβλήματα έχουν όμοια λύση.
2. Προβλήματα που κάποιος αντιμετωπίζει έχουν την τάση να ξανασυμβούν. Συνεπώς, μελλοντικά προβλήματα, κατά πάσα πιθανότητα θα μοιάζουν με τρέχοντα προβλήματα.

Η μάθηση με συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις είναι μία από τις μεθόδους μηχανικής μάθησης. Ως επί το πλείστον, βασίζεται στις ειδικές γνώσεις που έχουν αποκτηθεί μέσα από την επιτυχή αντιμετώπιση παλαιότερων περιπτώσεων και οι οποίες έχουν καταχωρηθεί μέσα σε βάσεις περιπτώσεων επιτρέποντας την αξιοποίησή τους για την αντιμετώπιση παρόμοιων νέων περιπτώσεων.

Η μάθηση με συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις ξεκινά με ένα σύνολο περιπτώσεων/παραδειγμάτων εκπαίδευσης και σχηματίζει γενικεύσεις βάσει αυτών, εντοπίζοντας τα κοινά σημεία μεταξύ μίας ανακτηθείσας περίπτωσης και του προβλήματος.

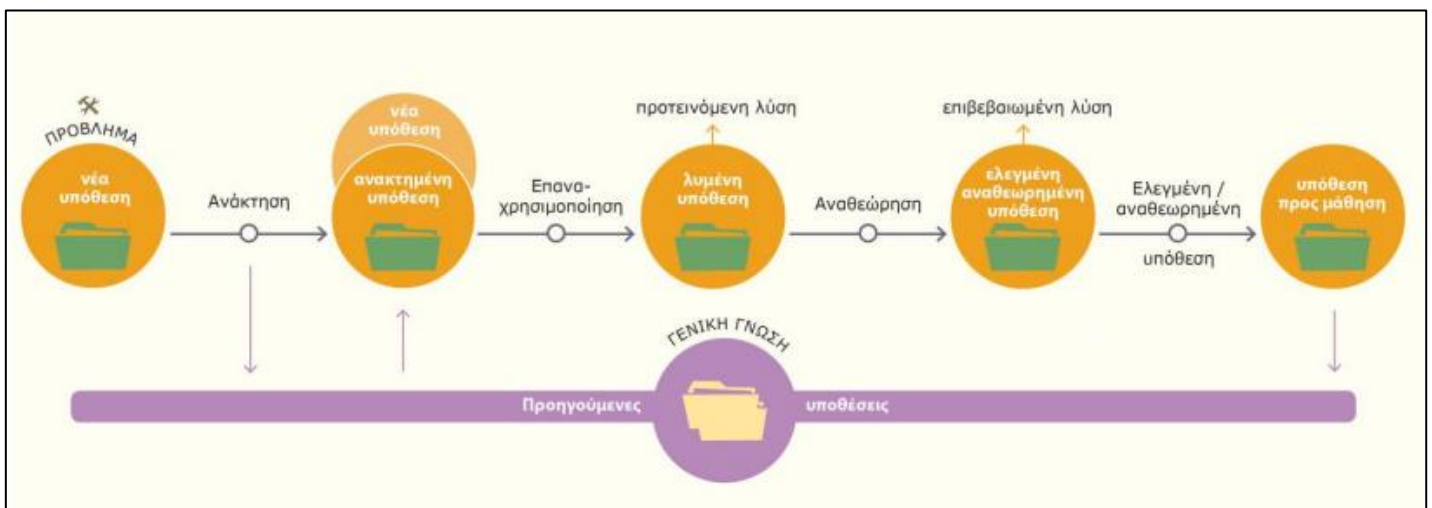
Συνολικά, τέσσερις (4) είναι οι βασικές λειτουργίες της αυτής συλλογιστικής, οι οποίες είναι η:

1. Ανάκτηση (retrieve)
2. Επαναχρησιμοποίηση (reuse)
3. Τροποποίηση (revise)
4. Διατήρηση (retain)

Το νέο πρόβλημα καθορίζει μια νέα περίπτωση (New Case), η οποία χρησιμοποιείται για την ανάκτηση (retrieve) μίας άλλης, μέσα από τη συλλογή των προηγούμενων περιπτώσεων (Previous Cases). Η ανακτημένη περίπτωση (Retrieved Case)

συνδυάζεται με τη νέα μέσω της επαναχρησιμοποίησης (reuse), δίνοντας μία προτεινόμενη λύση (Suggested Solution) για το προς επίλυση πρόβλημα. Μέσω της διαδικασίας αναθεώρησης (revise), η λύση που προτείνεται (Solved Case) δοκιμάζεται στο πραγματικό περιβάλλον ή αξιολογείται από έναν ειδικό (Tested Case), και εφόσον προσφέρει τα επιθυμητά αποτελέσματα, γίνεται αποδεκτή (Confirmed Solution). Αλλιώς, τροποποιείται κατάλληλα (Repaired Case) και επαναξιολογείται εκ νέου, μέχρι να φέρει αποδεκτές λύσεις [2].

Κατά τη διαδικασία διατήρησης (retain), η αποκτηθείσα εμπειρία (Learned Case) διατηρείται για μελλοντική χρήση, είτε ενημερώνοντας τη βάση των περιπτώσεων με τη νέα επιλυμένη περίπτωση, είτε μετατρέποντας την ανακτημένη περίπτωση, για να αποτελέσει λύση. Η παραπάνω διαδικασία παρουσιάζεται στην Εικόνα 1-8.



Εικόνα 1-8: Μηχανισμός Λειτουργίας Συλλογιστικής Βασισμένη σε Περιπτώσεις [2]

1.2.5 Γενετικοί Αλγόριθμοι – Genetic Algorithms (GA)

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι ένα υποσύνολο τεχνικών της τεχνητής νοημοσύνης, οι οποίες εφαρμόζονται ως διαδικασία βελτιστοποίησης. Αυτή η διαδικασία χρησιμοποιεί αρχές της φυσικής γενετικής και επιλογής των ειδών.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν μία από τις μεθόδους που χρησιμοποιεί η τεχνητή νοημοσύνη, που πλαισιώνουν την μηχανική μάθηση στην Εξελικτική Μάθηση (Evolutionary Learning). Πιο συγκεκριμένα, οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι γνωστικά συστήματα που μιμούνται την αναπαραγωγική διαδικασία πληθυσμών απλών βιολογικών οργανισμών κατά τη φάση της φυσικής εξέλιξης.

Η κεντρική ιδέα για την δημιουργία των γενετικών αλγορίθμων είναι η μίμηση των μηχανισμών της φύσης. Ο John Holland εντυπωσιασμένος από την θεωρία του Δαρβίνου «Εξέλιξης των ειδών», φαντάστηκε ότι μερικές ιδέες και λειτουργίες που ισχύουν στη φύση θα μπορούσαν να ενσωματωθούν και στους υπολογιστές μέσω αλγορίθμων.

Ο τόπος επίλυσης του εκάστοτε προβλήματος μοιάζει με την κωδικοποίηση που λαμβάνει χώρα σε κυτταρικό επίπεδο, δηλαδή σε μία απλή δομή, όπως ένα χρωμόσωμα. Όπως το χρωμόσωμα που ακολουθεί φυσικές διαδικασίες για την επιλογή του κατάλληλου ζεύγος του, έτσι και ο γενετικός αλγόριθμος επιλέγει τις εκάστοτε ενδεδειγμένες λύσεις.

Συγκεκριμένα, οι γενετικοί αλγόριθμοι διατηρούν ένα πληθυσμό από πιθανές λύσεις με κάθε μία να αξιολογείται, δίνοντας ένα μέτρο για την ορθότητά της. Με τη λήξη της αξιολόγησης όλου του πληθυσμού, δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός, ο οποίος προέρχεται από την επιλογή των καταλληλότερων στοιχείων του προηγούμενου. Μερικά μέλη από τον νέο πληθυσμό τροποποιούνται μέσω της μετάλλαξης (mutation)⁵ και της διασταύρωσης⁶ (crossover ή mating) δημιουργώντας νέες πιθανές λύσεις.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν βασικό εργαλείο βελτιστοποίησης λύσεων. Τα τελευταία χρόνια, το ενδιαφέρον για τις διαδικασίες βελτιστοποίησης έχει αυξηθεί ιδιαίτερα, καθώς οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι μπορούν και συνδυάζουν πληροφορίες από άμεσες και από στοχαστικές τεχνικές αναζήτησης. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο οι γενετικοί αλγόριθμοι θεωρούνται πιο εύρωστοι από τις υπάρχουσες μεθόδους άμεσης αναζήτησης. Επιπλέον, οι γενετικοί αλγόριθμοι διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων πάνω στον οποίο πειραματίζονται, εν αντιθέσει με τις υπόλοιπες μεθόδους αναζήτησης οι οποίες επεξεργάζονται τον πληθυσμό τοπικά [27].

Κατά συνέπεια, οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν ένα εν δυνάμει εργαλείο για την επίλυση πολλών προβλημάτων που χρήζουν βελτιστοποίησης και στον πετρελαϊκό τομέα. Επιπροσθέτως, είναι σημαντικοί και στην έξυπνη αυτοματοποίηση και στη βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο της συνολικής διαδικασίας παραγωγής πετρελαίου και αερίου [18].

⁵ Μετάλλαξη χαρακτηρίζεται κάθε μεταβολή που μπορεί να συμβεί στο γενετικό υλικό ενός οργανισμού [152].

⁶ Συνδυασμός των γενετικών υλικών των δύο γονέων

1.2.6 Νοημοσύνη Σμήνους – Swarm Intelligence (SI)

Η Νοημοσύνη Σμήνους αποτελεί ένα κλάδο της υπολογιστικής νοημοσύνης ο οποίος συζητά τη συλλογική συμπεριφορά που αναδύεται μέσα σε αυτο-οργανωμένες κοινωνίες πρακτόρων (βλ. κεφ. 1.1.2). Η νοημοσύνη σμήνους εμπνεύστηκε μέσα από την παρατήρηση της συλλογικής συμπεριφοράς ομάδων στη φύση, όπως η κίνηση των πουλιών και των ψαριών.

Ο όρος πρωτοεισήχθη από τους Gerardo Beni και Jing Wang το 1989. Η νοημοσύνη σμήνους είναι μία ιδιότητα συστημάτων που επιδεικνύουν συλλογικά ευφυή συμπεριφορά. Η συλλογική συμπεριφορά τέτοιων οικοσυστημάτων, κωδικοποιείται στο σύνολο κανόνων που προκύπτουν από την αλληλεπίδραση πολλαπλών παραγόντων και όχι από έναν μεμονωμένο πράκτορα [28].

Ένα σύστημα αντιπροσωπεύει μία οντότητα η οποία ανιχνεύει το περιβάλλον προκειμένου να εκτελέσει μία ενέργεια που έχει επιλέξει. Η κάθε οντότητα λειτουργεί αυτόνομα δημιουργώντας μία συνολική συλλογική συμπεριφορά. Δεν παίρνουν οδηγίες από κανέναν, λαμβάνουν αποφάσεις, και μέσα από απλούς κανόνες εμφανίζονται φαινόμενα τα οποία προέρχονται από τη συλλογική συμπεριφορά και ευφυΐα. Φυσικά παραδείγματα της νοημοσύνης σμήνους αποτελούν οι αποικίες μυρμηγκιών, τα σμήνη πουλιών, τα κοπάδια ζώων και ψαριών.

Η νοημοσύνη σμήνους περιέχει πολλούς αλγόριθμους εκ των οποίων ο πιο χαρακτηριστικός είναι ο αλγόριθμος της Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization – PSO). Ο αλγόριθμος της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων ανήκει στην κατηγορία των μεταεβριστικών⁷ αλγορίθμων και προέκυψε μέσα από την εργασία των Kennedy & Eberhart το 1995. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος βελτιώθηκε από τον Clerc. Ο αλγόριθμος αυτός αποτελεί τον πιο γνωστό έξυπνο αλγόριθμο βασισμένο σε σμήνη. Η μέθοδος της βελτιστοποίησης εμπνεύστηκε από το μοντέλο της αυτό-οργάνωσης και συνεργασίας που παρατηρείται σε ομάδες έμβιων όντων [29].

Ο αλγόριθμος βελτιστοποιεί ένα πρόβλημα προσπαθώντας να βελτιώσει μία υποψήφια λύση έχοντας ένα δεδομένο μέτρο ποιότητας. Επιλύει ένα πρόβλημα

⁷ Στην επιστήμη των υπολογιστών, ένας μεταεβριστικός είναι μια διαδικασία υψηλότερου επιπέδου σχεδιασμένη για να βρει, να δημιουργήσει ή να επιλέξει ένα ευρετικό (μερικός αλγόριθμος αναζήτησης) παρέχοντας μια αρκετά καλή λύση σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, ειδικά όταν οι πληροφορίες είναι ελλιπείς ή ατελείς ή όταν η ικανότητα υπολογισμού είναι περιορισμένη [153]

βασιζόμενο σ' έναν πληθυσμό υποψήφιων λύσεων, που ονομάζονται σωματίδια και μετακινώντας αυτά τα σωματίδια στον χώρο αναζήτησης σύμφωνα με απλούς μαθηματικούς τύπους πάνω από τη θέση και την ταχύτητα του σωματιδίου. Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων είναι ένας μεταευριστικός αλγόριθμος δεδομένου ότι κάνει λίγες ή καθόλου υποθέσεις σχετικά με τη βελτιστοποίηση του προβλήματος και δυνάται να ερευνήσει αρκετά μεγάλους χώρους υποψήφιων λύσεων [30].

Οι τεχνικές που βασίζονται στην νοημοσύνη σμήνους μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε διάφορες εφαρμογές. Ο στρατός των ΗΠΑ ερευνά τεχνικές σμήνους για τον έλεγχο τηλεκατευθυνόμενων οχημάτων, ενώ η NASA ερευνά τη χρήση της τεχνολογίας σμήνους για χαρτογράφηση των πλανητών. Αντίστοιχα, η χρήση της νοημοσύνης σμήνους, και δη της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, στη πετρελαϊκή βιομηχανία έχει αυξηθεί. Συνήθως, χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με άλλες μεθόδους. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμος, για την πρόβλεψη της παραγωγής πετρελαίου και την εκτίμηση της ετήσιας παραγωγής, καθώς επίσης και για την ανίχνευση των ρωγματώσεων [31].

1.2.7 Υβριδικά Συστήματα – Hybrid Systems

Πολλές φορές, χρησιμοποιείται παραπάνω από μία τεχνική τεχνητής νοημοσύνης, για την επίλυση ενός προβλήματος. Το σύστημα εκείνο που συνδυάζει δύο ή περισσότερες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης αξιοποιώντας τα πλεονεκτήματά της κάθε τεχνικής, ονομάζεται **υβριδικό**.

Βασικός παράγοντας στην επιτυχία τους, είναι η συνεργασία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, της ασαφούς λογικής και των γενετικών αλγορίθμων. Κάθε μεθοδολογία δίνει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθούν τόσο οι γνώσεις, όσο και τα δεδομένα για την επίλυση των προβλημάτων. Με τον τρόπο αυτόν, τα υβριδικά συστήματα είναι αποτελεσματικά σε μία γκάμα σύνθετων προβλημάτων σε διάφορους τομείς.

Η γνωστική επιστήμη, ορίζει κάθε φυσικό ευφυές σύστημα ως υβριδικό, επειδή εκτελεί νοητικές λειτουργίες σε συμβολικά (symbolic) και υπο-συμβολικά (sub-symbolic) επίπεδα [32].

Οι υβριδικές μορφές τεχνητής νοημοσύνης έγιναν ιδιαίτερα διάσημες χάρη της επιτυχίας που είχαν στα σύνθετα προβλήματα του πραγματικού κόσμου, όπως η συμμετοχή τους στην βιομηχανία ηλεκτρικής ενέργειας στο Ηνωμένο Βασίλειο και στις τηλεπικοινωνίες. Στην πετρελαϊκή βιομηχανία, πιο συγκεκριμένα, βρίσκουν χρήση στον προσδιορισμό θέσης της γεώτρησης, στον πρόβλεψη της διαπερατότητας των σχηματισμών και των φυσικοχημικών ιδιοτήτων του πετρελαίου κ.ά.

1.2.8 Πλεονεκτήματα/ Μειονεκτήματα Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης

Όλες οι τεχνικές παρουσιάζουν συγκεκριμένα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Η εκάστοτε επιλογή της τεχνικής, όπως και η σύγκρισή της με τις υπόλοιπες τεχνικές βασίζεται πάνω στα χαρακτηριστικά που παρουσιάζει η καθεμία.

Για παράδειγμα, τα νευρωνικά δίκτυα επιλέγονται στις περιπτώσεις που η βάση δεδομένων περιέχει σημαντικό όγκο πληροφοριών (πλεονέκτημα), αλλά η ταχύτητα με την οποία οδηγούν το μοντέλο στη λύση του προβλήματος (ταχύτητα σύγκλισης) είναι μικρή (μειονέκτημα).

Ο Πίνακας 1-1, παρουσιάζει συγκεντρωτικά μερικά από τα πλεονεκτήματα/μειονεκτήματα των προηγούμενων τεχνικών, όπως έχουν συγκεντρωθεί από διάφορες βιβλιογραφικές αναφορές [2, 18, 23, 33, 34], με στόχο να διευκολύνει την κατανόηση των παρακάτω κεφαλαίων.

Πίνακας 1-1: Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης

ΤΕΧΝΙΚΗ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ	ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ
Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	Έχουν απλή και πρακτική εφαρμογή	Έχουν μικρή ταχύτητα σύγκλισης
	Χρησιμοποιούνται με μεγάλες βάσεις δεδομένων, λόγω της υψηλής ικανότητάς εκπαίδευσής τους	Οι προβλέψεις/ λύσεις τους είναι μη αποδεκτές για μικρές βάσεις δεδομένων
	Είναι πρακτικά στη χρήση, όταν υπάρχει δυσκολία στο σχηματισμό μη γραμμικών σχέσεων μεταξύ των παραμέτρων εισόδου-εξόδου	Δείχνουν αδυναμία χειρισμού αβεβαιοτήτων
Δένδρα Αποφάσεων	Είναι εύκολα στη χρήση	Υπάρχει δυσχέρεια στη διαχείριση χαρακτηριστικών με πολλές τιμές
	Απαιτούν λιγότερη προσπάθεια για την προετοιμασία δεδομένων κατά την προεπεξεργασία σε σχέση με άλλους αλγορίθμους	Παρουσιάζει αδυναμία λειτουργίας, όταν στο σύνολο εκπαίδευσης υπάρχουν δείγματα χωρίς τιμές σε ορισμένα από τα χαρακτηριστικά τους
	Μπορούν να συνδυαστούν με άλλες τεχνικές	Απαιτείται πολύς χρόνος για την εκπαίδευσή τους
Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης	Έχουν καλύτερη ικανότητα γενίκευσης σε σχέση με άλλες τεχνικές	Δεν είναι κατάλληλη μέθοδος για μεγάλο πλήθος δεδομένων

ΤΕΧΝΙΚΗ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ	ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ
	Απαιτούν μικρό χρόνο εκπαίδευσης	Είναι πιο περίπλοκα από τα δένδρα αποφάσεων
	Μπορούν να χρησιμοποιήσουν εικόνες ως παραμέτρους – εισόδους	Απαιτούν υψηλές δυνατότητες μνήμης
Γενετικοί Αλγόριθμοι	Η δομή τους είναι εύκολη στη χρήση	Δίνουν απρόβλεπτα αποτελέσματα
	Έχουν υψηλή ικανότητα να βελτιώνουν την απόδοση του μοντέλου	Λιγότερο αποδοτικό σε σχέση με τη βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων Παρουσιάζουν χαμηλή ταχύτητα σύγκλισης για σύνθετα προβλήματα
Ασαφής Λογική	Είναι απλή, γρήγορη τεχνική και δεν επηρεάζεται από αλλαγές στο περιβάλλον δράσης	Λόγω της ανακρίβειας που υπάρχει στα αποτελέσματα, τα τελευταία δεν γίνονται εύκολα αποδεκτά
	Μπορεί να λειτουργήσει με ελλιπή ή κατά προσέγγιση δεδομένα	Η ακρίβεια της διακυβεύεται όταν το σύστημα λειτουργεί σε ανακριβή δεδομένα
	Περιγράφει τα συστήματα ως συνδυασμός αριθμητικών και συμβολικών συστημάτων	Αυτά τα συστήματα απαιτούν συχνές δοκιμές λειτουργίας και επαλήθευσης
Έμπειρα Συστήματα	Είναι δυνατή η ενασχόληση με ελλιπή και αβέβαιη γνώση	Ένα τυπικό έμπειρο σύστημα έχει αδυναμία να μάθει. Σε γενικές γραμμές, δεν έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν από την εμπειρία.
	Προσφέρουν υψηλή αξιοπιστία	Απαιτούν πολύ χρόνο για να φτάσουν στη λύση του προβλήματος
	Παρέχουν γρήγορες και αποτελεσματικές λύσεις	Έχουν χαμηλή ευελιξία σε μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα
Νοημοσύνη Σμήνους (Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων)	Έχει απλή δομή	Χαμηλή ταχύτητα σύγκλισης
	Χρειάζεται περιορισμένο αριθμό παραμέτρων – εισόδου για την εφαρμογή του	Σε υψηλής κλίμακας προβλήματα, είναι λιγότερο αποδοτική σε σχέση με άλλες μεθόδους
	Χρειάζονται λίγο χρόνο υπολογισμού της λύσης	Οι αρχικές παράμετροι εισόδου είναι δύσκολο να προσδιοριστούν
Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις	Βοηθάει το σύστημα να εντοπίσει τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά του προβλήματος και να επικεντρώσει τη συλλογιστική του σε αυτά	Οι παρελθοντικές περιπτώσεις μπορεί να είναι “ελλιπείς”.
	Βοηθάει το σύστημα να αποφύγει την επανάληψη παρελθοντικών προβλημάτων τα οποία μπορεί να αναδείξουν οι περιπτώσεις.	Υπάρχει δυσκολία στην ανάκτηση σχετικών περιπτώσεων.
	Επιτρέπει στο σύστημα να προτείνει λύσεις σε προβλήματα γρήγορα	

1.3 Ιστορική Αναδρομή

Ωστόσο, ακόμη και σήμερα υπάρχουν κάποια αναπάντητα ερωτήματα. Πώς δημιουργήθηκε η τεχνητή νοημοσύνη; Πώς έλαβε αυτή την ονομασία; Πώς αναπτύχθηκε; Και κυρίως πώς κατέλαβε τέτοια θέση στην παγκόσμια τεχνολογία; Όλα αυτά τα ερωτήματα μπορούν να απαντηθούν, μέσω της παρατήρησης και της καταγραφής τόσο των εφαρμογών, όσο και των αποτελεσμάτων της.

Η ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης ξεκίνησε μέσα από την ανάγκη για πιο εκτενή μελέτη της ανθρώπινης νοημοσύνης και του εγκεφάλου. Χάρη στην ανακάλυψη του μικροσκοπίου, παρατηρήθηκαν οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων και του κεντρικού νευρικού συστήματος του εγκεφάλου. Η επιστήμη των υπολογιστών, βασιζόμενη σε αυτή την επικοινωνία των νευρώνων με το νευρικό σύστημα, δημιούργησε το τεχνητό νευρικό σύστημα, αποτελώντας μία από τις πιο καινοτόμες δημιουργίες της τεχνητής νοημοσύνης [35].

Η πρώτη ανάπτυξη νευρικών δικτύων πραγματοποιείται το 1943, όταν οι Warren McCulloch και Walter Pitts, νευροφυσιολόγος και μαθηματικός αντίστοιχα, κατέγραψαν το νευρικό σύστημα και ανέπτυξαν μέσω ηλεκτρικού συστήματος το νευρικό δίκτυο [36]. Αυτό το νευρικό δίκτυο ήταν ένα μοντέλο τεχνητών νευρώνων που ήταν ικανό να μαθαίνει και κατόπιν να προχωρεί σε όποιον μαθηματικό υπολογισμό χρειαζόνταν [7].

Το 1949, με την θεωρία του Hebbian⁸, τα νευρωνικά δίκτυα έλαβαν μεγαλύτερη αξία και σημασία από τους επιστήμονες.

Το 1950, ο Alan Turing δημιουργεί το ομώνυμο τεστ ή αλλιώς το «Τεστ Μίμησης» [7].

Το 1951, οι Minsky και Edmonds κατέφεραν να θέσουν σε εφαρμογή το πρώτο νευρωνικό δίκτυο, το SNARC - Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator – το οποίο λειτουργούσε με 40 νευρώνες και χρησιμοποιούσε 3.000 λυχνίες. Το 1952,

⁸ Η θεωρία Hebbian βασίστηκε στο γεγονός ότι μία σύναψη μεταξύ δύο νευρώνων ενισχύεται, εφόσον οι νευρώνες αυτοί παρουσιάζουν αποτελέσματα υψηλής αντιστοιχίας μεταξύ τους. Ο αλγόριθμος της θεωρίας αύξανε το βάρος (τη σημασία) της σύνδεσης με την προϋπόθεση ότι οι νευρώνες παρουσίαζαν καλή αντιστοιχία για τη σύναψη. Βάσει αυτού αναπτύχθηκε ο πολυεπίπεδος perceptron στον οποίο μετέπειτα βασίστηκε το πολυστρωματικό δίκτυο (multi-layer network).

δημιουργείται το πρώτο πρόγραμμα ηλεκτρονικού υπολογιστή το οποίο μπορούσε να μάθει και να λειτουργήσει [2].

Το 1956, επινοείται ο όρος **τεχνητής νοημοσύνης**. Η έρευνα γύρω από την τεχνητή νοημοσύνη εστιάζεται κυρίως στην επίλυση προβλημάτων.

Το 1958 αναπτύσσεται ο πολυεπίπεδος perceptron, βασισμένος στη θεωρία του Hebbian. Το 1959, διοργανώνεται συνάντηση μεταξύ των John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon και Nathaniel Rocheste στο Dartmouth. Κύριο θέμα συζήτησης ήταν τα νευρωνικά δίκτυα και η ανάπτυξη της ευφυΐας. Το επίτευγμα αυτής της συζήτησης ήταν να δοθεί όνομα σε αυτή τη νέα επιστήμη. Το όνομα που ορίστηκε και επικράτησε ήταν «**Τεχνητή Νοημοσύνη**».

Μέσα στη δεκαετία του '60, το Υπουργείο Άμυνας των ΗΠΑ έδειξε ιδιαίτερο ενδιαφέρον για το νέο αυτό τύπο εργασίας και ξεκίνησε την εκπαίδευση των υπολογιστών στη μίμηση της ανθρώπινης συλλογιστικής.

Το 1965 & 1968 ο Zadeh εισάγει τους όρους «Ασαφή Σύνολα» (Fuzzy Sets, 1965) και «Ασαφείς Αλγόριθμοι» (Fuzzy Algorithms, 1968).

Ένα κατόρθωμα για τη δεκαετία του '70, ήταν ότι η Υπηρεσία Προηγμένων Ερευνητικών Προγραμμάτων Άμυνας (Defense Advanced Research Projects Agency – DARPA) ολοκλήρωσε με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης τα προγράμματα χαρτογράφησης δρόμων [3].

Η δεκαετία του '80 βρίσκει τη συμβολική και υπολογιστική τεχνητή νοημοσύνη στη φάση ωρίμανσης, όπου βελτιστοποιούνται οι ήδη υπάρχουσες τεχνικές και θεωρίες. Ταυτόχρονα, αναπτύσσονται και νέες γλώσσες λογικού προγραμματισμού και τα νευρωνικά δίκτυα. Την ίδια περίοδο, οι M.Minsky, Newell & Simon, Holland και Rechenberg εκδίδουν τις μελέτες και τα βιβλία τους σχετικά με την ανάπτυξη των εξελικτικών αλγορίθμων, τη βελτιστοποίηση των τεχνικών συστημάτων και την αναπαράσταση της τεχνητής νοημοσύνης [2].

Το 1997, η γνωστή εταιρεία IBM δημιουργεί τον υπολογιστή Deep Blue, ο οποίος ήταν ο μοναδικός αντίπαλος που νίκησε τον παγκόσμιο πρωταθλητή στο σκάκι Garry Kasparov.

Το 2004, η DARPA εγκαινιάζει το πρόγραμμα «Μεγάλη Πρόκληση DARPA» (DARPA Grand Challenge), το οποίο ενθαρρύνει τους συμμετέχοντες να κατασκευάσουν αυτόνομα οχήματα για ένα χρηματικό έπαθλο [37].

Το 2010, δημιουργείται η πρώτη συσκευή παιχνιδιών η οποία παρατηρεί και ανταποκρίνεται στην κίνηση του ανθρώπινου σώματος, χρησιμοποιώντας μόνο μία κάμερα 3D και την ταυτόχρονη χρήση μίας υπέρυθρης κάμερας. Η συγκεκριμένη συσκευή κατασκευάστηκε από την Microsoft.

Το 2015, οι επιστήμονες Hawking, Musk, Wozniak και 3.000 ακόμη ερευνητές από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της ρομποτικής, καινοτομούν και συνυπογράφουν μία ανοιχτή επιστολή, η οποία είχε στόχο την απαγόρευση της ανάπτυξης και της χρήσης αυτόνομων όπλων σε παγκόσμιο επίπεδο.

Το 2017, η Google παρουσιάζει την πρώτη πλήρως αυτοδίδακτη εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης AlphaGo_zero [7]. Τον Μάιο της ίδιας χρονιάς, η Ευρωπαϊκή Ένωση επανεξετάζει τη στρατηγική της για την ψηφιακή αγορά, δίνοντας έμφαση στην αξιοποίηση όλων των ευρωπαϊκών βιομηχανικών και επιστημονικών καινοτομιών της (COM/2018/237 final). Στόχος της ήταν να αποκτήσει ηγετική θέση στην ανάπτυξη εφαρμογών της τεχνητής νοημοσύνης. Τον Οκτώβριο, η ΕΕ καλείται να αντιμετωπίσει την αυξανόμενη ζήτηση και χρήση της τεχνητής νοημοσύνης, προασπίζοντας θέματα περί ψηφιακών δικαιωμάτων, ανάπτυξης προτύπων κ.ά. [38].

1.4 Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης

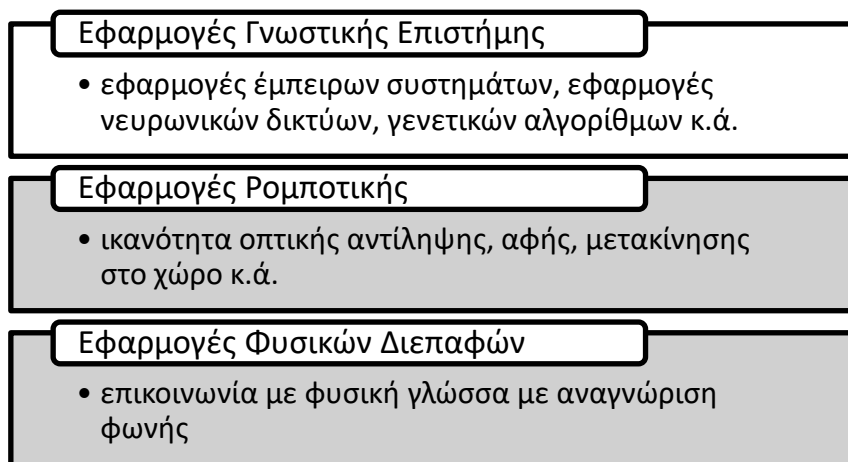
Η τεχνητή νοημοσύνη εφαρμόζεται σε μία ευρεία γκάμα πεδίων και μπορεί να χρησιμοποιείται από την ρομποτική και την αυτοματοποίηση, μέχρι και τον αθλητισμό.

Η τεχνητή νοημοσύνη προσθέτει ευφυΐα σε πολλά προϊόντα. Η αυτοματοποίηση, οι έξυπνες μηχανές μπορούν να συνδυαστούν με μεγάλου όγκου δεδομένα, με στόχο να βελτιώσουν τις υπάρχουσες τεχνολογίες (ασφάλεια πληροφοριών, ανάλυση επενδύσεων κλπ).

Η τεχνητή νοημοσύνη παρέχει τις υπηρεσίες της στον τομέα της υγείας. Οι εφαρμογές της μπορούν να προσφέρουν εξατομικευμένη διαχείριση των φαρμάκων, καθώς και να πραγματοποιούν αναγνώσεις ακτινογραφιών. Επίσης, είναι σημαντική για τη βιομηχανία και το τραπεζικό σύστημα, καθώς μπορεί να επεξεργαστεί και να

αναλύει βιομηχανικά και τραπεζικά δεδομένα, ακόμη και να βελτιώσει την ταχύτητα, την ακρίβεια και την απόδοση των συστημάτων. Τέλος, εφαρμόζεται και στον αθλητισμό, καθώς μπορεί να βελτιώσει τον τρόπο αξιολόγησης των αγώνων, αλλά και τη στρατηγική τους, μέσω ειδικών αναλύσεων που εξάγει [3].

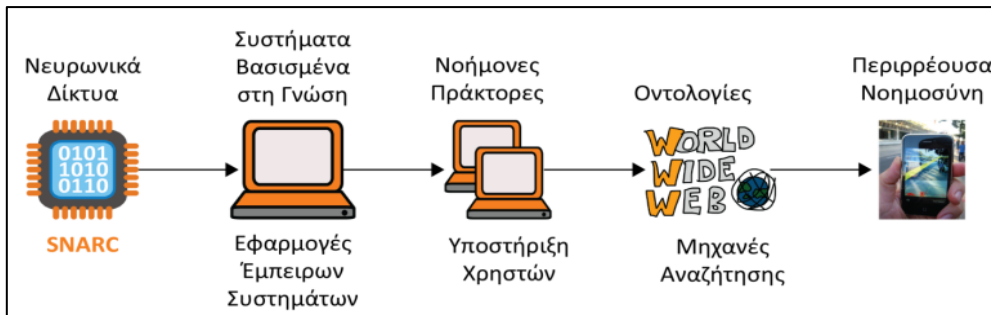
Ακόμη, υπάρχουν και πιο σύγχρονες εφαρμογές στις οποίες μπορεί να συναντηθεί η τεχνητή νοημοσύνη, μέσα από τη χρηστικότητα που έχουν τρεις κλάδοι της, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα [2].



Σχήμα 1-1: Σύγχρονες Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης

Πιο συγκεκριμένα, τα νευρωνικά δίκτυα βρίσκουν εφαρμογή στη ρομποτική, στην άμυνα, στην αεροπορία και αυτοκίνηση, στην ιατρική διαγνωστική, σε γεωλογικές έρευνες, στην οικονομία και σε τραπεζικές εφαρμογές, καθώς και στη βιομηχανία. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμογή σε πολύπλοκα προβλήματα, κυρίως βελτιστοποίησης και χρονοδρομολόγησης. Οι πράκτορες βρίσκουν εφαρμογή στον έλεγχο εναέριας κυκλοφορίας, ως αναπαράσταση των αεροσκαφών και των συστημάτων ελέγχων τους. Άλλη εφαρμογή που βρίσκουν οι πράκτορες είναι είτε ως προσωπικοί βοηθοί του χρήστη μαθαίνοντας τις προτιμήσεις του, είτε ως απλοί πράκτορες του διαδικτύου διευκολύνοντας την πλοήγησή του [2].

Κατά κύριο λόγο, η τεχνητή νοημοσύνη έχει καταφέρει να συνδέσει τον άνθρωπο με τις ευφυείς διεπαφές χρήσης (intelligent intuitive interfaces), που ενσωματώνονται σε καθημερινά αντικείμενα. Αυτή η αλληλεπίδραση του ανθρώπου με το υπολογιστικό περιβάλλον, ονομάζεται Περιρρέουσα Νοημοσύνη. Κύριο χαρακτηριστικό της είναι ότι δύναται να αναγνωρίζει την παρουσία κάθε ανθρώπου και να προσαρμόζεται σε αυτήν, χωρίς ωστόσο οι άνθρωποι να συνειδητοποιούν ότι βρίσκονται σε υπολογιστικό περιβάλλον [2].



Εικόνα 1-9: Στάδια Τεχνητής Νοημοσύνης [2]

1.5 Η Ηθική της Τεχνητής Νοημοσύνης

Όπως παρατηρήθηκε, η τεχνητή νοημοσύνη αποτέλεσε ρηζικέλευθο εργαλείο για την επιστήμη. Πολλά τεχνολογικά ζητήματα επιλύθηκαν, δημιουργήθηκαν νέοι τρόποι αντιμετώπισης προβλημάτων και συνάμα εμφανίστηκαν νέα τεχνολογικά επιτεύγματα. Όπως κάθε τεχνολογία ή εργαλείο, έτσι και η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για καλό σκοπό, αλλά και για κακόβουλες πράξεις. Ενώ η τεχνητή νοημοσύνη δημιουργεί, σαφώς, νέες ευκαιρίες, ταυτόχρονα δημιουργεί προκλήσεις και κινδύνους, όσον αφορά την ασφάλεια και την ευθύνη, την προσωπική προστασία και τις διακρίσεις. Συνεπώς, η τεχνητή νοημοσύνη δύναται να προκαλέσει πολλές κοινωνικές και ηθικές αντιδράσεις.

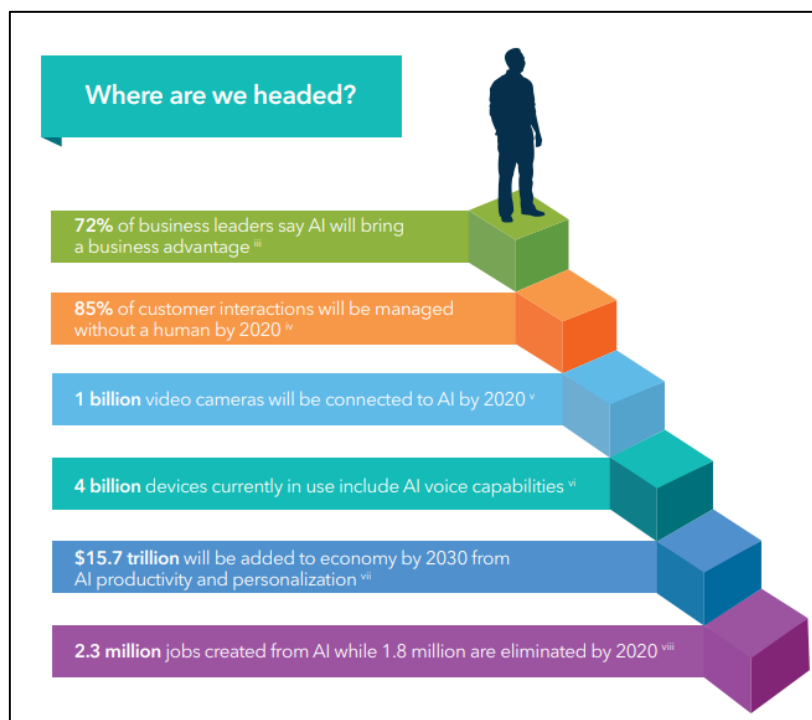
Σε όλο τον κόσμο, υπάρχουν φωνές (πολιτικές, επιστημονικές, ανθρωπιστικές) που αμφιταλαντεύονται, ή ακόμα, τάσσονται και ενάντια στην τεχνητή νοημοσύνη, δηλώνοντας πως αποτελεί ένα μέσο υπονόμευσης των ανθρώπινων δικαιωμάτων και αξιών. Όπως χαρακτηριστικά έχει επισημάνει ο Καθηγητής του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Επιστήμης Υπολογιστών του MIT, Κωνσταντίνος Δασκαλάκης, οι επιπτώσεις που θα φέρει η τεχνητή νοημοσύνη στον θεσμό της δημοκρατίας, αλλά και στην παγκόσμια ειρήνη είναι ανησυχητικές. Ευελπιστεί ωστόσο, ότι, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να επιφυλάσσει πολλά οφέλη για την ανθρωπότητα [39].

Όσον αφορά την οικονομία, υπολογίζεται ότι περίπου 15,5 τρισεκατομμύρια δολάρια θα εισαχθούν στην παγκόσμια οικονομία, προερχόμενα από την παραγωγικότητα της τεχνητής νοημοσύνης [40].

Υπολογίζεται ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να αλλάξει με ταχύτατους ρυθμούς τις εργασιακές συνθήκες, καθώς πολλά επαγγέλματα θα εξαφανιστούν, άλλα θα μετασχηματιστούν, ενώ νέα θα προκύψουν. Ωστόσο, παρότι η ακριβής

ποσοτικοποίηση αυτών των αντίκτυπων είναι δυσχερής, υπολογίζεται ότι 1,8 εκατ. θέσεις εργασίας θα έχουν εξαλειφθεί μέχρι το τέλος του 2020, ενώ αντίστοιχα 2,3 εκατ. θέσεις θα έχουν δημιουργηθεί. Παρόλα αυτά, οι κοινωνικές αντιδράσεις που έπονται είναι αναμενόμενες, δεδομένου ότι πολλοί εργαζόμενοι θα αντικατασταθούν από τα ρομπότ, αυτοματοποιώντας την παραγωγική διαδικασία με στόχο την βελτιστοποίησή της.

Εκτιμάται δε, ότι περίπου το 85% της εξυπηρέτησης πελατών δεν θα διενεργείται από ανθρώπινο ον, αλλά από αυτοματοποιημένο σύστημα εξυπηρέτησης [40].



Εικόνα 1-10: Μελλοντικές Εξελίξεις από την Τεχνητή Νοημοσύνη [40]

Στα πλαίσια αυτών των επερχόμενων κοινωνικών εξελίξεων, πολλές χώρες έχουν προσπαθήσει να εντάξουν την τεχνητή νοημοσύνη στην κοινωνία και στη γραμμή παραγωγής με πιο αργούς και ομαλούς ρυθμούς απορροφώντας τους κραδασμούς των κοινωνικών αντιδράσεων. Ταυτόχρονα, επιδιώκουν να ενισχύσουν τη συνεργασία της τεχνητής νοημοσύνης με τους ανθρώπους, είτε εισάγοντας την ως εργαλείο ή ως εκπαιδευτικό πρόγραμμα.

Το επιθυμητό αποτέλεσμα είναι η τεχνητή νοημοσύνη να δρα συμπληρωματικά του ανθρώπου και όχι αντί αυτού. Η κριτική σκέψη, η δημιουργικότητα και η διαχείριση θα επαφίενται στην ανθρώπινη φύση, ενώ η εξέλιξη και βελτίωση της παραγωγικής διαδικασίας στην τεχνητή νοημοσύνη [41].

2 Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη & οι Προκλήσεις της Πετρελαϊκής Βιομηχανίας

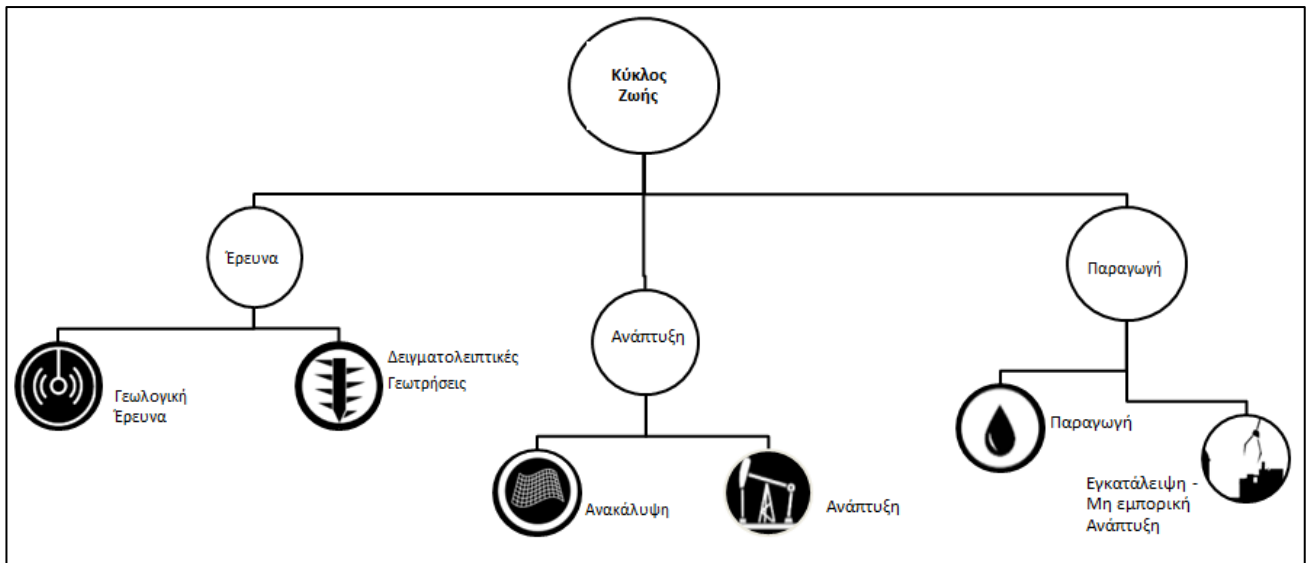
Όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 1, η τεχνητή νοημοσύνη δεν εφαρμόστηκε αποκλειστικά μόνο σε ένα τομέα/κλάδο. Όπως ήταν επόμενο, η τεχνητή νοημοσύνη «εισέβαλε» στην πετρελαϊκή βιομηχανία για να αντιμετωπίσει τις ποικίλες δυσκολίες που αντιμετώπιζε, μέχρι τις αρχές του 21^{ου} αιώνα.

Οι εν λόγω δυσκολίες κάλυπταν μεγάλο φάσμα των λειτουργιών της βιομηχανίας, στην επεξεργασία βασικών δεδομένων, στην εξοικονόμηση πόρων, αλλά και στον καθορισμό της τιμής του πετρελαίου. Το πετρέλαιο και το φυσικό αέριο συνεχίζουν να διατηρούν μία σημαντική θέση ανάμεσα στα εμπορεύματα υψηλής αξίας του ενεργειακού τομέα. Για τον λόγο αυτό, τα τελευταία χρόνια πραγματοποιείται μια σημαντική προσπάθεια από τις πετρελαϊκές εταιρείες η οποία εστιάζει στη βελτιστοποίηση της αποδοτικότητας, αλλά και στη μείωση των νεκρών χρόνων (downtime) που συναντώνται συχνά στις διεργασίες (π.χ. διακοπή παραγωγής), ειδικά με την αυξομείωση των τιμών του πετρελαίου της τελευταίας δεκαετίας. Ταυτόχρονα, το περιβαλλοντικό αποτύπωμα της ενεργειακής παραγωγής και κατανάλωσης αποτελεί ένα μείζον θέμα, οδηγώντας τις εταιρείες στην εξεύρεση καινοτόμων λύσεων προκειμένου να επιτύχουν τους στόχους τους, ελαχιστοποιώντας τις όποιες περιβαλλοντικές επιπτώσεις.

Είναι, πλέον, γνωστό ότι η πετρελαϊκή βιομηχανία αποτελεί τη μεγαλύτερη βιομηχανία παγκοσμίως, μιας και συνεργάζεται με πολλές διαφορετικές εταιρείες και επιστήμονες σε συνεχή βάση, παράγοντας το πιο βασικό ενεργειακό προϊόν. Ο κύκλος ζωής της συγκεκριμένης βιομηχανίας αποτελείται από τρεις (3) διακριτές φάσεις:

- ⇒ Φάση της έρευνας (exploration),
- ⇒ Φάση της ανάπτυξης (development) και
- ⇒ Φάση της παραγωγής (production),

με την κάθε φάση να διαχωρίζεται σε επιμέρους στάδια, όπως φαίνεται στις παρακάτω εικόνες.



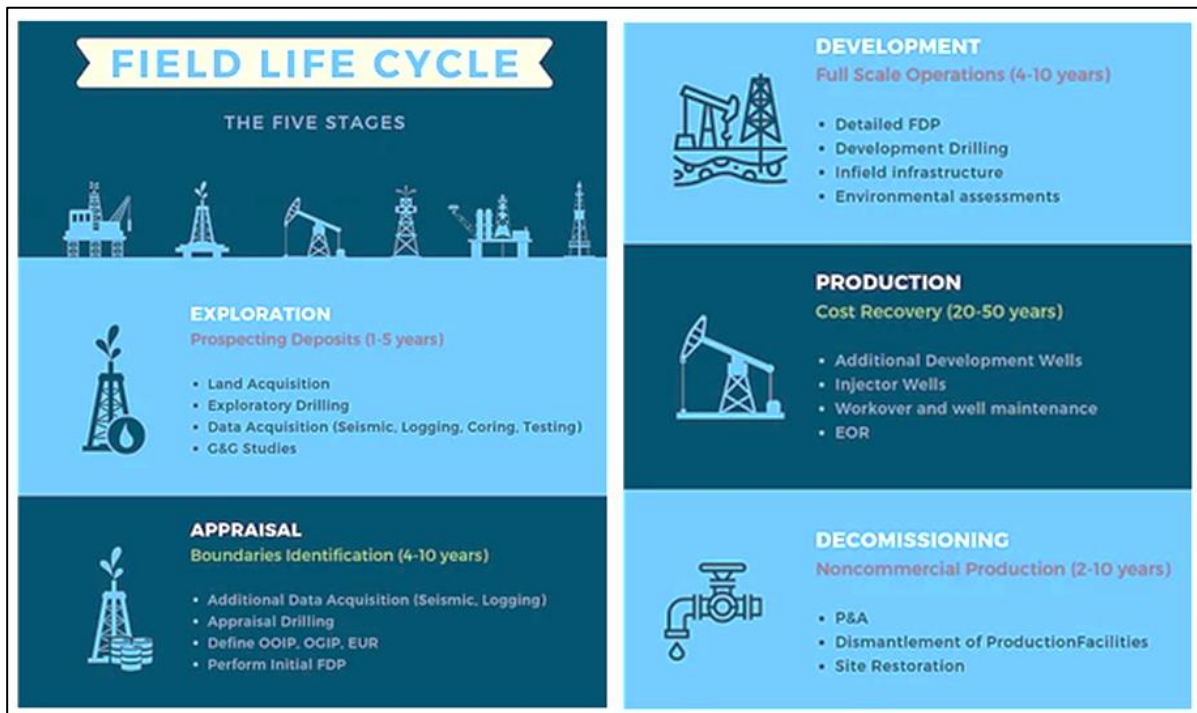
Εικόνα 2-1: Κύκλος Ζωής ενός Έργου Έρευνας και Παραγωγής Υδρογονανθράκων

Η φάση της έρευνας περιέχει τη συλλογή, επεξεργασία και ερμηνεία των γεωλογικών και γεωφυσικών δεδομένων, την εκτέλεση των ερευνητικών γεωτρήσεων και την διεξαγωγή ειδικών μετρήσεων εντός αυτών (π.χ. δειγματοληψία, διαγραφίες), καθώς επίσης και την αξιολόγηση των πιθανοτήτων, ούτως ώστε να ληφθούν οι κατάλληλες αποφάσεις, σχετικά με τις δυνατότητες της προς έρευνα περιοχής και τη συνέχιση, ή όχι, της ερευνητικής διαδικασίας.

Στη φάση της έρευνας εντάσσεται και η πραγματοποίηση των γεωτρήσεων αποτίμησης ή επιβεβαίωσης (appraisal wells) οι οποίες αφορούν στην απόκτηση πληροφοριών και δεδομένων σχετικά με τα ρευστά του ταμιευτήρα, την πίεση και τη θερμοκρασία του ταμιευτήρα, την παροχή των ερευνητικών γεωτρήσεων κ.ά. Αυτά τα στοιχεία, σε συσχέτιση με εκείνα της πρώτης φάσης, προσφέρουν τη δυνατότητα στους μηχανικούς να αξιολογήσουν στοιχεία της παραγωγικής συμπεριφοράς του ταμιευτήρα και την εμπορικότητα της συγκέντρωσης υδρογονανθράκων.

Στη συνέχεια, έπονται οι φάσεις της ανάπτυξης και της παραγωγής του πεδίου κατά τις οποίες εκτελούνται όλα τα έργα παραγωγής, ανάλογα με το σχήμα που θα εφαρμοστεί, και η έναρξη της παραγωγής. Τα έργα ανάπτυξης εξελίσσονται στο χρόνο, σε αναλογία με την εξέλιξη της παραγωγικής συμπεριφοράς των γεωτρήσεων. Με την ολοκλήρωση της παραγωγής (που κρίνεται ως οικονομική), ακολουθεί η φάση της εγκατάλειψης του πεδίου, το σφράγισμα των γεωτρήσεων, ο παροπλισμός και η απομάκρυνση των εγκαταστάσεων, καθώς επίσης και η περιβαλλοντική αποκατάσταση της περιοχής (Εικόνα 2-2). Όπως γίνεται αντιληπτό, κάθε φάση

ενδέχεται να περιέχει ένα μεγάλο πλήθος προκλήσεων και δυσκολιών, καθώς οι χρόνοι περάτωσης της κάθε φάσης κυμαίνονται ανάλογα με τις εμπλεκόμενες δραστηριότητες.



Εικόνα 2-2: Χαρακτηριστικές Εργασίες κάθε Φάσης [42]

Έχοντας ως δεδομένο ότι ο κύκλος ζωής ενός πετρελαϊκού έργου διαρκεί τουλάχιστον πενήντα χρόνια, είναι αδιαμφισβήτητο ότι πολλά προβλήματα (αναπάντεχα και μη) προκύπτουν σε όλες τις φάσεις εξέλιξής του.

Με την εξέλιξη της τεχνολογίας και βλέποντας τις απαιτήσεις σε μία εποχή που συνεχώς αλλάζει, η πετρελαϊκή βιομηχανία καλούνταν να μεταμορφωθεί από αναλογική σε ψηφιακή, βάσει των νέων συνθηκών. Η μεταμόρφωση αυτή δεν θα επιμεριζόταν μόνο σε μία φάση του κύκλου ζωής ενός έργου, αλλά σε όλο το φάσμα του. Με τον εκσυγχρονισμό της μίας φάσης, σίγουρα έπεται και ο εκσυγχρονισμός των επόμενων. Ωστόσο, για να εκσυγχρονιστεί μία φάση σημαίνει ότι όλοι οι συνεργαζόμενοι τομείς, επιστήμονες ακόμη και εταιρείες οφείλουν να ανταποκριθούν ομοίως στις απαιτήσεις της.

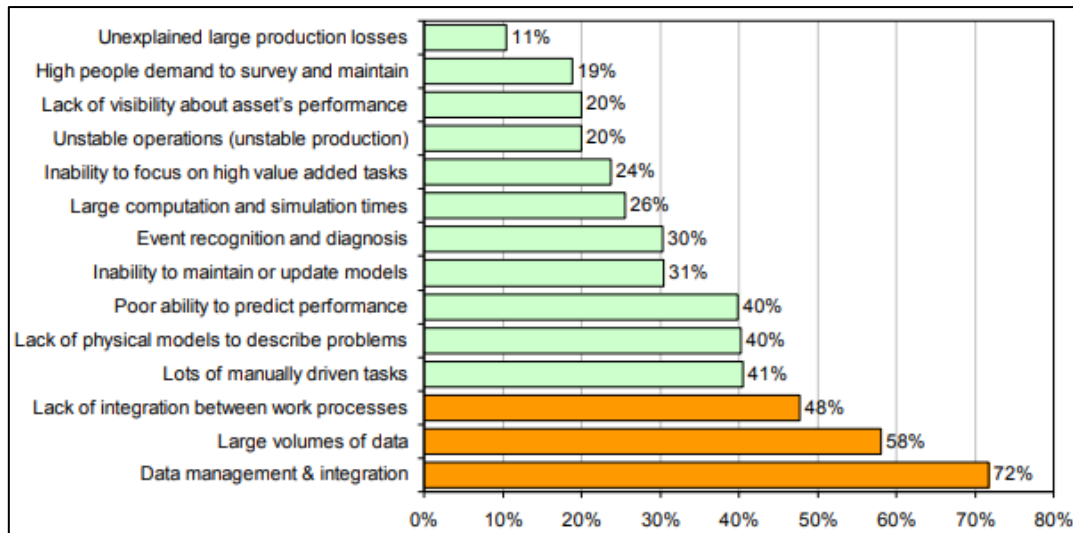
Η παραπάνω μετάβαση γίνεται μέσα από την ενσωμάτωση διαφορετικών δεδομένων, την ανάλυση και την οπτικοποίηση τους χρησιμοποιώντας υπολογιστές και πλατφόρμες νέας εποχής. Άπαξ και ψηφιοποιηθεί ένας μηχανισμός λειτουργίας, αυτομάτως ενεργοποιούνται και οι διαδικασίες ψηφιοποίησης και των υπολοίπων.

Συγκεκριμένα, όπως αναφέρεται από την Deloitte [43], κύριος στόχος είναι η υπάρχουσα τεχνολογική δύναμη να μεταφραστεί σε παραγωγή, δηλαδή να γίνει η μετάβαση «**Από τα bytes στα βαρέλια (From bytes to barrels)**». Ένα από τα βασικά εργαλεία για τη μετάβαση αυτή αποτελεί η τεχνητή νοημοσύνη.

Αναρωτώμενοι τι αλλαγές προσέφερε η τεχνητή νοημοσύνη στην πετρελαϊκή βιομηχανία, οι C zar Bravo et. al, [44] παρουσίασαν την ανάλυση της έρευνας, που διεξήγαγαν, για μία ευρεία ομάδα επαγγελματιών που σχετίζονταν με διάφορες επιχειρήσεις του κλάδου. Στόχος της έρευνας ήταν να αναδείξει πόσο η τεχνητή νοημοσύνη και η προγνωστική ανάλυση (Artificial Intelligence & Predictive Analytics – AIPA) έχουν διεισδύσει και επηρεάσει την πετρελαϊκή βιομηχανία. Για την διεξαγωγή της έρευνας, συντάχθηκαν ερωτηματολόγια τα οποία στη συνέχεια απεστάλησαν σε μέλη Συλλόγου Μηχανικών Πετρελαίων (Society of Petroleum Engineers). Από τα 10.000 ερωτηματολόγια που διανεμήθηκαν, μόνο τα 612 παρελήφθησαν. Αξίζει να αναφερθεί ότι παρότι το ποσοστό συμμετοχής ήταν μικρό (6,1% συμμετοχή), μόνο όσοι ενδιαφέρθηκαν πραγματικά ανταποκρίθηκαν, καθώς ερωτηθέντες που δεν τους ενδιέφερε η τεχνητή νοημοσύνη δεν ασχολήθηκαν. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει επίσης, το γεγονός ότι οι συμμετέχοντες στο ερωτηματολόγιο ήταν μηχανικοί, με την πλειοψηφία αυτών να ανήκουν στην ηλικιακή ομάδα των 56 – 65 έχοντας παραπάνω από είκοσι έξι (26+) χρόνια εμπειρίας.

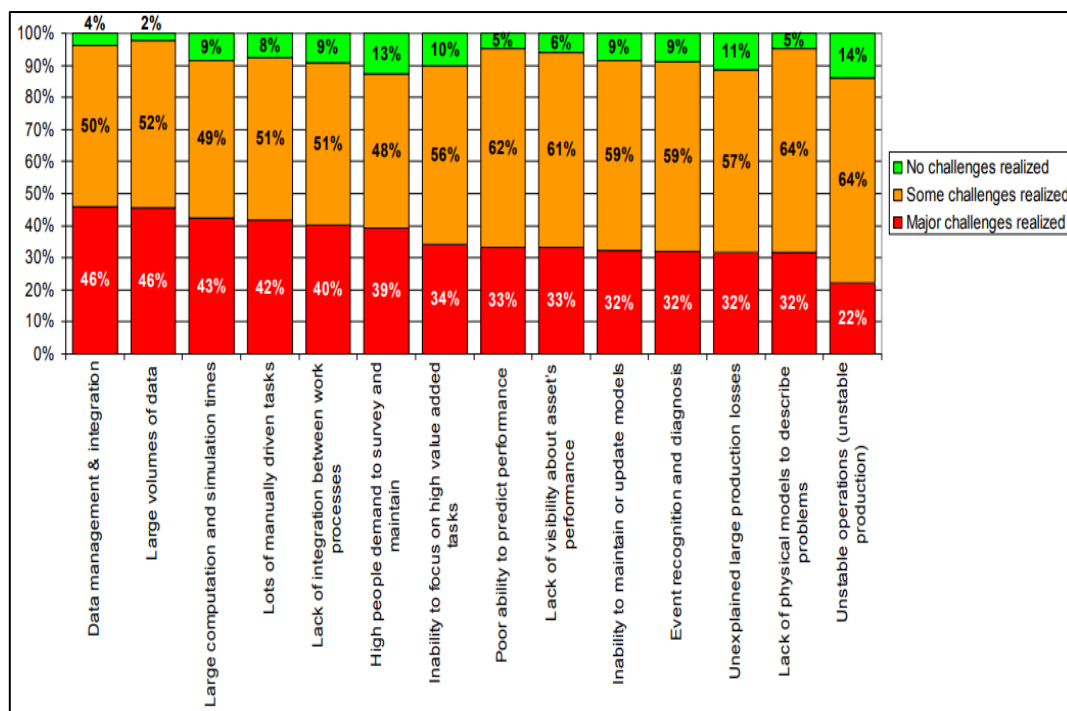
Μέσω της έρευνας, καταγράφηκαν οι προκλήσεις που αντιμετωπίζει η πετρελαϊκή βιομηχανία. Όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 2-3, το 72% των ερωτηθέντων κατέδειξαν ότι η σοβαρότερη πρόκληση που καλείται να αντιμετωπίσει η πετρελαϊκή βιομηχανία είναι η διαχείριση και η ολοκληρωμένη συσχέτιση των δεδομένων. Μία δεύτερη σημαντική πρόκληση, σχετική όμως και με την προηγούμενη, είναι ο μεγάλος όγκος δεδομένων, ο οποίος χαρακτηρίζει τόσο τη φάση της έρευνας, όσο και της παραγωγής (ποσοστό ίσο με 58%).

Οι μισοί σχεδόν ερωτηθέντες (48%) επισήμαναν την αδυναμία επικοινωνίας και διασύνδεσης μεταξύ των επιμέρους εργασιών σε ένα έργο, ενώ το 40% αυτών ανέφερε ότι η αδυναμία των διαθέσιμων μοντέλων να περιγράφουν τα φυσικά φαινόμενα και να προβλέπουν τη συμπεριφορά τους αποτελούν σοβαρά προβλήματα, όπως επίσης και η αδυναμία αναβάθμισης τους (31%).



Εικόνα 2-3: Προκλήσεις Πετρελαϊκής Βιομηχανίας [44]

Επιπλέον, οι ερωτηθέντες κατατάσσουν τις παραπάνω προκλήσεις, ως προς την σημαντικότητά τους. Ουσιαστικά, κλήθηκαν να αποτυπώσουν πόσο οι παραπάνω προκλήσεις έχουν γίνει αντιληπτές μέσα από την εργασία τους (Εικόνα 2-4).



Εικόνα 2-4: Σημαντικότητα Προκλήσεων Πετρελαϊκής Βιομηχανίας [44]

Παρατηρήθηκε, λοιπόν, ότι η συλλογή & επεξεργασία των δεδομένων, καθώς επίσης και η διαχείριση του μεγάλου όγκου δεδομένων αποτελούν τις **σημαντικότερες** προκλήσεις, λαμβάνοντας ποσοστό ίσο με 46%. Επιπλέον, οι μισοί – και παραπάνω – ερωτηθέντες απάντησαν ότι έχουν αντιληφθεί μερικές προκλήσεις (δείχνοντας τα

περιθώρια βελτίωσης) στη ροή των εργασιών τους, χωρίς ωστόσο να τις θεωρούν σημαντικές. Αντίστοιχα, ως σημαντικές προκλήσεις αναγνωρίστηκαν και οι μεγάλοι χρόνοι υπολογισμού και αναπαράστασης των διαδικασιών, οι χειροκίνητες εργασίες, αλλά και η αδυναμία σύνδεσης εμπλεκόμενων εργασιών με ποσοστό μεγαλύτερο ή ίσο του 40%.

Επιπλέον, ένας μεγάλος αριθμός ερωτηθέντων έχει παρατηρήσει ότι μερικές προκλήσεις (χωρίς να τις ορίζει ως σημαντικές) έχουν εντοπιστεί στην έλλειψη φυσικών μοντέλων για την περιγραφή προβλημάτων και στην ασταθή παραγωγή, όπως επίσης στην αδυναμία πρόβλεψης της απόδοσης και στην αδυναμία καταγραφής της απόδοσης των περιουσιακών στοιχείων ($\geq 60\%$).

Με βάση την παραπάνω έρευνα και την διαθέσιμη βιβλιογραφία, παρακάτω, αναλύονται σύντομα μερικές από τις δραστηριότητες της πετρελαϊκής βιομηχανίας που παρουσίασαν δυσκολίες και στις οποίες παρατηρήθηκε η μεγαλύτερη ανάγκη χρήσης και εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης.

Επειδή οι παρακάτω δραστηριότητες εμπλέκονται σε αρκετές φάσεις του κύκλου ζωής ενός πετρελαϊκού έργου και επειδή δεν μπορεί να γίνει ξεκάθαρη κατηγοριοποίησή τους, επιχειρείται μία ενδεικτική επιμέρους ανάλυση που αφορά στα ακόλουθα:

- 📖 Συλλογή, Επεξεργασία και Διαχείριση Δεδομένων
- 📖 Προγνωστική Ανάλυση στην Ασφάλεια και την Παραγωγή
- 📖 Ολοκληρωμένη Αξιοποίηση Ανθρώπινου Δυναμικού
- 📖 Διαχείριση Θεμάτων Υγείας, Ασφάλειας & Περιβάλλοντος – HSE
- 📖 Οικονομικά Μοντέλα Πρόβλεψης Τιμών – Στρατηγικός Σχεδιασμός

2.1 Συλλογή, Επεξεργασία και Διαχείριση Δεδομένων

Όπως αναδείχθηκε παραπάνω, η σημαντικότερη πρόκληση που δέχεται, διαχρονικά, η πετρελαϊκή βιομηχανία, είναι ο τεράστιος όγκος και η πολυμορφία δεδομένων και πληροφοριών που χρειάζεται να διαχειριστεί, η επεξεργασία των οποίων απαιτεί τη συμμετοχή εκατοντάδων εξειδικευμένων επιστημόνων. Ως εκ τούτου, η όποια συμμετοχή της τεχνητής νοημοσύνης θα έμοιαζε σωτήρια [45].

Γεωλογικά, πετροφυσικά, γεωφυσικά, γεωτρητικά δεδομένα, ακόμα και δεδομένα από πειραματικά μοντέλα αποτελούν μία καθημερινή άσκηση συλλογής, καταχώρησης, αξιολόγησης, μεμονωμένης και συνδυαστικής, αλλά και συνεχούς επαναξιολόγησης, ώστε να πιέζουν την πετρελαϊκή βιομηχανία να βρει λύση. Ωστόσο, σε πρόσφατη έρευνα που πραγματοποίησαν οι Carvajal et al. [46] αποδείχθηκε ότι η πετρελαϊκή βιομηχανία, με τις συμβατικές τεχνικές που λειτουργούσε, μπορούσε τελικά να αξιοποιεί μόνο το 1% του συνολικού όγκου πληροφοριών που λάμβανε.

Η συλλογή, η επεξεργασία καθώς και η διαχείρισή τους αποτελεί τα τελευταία χρόνια βασικό μέλημα για τις εταιρείες πετρελαίου & φυσικού αερίου. Όπως αναφέρει ο διάσημος μαθηματικός και επιχειρηματίας στον τομέα της επιστήμης δεδομένων, Clive Robert Humby: **«Τα δεδομένα είναι το νέο πετρέλαιο. Είναι πολύτιμα, αλλά αν δεν τελειοποιηθούν, δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν πραγματικά. Τα δεδομένα για να έχουν αξία, πρέπει να αναλυθούν»** [47].

Όπως αποδεικνύεται και από την έρευνα των Cézard Bravo et al. [44], (Εικόνα 2-4) οι διαδικασίες σχετικά με τη συλλογή & διαχείριση των δεδομένων αποτελούν τη βασική πρόκληση της βιομηχανίας. Η πληθώρα δεδομένων που δημιουργούνται σε κάθε δραστηριότητα της βιομηχανίας περιέχει σημαντικές πληροφορίες για την ποιότητα της λειτουργίας της. Συγκεκριμένα, η όρυξη μίας μόνο γεώτρησης δημιουργεί terra bytes δεδομένων από τα οποία ένα μικρό μέρος αναλύονται και αποκτούν αξία. Η μη ορθή και συστηματική επεξεργασία τους μπορεί να δημιουργήσει κενά μεταξύ των υπόλοιπων διαδικασιών/δραστηριοτήτων και να εκτρέψει την βιομηχανία τόσο από το χρονοδιάγραμμά της, όσο και από τον προϋπολογισμό της.

Με την χρήση εργαλείων της τεχνητής νοημοσύνης, οι εταιρείες δύναται να παρακάμψουν την αδυναμία αυτή και να βελτιώσουν σε σημαντικό βαθμό τόσο την πρόσκτησή τους, όσο και την αξιοποίησή τους. Συγκεκριμένα, μπορούν να βοηθηθούν μέσω της ψηφιοποίησης των καταγραφών τους, καθώς και της αυτοματοποιημένης ανάλυσης των γεωλογικών & γεωφυσικών δεδομένων.

Ήδη, έχει παρατηρηθεί αύξηση της χρήσης τεχνικών της τεχνητής νοημοσύνης στην ανάλυση γεωλογικών μοντέλων, όπως η περίπτωση της BP, η οποία τον Ιανουάριο

του 2019 σε συνεργασία με τη Belmont Technology, επένδυσε σε μία νέα τεχνολογία ενισχύοντας τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης της εταιρείας.

Σκοπός αυτής της επένδυσης ήταν να ενισχύσει την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στην εταιρεία, μέσω της ανάπτυξης εξειδικευμένης στις γεωεπιστήμες πλατφόρμας υπολογιστικού νέφους (cloud) γνωστής ως «Sandy». Η πύλη Sandy επιτρέπει στην BP να εξορύσσει, να ερμηνεύει, γρήγορα και συνδυαστικά, μεγάλο εύρος πληροφοριών προερχόμενες από πολλές πηγές ή/και περιοχές με ανάλογα γεωλογικά χαρακτηριστικά, και να δημιουργεί εξειδικευμένα γραφήματα που να συνδέουν δεδομένα υπεδάφους, έγγραφα και γνώσεις από πολλές πηγές [48, 49, 50]. Η επένδυση αυτή θα είχε ως στόχο την αναβάθμιση του έργου BP στην έρευνα και στην εφαρμογή τεχνικών της τεχνητής νοημοσύνης, στην παγκόσμια αγορά πετρελαίου και φυσικού αερίου [51].

2.2 Προγνωστική Ανάλυση στην Ασφάλεια και την Παραγωγή

Η προγνωστική ανάλυση συνδυάζει ποικιλία στατιστικών μεθόδων, από τον κλάδο εξόρυξης δεδομένων (data mining), την προγνωστική μοντελοποίηση και τη μηχανική μάθηση [52]. Η προγνωστική ανάλυση είναι η επιστήμη, που μετατρέπει ακατέργαστα δεδομένα σε χρήσιμη πληροφορία. Μπορεί και αναλύει πρόσφατα και παλαιότερα δεδομένα για να κάνει προβλέψεις είτε για μελλοντικές καταστάσεις, είτε για αναπάντεχα/άγνωστα συμβάντα, ενσωματώνοντας, κατά αυτόν τον τρόπο, μία ανεκτίμητη συλλογή εμπειρίας, μέσα από την οποία μπορεί να διδαχθεί κάποιος [53].

Εξ ορισμού λοιπόν, η προγνωστική ανάλυση είναι μία έννοια, περισσότερο επικεντρωμένη σε μελλοντικό χρόνο.

Όταν τα ακατέργαστα δεδομένα αντιστοιχούν στις προσωπικές πληροφορίες, η προγνωστική ανάλυση προσπαθεί να προβλέψει τις μελλοντικές μας συμπεριφορές ή προθέσεις.

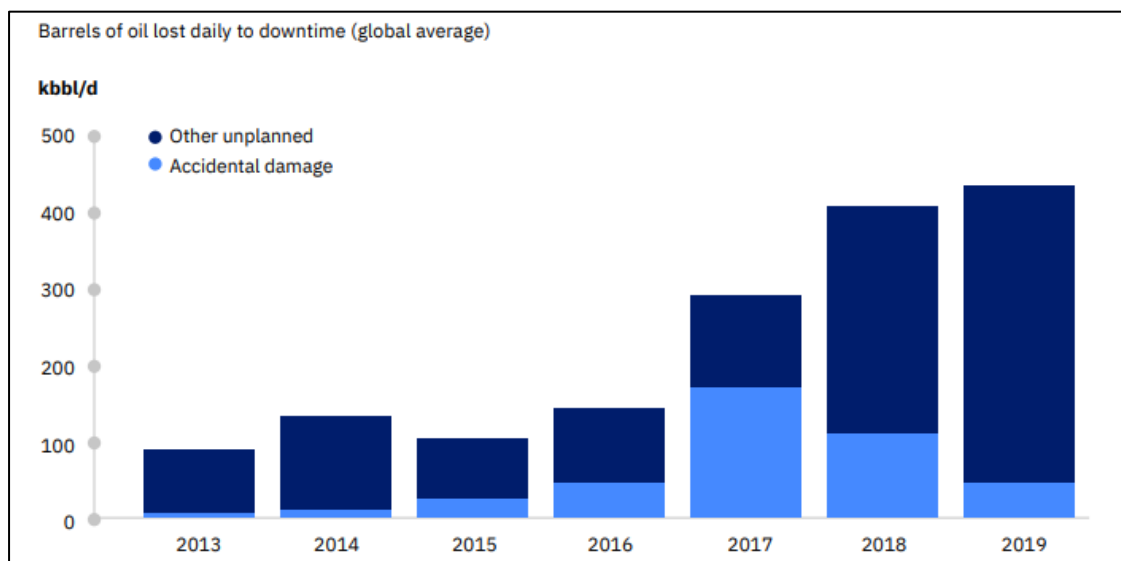
Η SAS, μία από τις μεγαλύτερες εταιρείες προγνωστικής ανάλυσης παγκοσμίως, λέει ότι η προγνωστική ανάλυση έχει να κάνει με την «αποκάλυψη» μοτίβων που προηγουμένως είχαν περάσει απαρατήρητα. Έτσι, ενώ η εξόρυξη δεδομένων περιγράφει τη διερευνητική διαδικασία εύρεσης μοτίβων και γνώσης μέσα στα δεδομένα, η προγνωστική ανάλυση προσπαθεί να μοχλεύσει αυτήν τη γνώση, που προκύπτει από τα δεδομένα, ώστε να βγάλει νόημα και να κάνει προβλέψεις για το μέλλον.

Η προγνωστική ανάλυση εφαρμόζεται σήμερα στην πετρελαϊκή βιομηχανία σε ένα πολύ ευαίσθητο τομέα, αυτόν των μηχανολογικών προβλημάτων μίας εγκατάστασης και των πιθανών επιπτώσεων τους στην ασφάλεια, αλλά και στην ομαλότητα των παραγωγικών διαδικασιών, όπως επίσης και στην πρόγνωση της δυνητικής παραγωγικής συμπεριφοράς ενός πεδίου υπό διαφορετικά παραγωγικά σχήματα και μοτίβα γεωτρήσεων.

Οι διακοπές λειτουργίας που συμβαίνουν σε μία εγκατάσταση παραγωγής υδρογονανθράκων, από βλάβη ή αστοχία στο μηχανισμό λειτουργίας ενός μηχανήματος, μπορεί να οδηγήσουν είτε σε ατυχηματικές καταστάσεις, είτε στην αύξηση του κόστους της βιομηχανίας, είτε σε πολύ μεγάλους νεκρούς χρόνους, και κατ' επέκταση σε κενά στην παραγωγική διαδικασία.

Μία ξαφνική διακοπή, της τάξεως τεσσάρων ημερών ετησίως, μπορεί να κοστίζει 5,04 εκατομ. δολάρια, και με δεδομένο ότι η μέση υπεράκτια πλατφόρμα βιώνει περίπου 4 εβδομάδες ξαφνικής διακοπής το χρόνο, οι χρηματικές απώλειες ανέρχονται 38 εκατομμύρια δολάρια. Υπάρχουν φορές που το ποσό αυτό μπορεί να αγγίξει και τα 88 εκατομμύρια δολάρια.

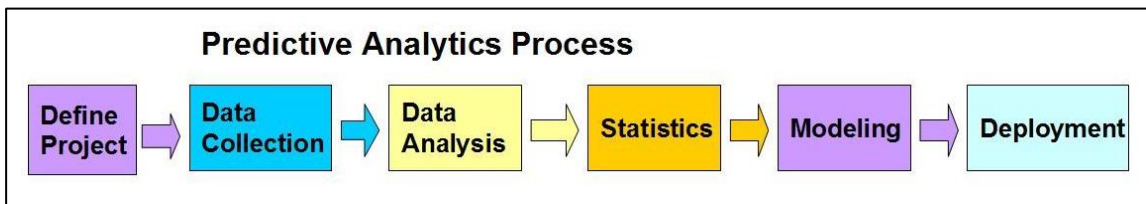
Συνήθως, η κύρια αιτία αυτών των διακοπών οφείλεται σε κάποιο ατύχημα. Ωστόσο, τα τελευταία έτη παρατηρείται μείωση των ατυχημάτων, χωρίς αυτό να συνεπάγεται τη μείωση των διακοπών λειτουργίας. Όπως παρατηρείται στην Εικόνα 2-5, οι νεκροί χρόνοι αποτελούν την κύρια αιτία για την απώλεια χιλιάδων βαρελιών πετρελαίου σε ημερήσια βάση.



Εικόνα 2-5: Απώλεια Ημερήσιας Παραγωγής εξαιτίας των Νεκρών Χρόνων [48]

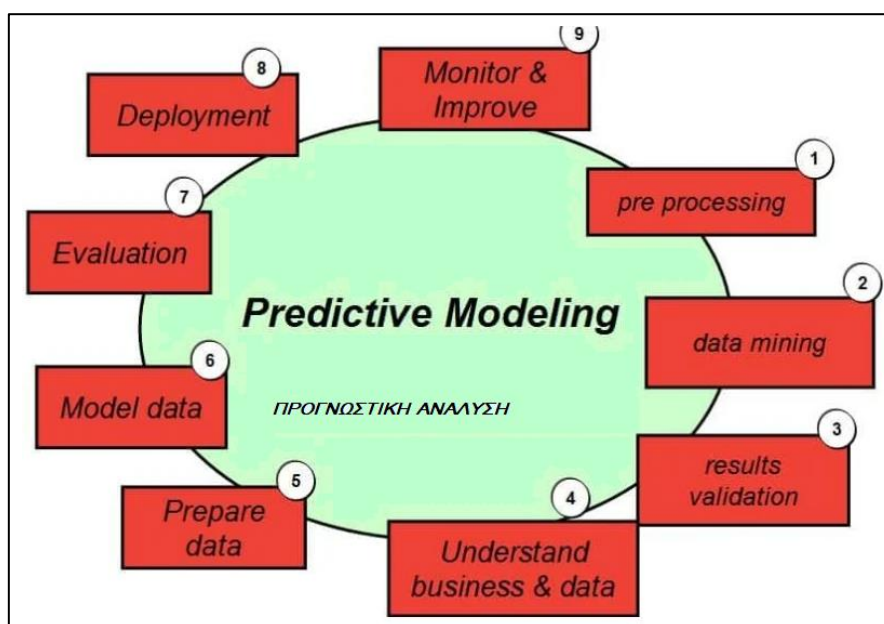
Η ανάγκη για καλύτερη εποπτεία των λειτουργιών και διαδικασιών της βιομηχανίας και σε συνδυασμό με την ύπαρξη μεγάλου όγκου δεδομένων, κρίθηκε αναγκαία η ανάπτυξη μηχανισμών, μέσω των οποίων μπορεί να γίνεται πρόβλεψη τυχόν προβλημάτων και της αποτελεσματικότητας/απόδοσης κάθε διαδικασίας.

Για την ανάπτυξη τέτοιου είδους μοντέλων απαιτείται η εφαρμογή μεθόδων προγνωστικής ανάλυσης (Εικόνα 2-6), μέσα από τις οποίες εφαρμόζεται η τεχνητή νοημοσύνη.



Εικόνα 2-6: Διαδικασία Προγνωστικής Ανάλυσης [49]

Όπως αναφέρθηκε, η προγνωστική ανάλυση στοχεύει στην δημιουργία μοτίβων με τα οποία θα μπορεί να ενημερώνει και να προσδιορίζει τις βέλτιστες πιθανές συμπεριφορές ενός εγχειρήματος [48]. Για αυτόν τον λόγο, απαιτείται η συλλογή δεδομένων και η κατάλληλη επεξεργασία τους. Η τεχνητή νοημοσύνη διευκολύνει την ανάλυση δεδομένων, τη στατιστική επεξεργασία τους, τη μοντελοποίηση, καθώς επίσης και την πιθανότητα εμφάνισης προβληματικών φαινομένων (πρόγνωση) με στόχο την έγκαιρη διάγνωση τους και τη διαχείριση του εκάστοτε κινδύνου, όπως αποτυπώνεται στην Εικόνα 2-7.



Εικόνα 2-7: Συμμετοχή της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Προγνωστική Ανάλυση [49]

Η κατασκευή μίας πλατφόρμας τεχνητής νοημοσύνης, η οποία μαθαίνει μέσα από τα δεδομένα και χρησιμοποιεί τεχνικές εποπτευόμενης και μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης, μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τον χρόνο ενημέρωσης και προειδοποίησης, επιτρέποντας στους ιθύνοντες να έχουν γνώση για την κατάσταση του εξοπλισμού και τη δυναμική συμπεριφορά του σε κάθε δεδομένη χρονική στιγμή [48]. Επιπλέον, προγνωστικά μοντέλα βασισμένα στην τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να βοηθήσουν στη βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας. Η αναγνώριση των μοτίβων και η δημιουργία μοντέλων έχουν εφαρμοστεί και στον χαρακτηρισμό των ταμειωτήρων και στη βελτιστοποίηση της παραγωγής.

Η προσπάθεια κατανόησης της συμπεριφοράς του ταμειωτήρα, καθώς και η πρόβλεψη της απόδοσής του σε διάφορες τεχνικές παραγωγής, διάταξης γεωτρήσεων και υπό διαφορετικές συνθήκες (πίεσης, θερμοκρασίας), συνδυάζοντας την ασαφή λογική με διαφορετικούς αλγορίθμους, έχουν αποτελέσει βασικές εφαρμογές της προγνωστικής ανάλυσης στην εν λόγω βιομηχανία [50]. Για παράδειγμα, η τεχνολογία που αναπτύχθηκε από τη Solution Seeker – σε συνεργασία με την PTT Exploration and Production Public Company Limited (PTTEP) – αναλύει εκατομμύρια ιστορικά δεδομένα παραγωγής σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιώντας την τεχνητή νοημοσύνη. Με αυτόν τον τρόπο, προσδιορίζει τη δυναμική συμπεριφορά ενός πεδίου παραγωγής και προσφέρει, αυτόματα, ενημερωμένα μοντέλα πρόβλεψης, καθορίζοντας τις βέλτιστες ρυθμίσεις παραγωγής [48].

Ακόμη μία λύση που αναπτύχθηκε από το LiquidFrameworks, δύναται να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη πιθανού συμβάντος αποτυχίας εξαιτίας ρωγματώσεων σε μέρη του εξοπλισμού. Το σύστημα θα προσφέρει τις κατάλληλες ειδοποιήσεις για συντήρηση, όταν ένα περιουσιακό στοιχείο παρουσιάζει μεγάλη πιθανότητα αποτυχίας. Με αυτόν τον τρόπο, ο εξοπλισμός μπορεί να αφαιρεθεί από το σύστημα, να αναβαθμιστεί ή να αποσυρθεί πριν προκαλέσει συμβάν [54]. Αντίστοιχα, η eLynx Technologies κυκλοφόρησε μία σειρά προϊόντων λογισμικού προγνωστικής συντήρησης ονόματι, predict-analytics-as-a-service (PAaaS), η οποία θα ήταν ικανή να προβλέπει προβλήματα πριν αυτά συμβούν. Αυτά τα προβλήματα κυμαίνονταν από τον εύθραυστο εξοπλισμό μέχρι και πιθανά συμβάντα κατά την διάρκεια της άντλησης, όπως η ανύψωση υγρού. Συγκεκριμένα, αναφέρεται ότι η προγνωστική συντήρηση ενός εμβόλου ανύψωσης υγρών, εξοικονόμησε από τον

παραγωγό 710 δολάρια ανά γεώτρηση μηνιαίως. Για ένα πεδίο 500 γεωτρήσεων, αυτό ισοδυναμεί περίπου με 4,3 δολάρια ετησίως [55].

Όπως έχει εκτιμηθεί, η χρήση των προγνωστικών εργαλείων και αναλύσεων, καθώς και η ευρύτερη χρήση των τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης, προσφέρει στη παγκόσμια πετρελαϊκή βιομηχανία τη δυνατότητα να εξοικονομήσει 50 δισεκατομμύρια δολάρια [54] και να ελαχιστοποιήσει κατά 36% τις ξαφνικές διακοπές λειτουργίας.

2.3 Ολοκληρωμένη Αξιοποίηση Ανθρώπινου Δυναμικού

Από τη δεκαετία του '70, εμφανίστηκε η ανάγκη κατάρτισης υψηλού επιπέδου εξειδικευμένου προσωπικού για την πετρελαϊκή βιομηχανία. Μέχρι τότε, υπήρχε μία αντίληψη συμβατικής και συντηρητικής, από επιστημονικής άποψης, αντιμετώπισης των θεμάτων ανάπτυξης και παραγωγής ενός πεδίου.

Σήμερα, παρά το γεγονός ότι η πετρελαϊκές εταιρείες έχουν περάσει από περιόδους οικονομικής άνθησης, όσον αφορά τις τιμές πετρελαίου και κατά συνέπεια υπέρμετρες κερδοφορίες, παρατηρείται ότι κατά βάση διαθέτουν ένα γερασμένο ηλικιακά προσωπικό, το οποίο μάλιστα διατηρεί υψηλόβαθμες θέσεις. Μία έρευνα που δημοσιεύθηκε από τον Σύλλογο Μηχανικών Πετρελαίου, κατέδειξε ότι το 50% των ενεργών μελών του είναι άνω των 55 ετών. Αυτό συνεπάγεται ότι η ηλικία συνταξιοδότησης τους είναι προ των πυλών [56].

Οι μηχανικοί της συγκεκριμένης ηλικιακής ομάδας κατέχουν μία πολύ σημαντική τεχνογνωσία και εμπειρία. Για παράδειγμα, έχουν την ικανότητα να εντοπίζουν και να διαγιγνώσκουν γρήγορα τα επικείμενα προβλήματα και να καθορίζουν τις βέλτιστες λύσεις. Αυτή η εμπειρία που έχει προκύψει μέσα από την τριβή και την ενασχόλησή τους με τον κλάδο, χάνεται με την συνταξιοδότησή τους. Το άμεσο πρόβλημα που εντοπίζεται, είναι ότι οι υπόλοιποι «άπειροι» εργαζόμενοι θα πρέπει να ανατρέχουν σε χιλιάδες έγγραφα που περιέχουν την εκάστοτε διαδικασία και πληροφορία, σπαταλώντας σημαντικό μέρος από τον εργασιακό τους χρόνο [54].

Επιπλέον, παρατηρείται ότι οι θέσεις που μένουν κενές από τους παλαιότερους μηχανικούς, δεν αντικαθίστανται εύκολα από νεότερους κυρίως λόγω κόστους. Αυτό οφείλεται είτε στην οικονομική ύφεση του 2014, που οδήγησε στις χαμηλές τιμές πετρελαίου και κατά συνέπεια στην απώλεια 450.000 θέσεων εργασίας, είτε στο γεγονός ότι το 44% των ενηλίκων (24 – 39 ετών) και το 62% των νέων (16 – 23 ετών) βρίσκουν την πετρελαϊκή βιομηχανία μη ελκυστική και επικίνδυνη [56].

Πριν συνταξιοδοτηθούν οι παλαιότεροι, είναι μείζονος σημασίας η αποθήκευση των γνώσεων και της εμπειρίας τους με στόχο την κατά το δυνατόν αέναη διατήρησή τους. Σε αυτό το στάδιο, συνέδραμε η τεχνητή νοημοσύνη.

Η τεχνητή νοημοσύνη και η χρήση προηγμένων τεχνολογιών μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη σύνδεση της εμπειρίας των συνταξιοδοτούμενων γενεών με τους λιγότερο έμπειρους νεότερους εργαζόμενους. Η κατασκευή συστημάτων που συνδυάζουν την καταγραφή κειμένου & φωνής με την ανάκτηση πληροφοριών, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την «αποθήκευση» της γνώσης και της εμπειρίας του συνταξιοδοτούμενου προσωπικού. Τα συστήματα αυτά δύναται να χρησιμοποιηθούν από τα υπόλοιπα μέλη του προσωπικού παρέχοντας εφαρμογές βοηθώντας, κατά αυτόν τον τρόπο, τους λιγότερο έμπειρους εργαζομένους.

Για παράδειγμα, η IBM εφάρμοσε την τεχνολογία Watson AI δημιουργώντας έναν **ψηφιακό βοηθό** (digital assistant), ο οποίος είναι ικανός να βοηθήσει όλους τους άπειρους υπαλλήλους στη διάρκεια της εργασίας τους. Η τεχνητή νοημοσύνη τροφοδοτήθηκε με παραπάνω από 600.000 σελίδες αναφορών, τεκμηρίωσης και αλληλογραφίας σχετικά με εργασίες γεωτρήσεων. Με την ολοκλήρωση της κατασκευής του, το μοντέλο ήταν ικανό να απαντήσει σε επιστημονικό επίπεδο, σε όλους τους τύπους ερωτήσεων που θέτουν οι τεχνικοί. Μετά την εφαρμογή του Watson, οι μηχανικοί σπαταλούσαν 75% λιγότερο χρόνο στην έρευνα πιθανών λύσεων ή κινδύνων, βελτιώνοντας κατά πολύ την παραγωγικότητά τους [47].

Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη αποτέλεσε βασικό εργαλείο για την αξιολόγηση και πρόσληψη νέου προσωπικού. Πολλές εταιρείες, διαφορετικών κλάδων, χρησιμοποιούν την τεχνητή νοημοσύνη ως εργαλείο επιλογής βιογραφικών. Συγκεκριμένα, οι εκπαιδευόμενοι αλγόριθμοι μαθαίνουν να επιλέγουν βιογραφικά, βάσει ορισμένων προδιαγραφών – στόχων που θέτει η εταιρεία, όπως για παράδειγμα η προηγούμενη εργασιακή εμπειρία ή οι μελλοντικοί στόχοι των εργαζομένων. Κατά αυτόν τον τρόπο, οι εταιρείες εξοικονομούν χρόνο, όσο και χρήμα, επιλέγοντας τον καλύτερο δυνατό υποψήφιο [45].

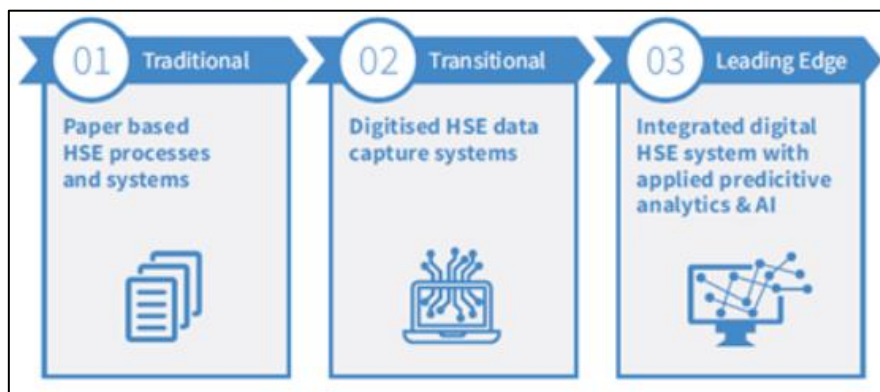
2.4 Διαχείριση Θεμάτων Υγείας, Ασφάλειας και Περιβάλλοντος - ΥΑΠ

Ένα μόνο περιστατικό που να αφορά την υγεία, την ασφάλεια ή το περιβάλλον είναι ικανό να διαταράξει τις επιχειρηματικές δραστηριότητες και ισορροπίες, ακόμη και να βλάψει την εταιρική φήμη. Σύμφωνα με την Διεθνή Ένωση Παραγωγών

Πετρελαίου & Φυσικού Αερίου (International Association of Oil and Gas Producers – IOGP), το 2018 συνέβησαν τριάντα ένα (31) μοιραία ατυχήματα (fatal incidents) στη πετρελαϊκή βιομηχανία, σημειώνοντας πτώση μόνο 6,5% από το 2017 [50].

Μέχρι πρότινος, τα περιστατικά ΥΑΠ καταγράφονταν παραδοσιακά σε χαρτί, ακολουθώντας μη πρωτοτυποιημένες αναφορές, γεγονός που σημαίνει ότι ναι μεν υπήρχε η ανταπόκριση και η πληροφορία σχετικά με τα συμβάντα, αλλά αυτή δεν ήταν σε αξιοποιήσιμη μορφή.

Με την εξέλιξη των ψηφιακών εργαλείων στη διαχείριση θεμάτων ΥΑΠ, τα ψηφιακά συστήματα καταγραφής παρέχουν στις εταιρείες τη διασφάλιση ότι οι κίνδυνοι καταγράφονται και αντιμετωπίζονται καλύτερα. Η ψηφιοποίηση έχει βελτιώσει τα συστήματα συλλογής δεδομένων, αλλά η ανάλυση δεδομένων ΥΑΠ εξακολουθεί να αποτελεί μια χρονοβόρα εργασία, επιρρεπή σε ανθρώπινα λάθη [57].



Εικόνα 2-8: Βήματα Καταγραφής Συμβάντων ΥΑΠ [58]

Σε αυτή την κατεύθυνση έρχεται να συμβάλλει, εκ νέου, η τεχνητή νοημοσύνη. Αρχικά, η τεχνητή νοημοσύνη έδωσε το έναυσμα για την αξιολόγηση των πληροφοριών που λαμβάνονται από ένα συμβάν. Η μηχανική μάθηση είχε τη δυνατότητα να εκπαιδευτεί μέσα από αυτά τα δεδομένα, έτσι ώστε οι μελλοντικές πληροφορίες, (αίτια, χρόνος κ.τ.λ.) που θα λάμβανε η εταιρεία, να είναι πιο ακριβείς στοχεύοντας στην καλύτερη πρόληψη ομοίων περιστατικών. Η εκπαίδευση μέσα από αυτά, αποσκοπούσε στην καλύτερη πληροφόρηση και λήψη αποφάσεων [45].

Το SaltGrid, είναι μια νέα προγνωστική πλατφόρμα αναλυτικών στοιχείων που δημιουργήθηκε για να βελτιώσει την ανάλυση των δεδομένων. Μία πλατφόρμα υπολογιστικού νέφους, εφαρμόζει την τεχνητή νοημοσύνη σε δεδομένα ΥΑΠ προβλέποντας τον αριθμό, τους τύπους, αλλά και τον χρόνο που ενδέχεται να συμβούν κάποια συμβάντα. Επίσης, χρησιμοποιώντας δεδομένα ασφαλείας, το

σύστημα έχει σχεδιαστεί για γρήγορη και χωρίς σφάλματα, αναγνώριση προτύπων και σχέσεων.

Μέσω των ανωτέρω, η τεχνητή νοημοσύνη έδωσε τη δυνατότητα μείωσης των κινδύνων και της έκθεσης των εργαζομένων σε αυτούς, ελαχιστοποιώντας κατά αυτόν τον τρόπο την συχνότητα των ατυχηματικών συμβάντων. Όπως εξήγησε ο AJ Abdallat, Διευθύνων Σύμβουλος της Beyond Limits, «*Ο εκσυγχρονισμός της βιομηχανίας πετρελαίου και φυσικού αερίου είναι ένα παγκόσμιο τοπίο, πλούσιο σε ευκαιρίες αναφορικά με την προστασία του περιβάλλοντος, την αποτελεσματικότερη ανακάλυψη πηγών ενέργειας, την ασφάλεια στο χώρο εργασίας, και με διαγνωστικά εργαλεία για πιο ενημερωμένη λήψη αποφάσεων*» [47].

2.5 Οικονομικά Μοντέλα Πρόβλεψης Τιμών – Στρατηγικός Σχεδιασμός

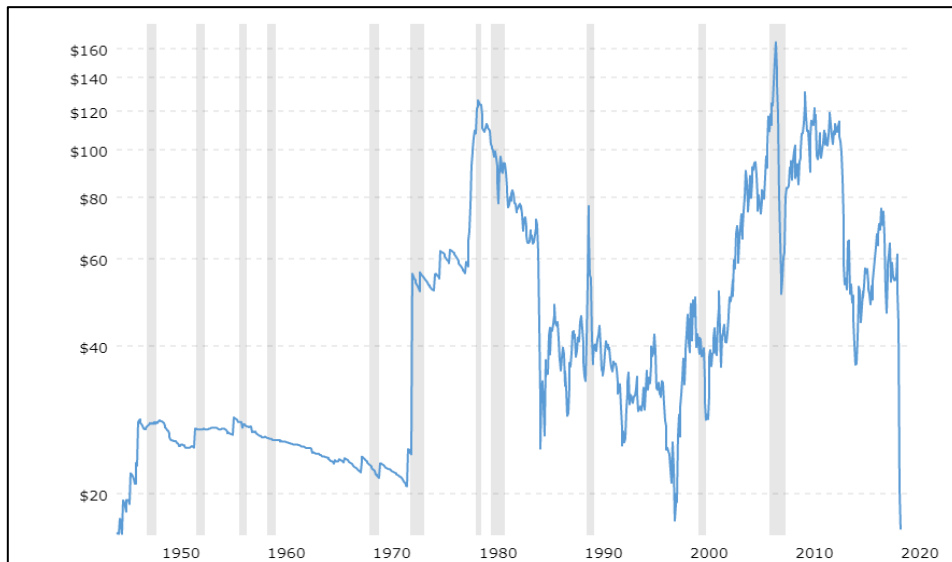
Μία σωστή πρόβλεψη παραγωγής, ζήτησης και τιμών δίνει τη δυνατότητα στις εταιρείες να σχεδιάσουν καλύτερα την παραγωγή και τη διανομή των προϊόντων τους [54].

Ο στρατηγικός και οικονομικός σχεδιασμός είναι από τους βασικότερους τομείς για όλη την αλυσίδα της πετρελαϊκής βιομηχανίας, καθώς από αυτούς εξαρτάται η κερδοφορία της βιομηχανίας. Με τη σωστή οργάνωση του οικονομικού σχεδιασμού κινούνται οι χρηματικές ροές και τα κεφάλαια, καθορίζοντας έτσι τα κέρδη. Ακόμη, η πετρελαϊκή βιομηχανία φημίζεται για τη σύνθετη λογιστική της, για την οποία κρίνεται απαραίτητο η απασχόληση υψηλά καταρτισμένων λογιστών [45].

Η πρόβλεψη των τιμών πετρελαίου και φυσικού αερίου είναι μείζονος σημασίας στον στρατηγικό και οικονομικό σχεδιασμό μίας πετρελαϊκής εταιρείας, καθώς επίσης και στη ρύθμιση της παραγωγής των κοιτασμάτων, που διαθέτει στο χαρτοφυλάκιό της. Δεδομένου ότι πολλές χώρες παγκοσμίως στηρίζουν την οικονομία τους στο πετρέλαιο και δεδομένου ότι το πετρέλαιο είναι ένα χρηματιστηριακό προϊόν, ήταν αναγκαίο να προβλεφθεί η τιμή του πετρελαίου για ένα χρονικό εύρος, ώστε οι οικονομίες αυτών των χωρών να μπορέσουν να αντιδράσουν έγκαιρα.

Υπάρχουν πολλοί παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή του πετρελαίου. Ο νόμος Προσφοράς & Ζήτησης, οι κοινωνικές & οικονομικές κρίσεις καθώς και ο αριθμός των επενδύσεων [59] είναι μερικοί από αυτούς. Μέσα σε εβδομήντα (70) χρόνια, η τιμή του πετρελαίου ανά βαρέλι έχει σημειώσει σημαντικές αυξομειώσεις. Να σημειωθεί ότι το υψηλότερο ρεκόρ στην τιμή του πετρελαίου, εμφανίστηκε τον

Ιούνιο του 2008 λόγω της οικονομικής ύφεσης που υπέστη η αμερικάνικη αγορά, όπως παρουσιάζονται στην Εικόνα 2-9. Τα τελευταία χρόνια, οι μειωμένες τιμές έχουν περιορίσει τις χρηματικές ροές, με αποτέλεσμα οι εταιρείες να επαναπροσδιορίζονται και να αναθεωρούν τα σχέδια εκμετάλλευσης και παραγωγής, επαναπροσδιορίζοντας αντίστοιχα τις επενδύσεις [60].



Εικόνα 2-9: Μεταβλητότητα Τιμής Πετρελαίου [61]

Όπως αποδείχθηκε, οι συνεχόμενες οικονομικές μεταβολές, δημιούργησαν την ανάγκη προσδιορισμού της τιμής του πετρελαίου, με έναν πιο έγκυρο και έγκαιρο μηχανισμό.

Η τεχνητή νοημοσύνη διευκόλυνε αυτόν τον τομέα, με την εφαρμογή προσαρμοσμένων μοντέλων. Τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούν χρονοοικονομικές σειρές, διαφορές στους δείκτες χρηματιστηρίου, αλλά και συναλλαγματικές ισοτιμίες για να βελτιώσουν την πρόβλεψη των τιμών του πετρελαίου. Η τεχνητή νοημοσύνη ενίσχυσε τα συστήματα πρόβλεψης των τιμών. Οι προβλέψεις για τη μεταβλητότητα και την αστάθεια της τιμής μέσω των τεχνητών νευρωνικών δικτύων αύξησαν την χρονική διακύμανση της τιμής. Με αυτόν τον τρόπο, οι πετρελαϊκές εταιρείες κατάφεραν να αποκτήσουν μία πρώτη εικόνα για τη μεταβλητότητα της τιμής για ένα χρονικό περιθώριο περίπου τριών εβδομάδων [13].

Όπως παρατηρείται, η τεχνητή νοημοσύνη έχει εισχωρήσει στο μηχανισμό λειτουργίας της πετρελαϊκής βιομηχανίας, δίνοντας λύσεις και ευκαιρίες για καλύτερη παραγωγική διαδικασία, μειώνοντας τα περιττά κόστη και βελτιστοποιώντας το μηχανισμό λειτουργίας. Όσο η τεχνολογία εξελίσσεται, τόσο

περισσότερες ευκαιρίες θα δημιουργούνται με την πάροδο του χρόνου. Υπολογίζεται δε, ότι η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην πετρελαϊκή βιομηχανία θα αυξηθεί σημαντικά και αναμένεται το 2022 το μερίδιο συμμετοχής της θα ανέρχεται στα 2,85 δισεκατομμύρια δολάρια, με ρυθμό ανάπτυξης μεγαλύτερο του 12,5% [54].

3 Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη στο Χαρακτηρισμό Ταμιευτήρων Υδρογονανθράκων

Θεωρητικά, η πρώτη εφαρμογή τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης στον χαρακτηρισμό ταμιευτήρων υδρογονανθράκων αναλύοντας δεδομένα διαγραφιών (log analysis), μπορεί να εντοπιστεί το 1989, όταν η εταιρεία Halliburton χρησιμοποίησε τέτοιες μεθοδολογίες για τη μοντελοποίηση του συνολικού πορώδους και της στρωματογραφίας της περιοχής [62]. Με την πάροδο των χρόνων, λόγω των αυξανόμενων απαιτήσεων της εταιρείας, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης πολλαπλασιάστηκε, καλύπτοντας έτσι ένα ευρύ φάσμα των μηχανισμών λειτουργίας της.

Ο προσδιορισμός των φυσικοχημικών ιδιοτήτων του πετρελαίου, καθώς και η ανάλυση των σεισμικών, αποτελούν βασικά εργαλεία για την παραγωγική διαδικασία του πετρελαίου. Ο χαρακτηρισμός των περιεχόμενων ρευστών σε συνδυασμό με τη γνώση της ογκομετρικής συμπεριφορά τους προσφέρουν μία συνολική εικόνα για τον ταμιευτήρα, η οποία δύναται να οδηγήσει σ' έναν ορθό σχεδιασμό της εκμετάλλευσής του.

Στο παρόν κεφάλαιο, θα αναπτυχθούν τρόποι εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης, και τα αποτελέσματά της σε πρωτογενή δεδομένα, ιδιότητες και παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στο χαρακτηρισμό και την αξιολόγηση ταμιευτήρων υδρογονανθράκων.

3.1 Σεισμικά Δεδομένα

Οι σεισμικές έρευνες αποτελούν μία από τις πρώτες διαδικασίες κατά την έρευνα για κοιτάσματα υδρογονανθράκων. Από τις έρευνες αυτές προκύπτουν πολλά δεδομένα, τα οποία συγκεντρώνονται τελικά σε μία μεγάλη βάση δεδομένων. Οι γεωφυσικοί πετρελαίου αναλύουν αυτόν τον μεγάλο όγκο δεδομένων, με στόχο να προσδιορίσουν πιθανές δομές που μπορούν να αντιστοιχούν σε ταμειυτήρες υδρογονανθράκων.

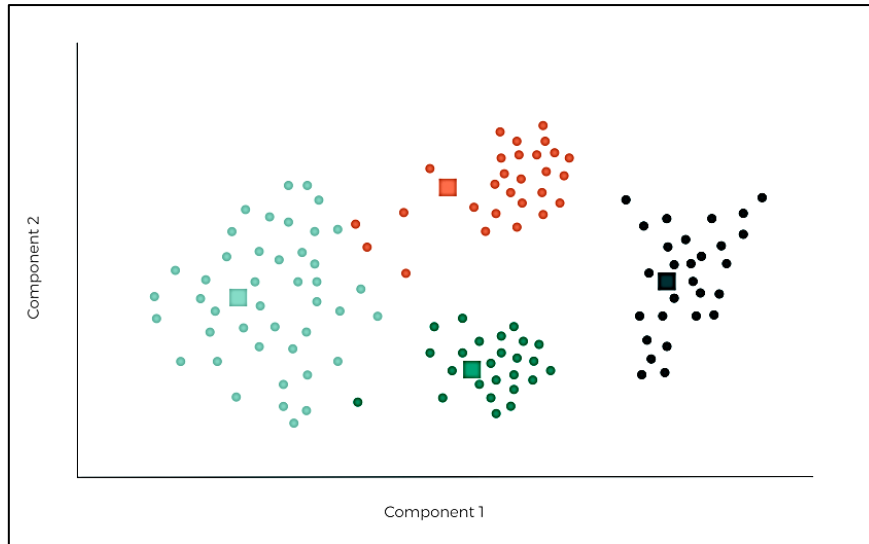
Στις σεισμικές έρευνες, μία πηγή ενέργειας (η οποία βρίσκεται στην επιφάνεια) δημιουργεί ελαστικά κύματα που διαδίδονται προς το υπέδαφος. Κάθε διαφορετικό στρώμα του υπεδάφους ανακλά ένα μέρος της κυματικής ενέργειας πίσω στην επιφάνεια, ενώ τα υπόλοιπα κύματα διαδίδονται σε ακόμη βαθύτερα στρώματα, όπου αλληλεπιδρούν και ανακλούν με τον ίδιο τρόπο. Όλα τα ανακλώμενα κύματα καταγράφονται και επεξεργάζονται.

Η πρόκληση που υπάρχει σε αυτό το πεδίο είναι να βελτιωθεί:

- η διαχείριση
- η επεξεργασία και
- η ερμηνεία του τεράστιου όγκου δεδομένων,

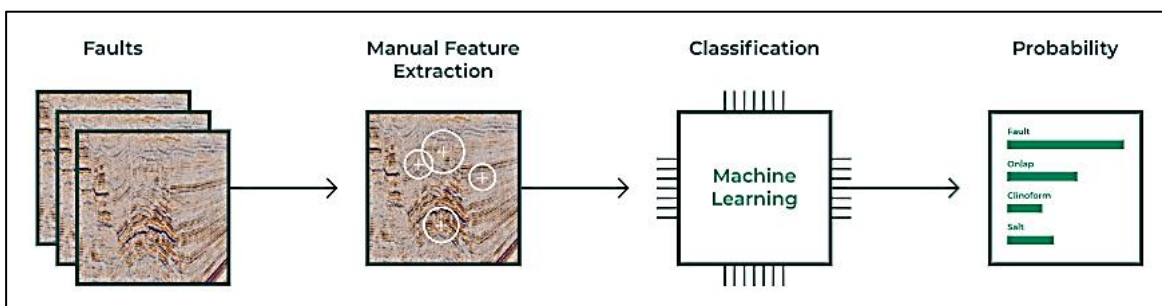
με στόχο τη διευκόλυνση των ειδικών επιστημόνων που καλούνται να αναλύσουν τα συγκεκριμένα δεδομένα. Αυτή η πρόκληση μπορεί να αντιμετωπιστεί με την εφαρμογή των τελευταίων τεχνικών **μηχανικής μάθησης** σε όλες τις μορφές της (επιτηρούμενη – και μη – ενισχυτική μάθηση) και της βαθιάς μάθησης (Deep Learning), όπως παρουσιάστηκαν αναλυτικά στο Κεφ.1.

Η **μη - επιτηρούμενη μηχανική μάθηση**, επεξεργάζεται μη κατηγοριοποιημένα δεδομένα, αναγνωρίζει τις ομοιότητες και τις διακυμάνσεις τους, και κατόπιν τα κατηγοριοποιεί βάσει δικών της ομάδων, δημιουργώντας ειδικούς χάρτες (self-organising maps) με αυτές τις ομάδες δεδομένων, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3-1. Η εν λόγω κατηγοριοποίηση είναι συνήθης και πολύ χρήσιμη στην αναγνώριση γεωλογικών χαρακτηριστικών, που απαιτούνται κατά την έρευνα και ανάπτυξη κοιτασμάτων υδρογονανθράκων.



Εικόνα 3-1: Κατηγοριοποίηση Δεδομένων βάσει της Μη – Επιτηρούμενης Μηχανικής Μάθησης [63]

Η επιτηρούμενη μηχανική μάθηση μέσω της επεξεργασίας κατηγοριοποιημένων δεδομένων και την εξαγωγή των χαρακτηριστικών τους, ανιχνεύει πιθανά μοτίβα που περιέχονται σε αυτά. Ο προσδιορισμός των μοτίβων και των χαρακτηριστικών χρησιμεύει στην αναγνώριση όμοιων και παρεμφερών χαρακτηριστικών σε ανεπεξέργαστα δεδομένα. Η παραπάνω διαδικασία απεικονίζεται χαρακτηριστικά στην Εικόνα 3-2, όπου ο χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος έχει εκπαιδευτεί σε ένα μεγάλο όγκο σεισμικών δεδομένων που αφορούν ειδικά σε ρήγματα, και ο οποίος δύναται να αναγνωρίσει και να εντοπίσει ένα ρήγμα σε τρισδιάστατες απεικονίσεις σεισμικών (seismic cubes) και στη συνέχεια να το ταξινομήσει [63].

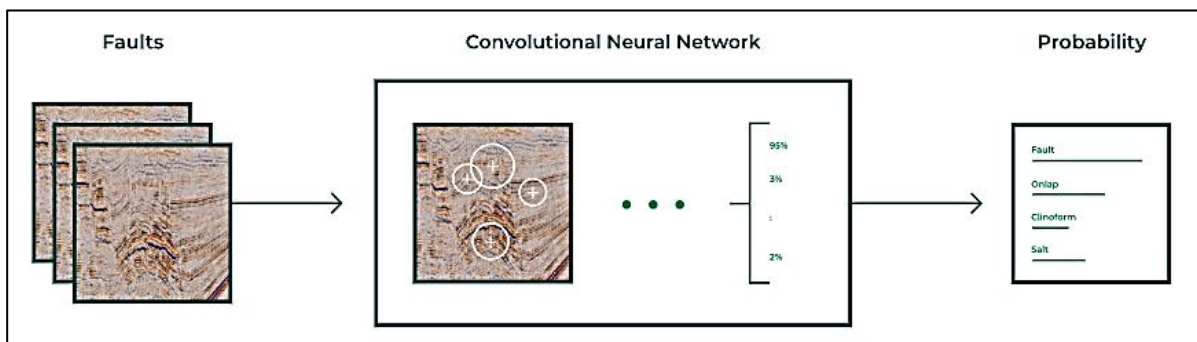


Εικόνα 3-2: Η Επιτηρούμενη Μηχανική Μάθηση στην Αναγνώριση Ρηγμάτων [63]

Στην περίπτωση των σεισμικών, επίσης, προτιμάται και η χρήση δικτύων βαθιάς μάθησης (Deep Learning) που είναι «εκπαιδευμένα» στην αναγνώριση εικόνων. Τα δίκτυα βαθιάς μάθησης προκειμένου να «μάθουν» σημαντικά χαρακτηριστικά των σεισμικών δεδομένων, χρησιμοποιούν ένα στρώμα (layer), για να κατανοήσουν όλα τα χαρακτηριστικά που περιέχονται μέσα σε αυτό [διαδικασία γνωστή ως συνέλιξη

(convolution)]. Η χρήση της λέξης «βαθιάς» αντικατοπτρίζει μία επαναληπτική διαδικασία διαφόρων διεργασιών, κατά την οποία τα αποτελέσματα της μίας διεργασίας αποτελούν τις εισαγωγικές παραμέτρους της επόμενης, δημιουργώντας έτσι πολλά τέτοια στρώματα [63].

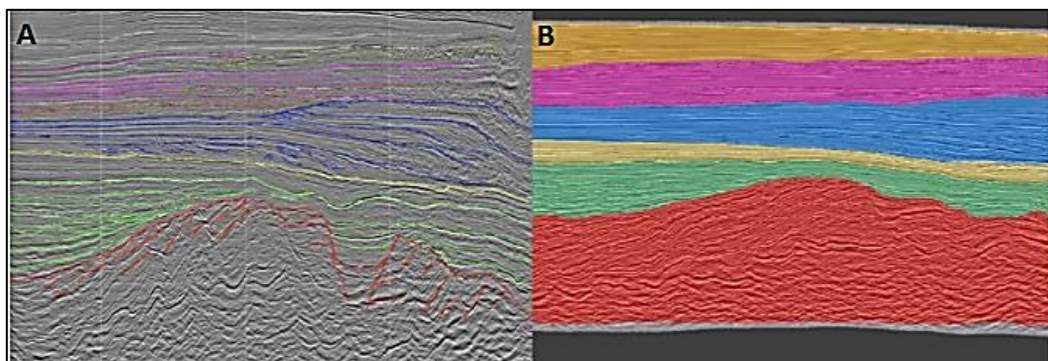
Στην Εικόνα 3-3, απεικονίζεται η χρήση της βαθιάς μάθησης, στην ανάλυση γεωλογικών ρηγμάτων. Παρότι απαιτείται μεγάλη ποσότητα δεδομένων για την εκπαίδευσή της, έχει παρατηρηθεί ότι τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι ιδιαίτερος αξιόπιστα. Αποτέλεσμα αυτής είναι η εξαγωγή συμπερασμάτων – αναγνώριση ρηγμάτων και η ερμηνεία σεισμικών δεδομένων, για την οποία έχει αποφευχθεί η αρχική κατηγοριοποίηση τους και η εξαγωγή χαρακτηριστικών τους, όπως περιγράφηκε παραπάνω.



Εικόνα 3-3:Χρήση Βαθιάς Μάθησης σε Επεξεργασία Σεισμικών Δεδομένων [63]

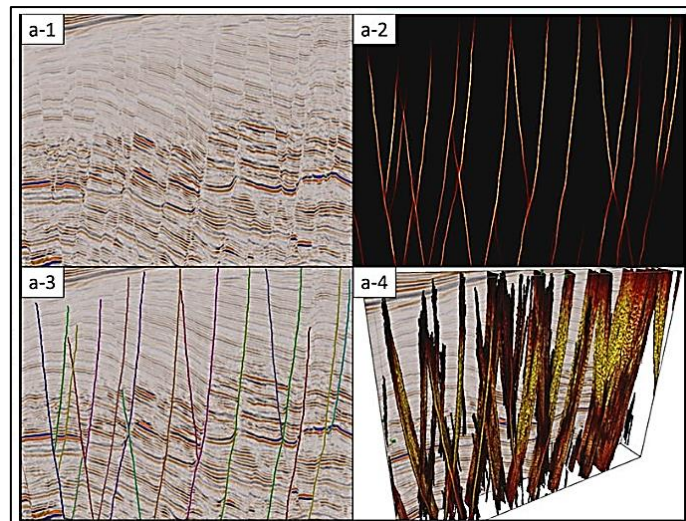
Πιο συγκεκριμένα, οι Ben Lassoock et. al. [64] χρησιμοποιώντας την τεχνητή νοημοσύνη κατάφεραν να διευκολύνουν την ερμηνεία μεγάλων όγκων σεισμικών δεδομένων. Αυτοί επικεντρώθηκαν στις εργασίες που επιτελούνταν με τη στρωματογραφία ιζηματογενών ακολουθιών (sequence stratigraphy), η οποία χρησιμοποιούνταν για την απεικόνιση των υπεδαφικών στρωμάτων. Η στρωματογραφία ιζηματογενών ακολουθιών παρείχε τη δυνατότητα ερμηνείας σεισμικών δεδομένων, αναλύοντας μία σειρά δισδιάστατων τομών (2D cross-sections) τα οποία λαμβάνονταν καθ' όλη τη διάρκεια της έρευνας. Για αυτήν τη διαδικασία, ο ερευνητής θα έπρεπε να αναλύσει μία τομή για κάθε δέκα που είχαν ληφθεί, ώστε να έχει μία ακολουθία δεδομένων για την περιοχή. Με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης, ο ερευνητής έπρεπε να ερμηνεύσει λιγότερες από μία στις χίλιες πιθανές τομές, εκπαιδεύοντας μία μηχανή να ερμηνεύσει τα υπόλοιπα δεδομένα αντί για εκείνον.

Στην Εικόνα 3-4Α παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της χειροκίνητης ερμηνείας μίας σεισμικής γραμμής μέσω της τυπικής ανάλυσης στρωματογραφίας και στην Εικόνα 3-4Β το αποτέλεσμα της αυτοματοποιημένης ερμηνείας της ίδιας σεισμικής γραμμής με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Σημειώνεται ότι η αυτοματοποιημένη ερμηνεία είχε εκπαιδευτεί στα αποτελέσματα της χειροκίνητης ερμηνείας που προέκυψαν από την ανάλυση στρωματογραφίας. Παρατηρείται ότι υπάρχει ένας υψηλός βαθμός συνέπειας μεταξύ των αποτελεσμάτων των δύο προσεγγίσεων, παρά τις μικρές διαφορές στις αποτυπωμένες αποστάσεις.



Εικόνα 3-4: Χειροκίνητη και Αυτοματοποιημένη Ερμηνεία Σεισμικών Κυμάτων Στρωματογραφίας [64]

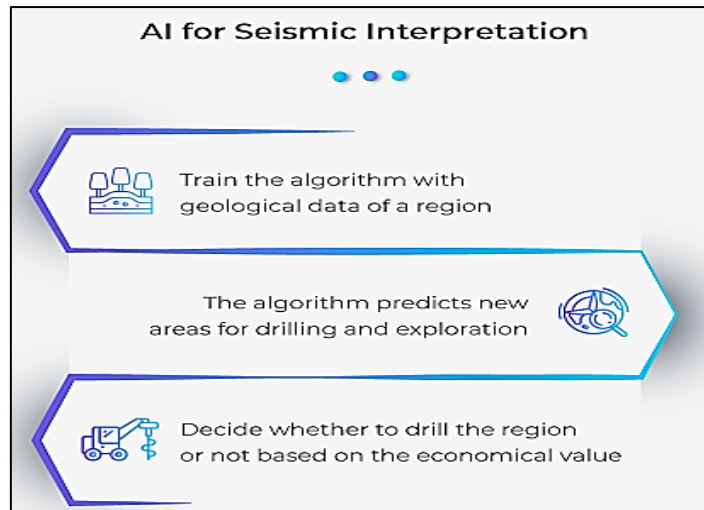
Οι Lowell et al. [65] θέλοντας να δοκιμάσουν τα δίκτυα βαθιάς μάθησης, εισήγαγαν στο μοντέλο τυπικά σεισμικά δεδομένα (Εικόνα 3-5a-1), μέσω του οποίου προκύπτουν καθαρά ρήγματα, όπως αναγνωρίζονται από τη βαθιά μάθηση (Εικόνα 3-5a-2). Με την ευρύτερη χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ο ερευνητής έχει τη δυνατότητα να διευκρινίσει ασάφειες χρησιμοποιώντας παραδοσιακά εργαλεία ερμηνείας, προσθέτοντας συγκεκριμένα δεδομένα στην εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Εικόνα 3-5a-3) μεταβάλλοντας κατά αυτόν τον τρόπο τη συμπεριφορά του συστήματος. Η διαδικασία ολοκληρώνεται με την εξαγωγή της τρισδιάστατης ερμηνείας των ρηγμάτων (Εικόνα 3-5a-4) και τη διαδικασία ελέγχου ποιότητας. Γενικά, η λεπτομέρεια που περιέχεται στην ερμηνεία ρηγμάτων μέσω της τεχνητής νοημοσύνης, δίνει μία πρώτη εικόνα για το σχηματισμό, και για οποιοδήποτε σχέδιο εκμετάλλευσης/ανάπτυξης ενδέχεται να εφαρμοστεί [66].



Εικόνα 3-5: 3D Αποτύπωση Γεωλογικών Ρηγμάτων [65]

Με την ορθή ερμηνεία των σεισμικών δεδομένων για την ανάλυση των ρηγμάτων, καθορίζεται και το αν και το πού θα γίνουν γεωτρήσεις στην υπό έρευνα περιοχή. Πολλές φορές ο προσδιορισμός των λεπτών ρηγμάτων (subtle faults) είναι δυσχερές, καθώς μπορούν εύκολα να παραβλεφθούν από τους επιστήμονες. Με τη χρήση των μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης και την εκπαίδευση των μοντέλων στα εκάστοτε γεωλογικά δεδομένα, μπορούν να εντοπιστούν τέτοιου είδους ρήγματα και να αποτελέσουν μία επιπλέον πληροφορία προς αξιολόγηση, η οποία σε διαφορετική περίπτωση θα είχε πιθανά παραβλεφθεί.

Η τεχνητή νοημοσύνη βρίσκει σημαντική χρήση στη διαχείριση και ερμηνεία των σεισμικών δεδομένων, ενώ ακόμη με τη διαδικασία της εκπαίδευσης των επιλεγμένων αλγορίθμων σε γεωλογικά δεδομένα μίας περιοχής, δύναται να προκύψουν συμπεράσματα και προτάσεις για έρευνα σε κάποια άλλη έκταση εντός αυτής (Εικόνα 3-6) [67].



Εικόνα 3-6: Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης στην Ερμηνεία Σεισμικών Δεδομένων και στη Λήψη Επενδυτικών Αποφάσεων [67]

3.2 Πετροφυσικές Ιδιότητες Ταμιευτήρα

Οι πετροφυσικές ιδιότητες ενός ταμιευτήρα υδρογονανθράκων (ο οποίος ονομάζεται και αποθήκευτρο πέτρωμα), οι οποίες είναι σημαντικού ενδιαφέροντος, είναι:

- A) Το πορώδες, το οποίο καθορίζει την αποθηκευτική ικανότητα του
- B) Η διαπερατότητα, η οποία καθορίζει τη δυνατότητα του ρευστού να ρέει εντός των πόρων του πετρώματος και
- Γ) Ο κορεσμός σε νερό του σχηματισμού, ο οποίος οδηγεί σε συμπεράσματα σχετικά με το διαθέσιμο όγκο του σχηματισμού, αλλά και τον κορεσμό του σε υδρογονάνθρακες [68].

Γενικά, η εκτίμηση των πετροφυσικών ιδιοτήτων μπορεί να γίνει είτε άμεσα, είτε έμμεσα. Άμεσα, υπολογίζονται μέσω εργαστηριακών μεθόδων και, κατά κύριο λόγο, μέσω της ανάλυσης πυρήνων (core analysis). Έμμεσα, η εκτίμηση τους γίνεται μέσω υπολογισμών και αναλύσεων δεδομένων που προκύπτουν κυρίως από διαγραφίες (well loggings) [69]. Με την εργαστηριακή ανάλυση πυρήνων (που έχουν ληφθεί κατά την όρυξη γεωτρήσεων) συλλέγονται πραγματικά δεδομένα για τις πετροφυσικές ιδιότητες που δεν μπορούν να συλλεχθούν εύκολα από τις διαγραφίες.

Οι διαγραφίες που εκτελούνται εντός της γεώτρησης, δίνουν μία πρώτη εκτίμηση για τις γεωλογικές συνθήκες που υπάρχουν στο υπέδαφος, ενώ ακόμη καταγράφουν και μία σειρά γεωλογικών ιδιοτήτων, όπως το πάχος σχηματισμών, η λιθολογία, το πορώδες, η διαπερατότητα, ο κορεσμός σε νερό ή/και υδρογονάνθρακα, η κλίση στρωμάτων, η θερμοκρασία, οι ρωγματώσεις κ.ά. Υπάρχουν οι κλασσικές διαγραφίες

(ακουστικής ταχύτητας – acoustic logging, ειδικής αντίστασης – resistivity logging, παραγωγής – production logging κ.ά.), αλλά και οι πιο εξεζητημένες διαγραφίες πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού (Nuclear Magnetic Resonance –NMR⁹).

Σε όλες τις παραπάνω περιπτώσεις, το κόστος εργασίας και ανάλυσης των δεδομένων είναι υψηλό, με αποτέλεσμα να υπάρχει διαρκής αναζήτηση νέων υπολογιστικών μεθόδων για τον χαρακτηρισμό του ταμειυτήρα. Η τεχνητή νοημοσύνη κατάφερε να παίξει σημαντικό ρόλο στην αντιμετώπιση των παραπάνω προβλημάτων.

Παρακάτω, παρουσιάζονται διάφορες εφαρμογές των τεχνικών της τεχνητής νοημοσύνης στον εν λόγω τομέα, με στόχο είτε την εξοικονόμηση χρόνου και κόστους, είτε τη δημιουργία ενός καινοτόμου και υψηλής ακρίβειας μοντέλου προσδιορισμού.

3.2.1 Πορώδες – ϕ

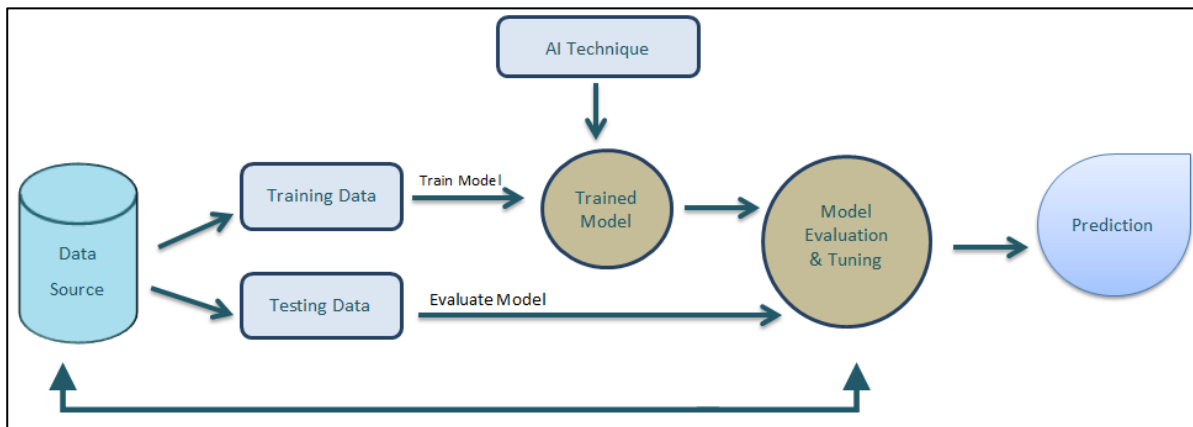
Το πορώδες αποτελεί μία από τις πετροφυσικές ιδιότητες ενός ταμειυτήρα υδρογονανθράκων. Είναι από τις πιο βασικές ιδιότητες του καθώς χρησιμοποιείται άμεσα για τον προσδιορισμό του κορεσμού σε νερό - S_w , για την εκτίμηση των αποθεμάτων κ.ο.κ. Για αυτόν λόγο, ο προσδιορισμός του θεωρείται μείζονος σημασίας και η όποια αβεβαιότητα υφίσταται από τον υπολογισμό του, οφείλει να ελαχιστοποιηθεί.

Πορώδες είναι ο λόγος του όγκου των κενών (πόρων) του πετρώματος προς τον ολικό του όγκο. Το πορώδες που ενδιαφέρει τη μηχανική είναι το πορώδες που δίνει τη δυνατότητα κίνησης των ρευστών μέσα από τον εκάστοτε σχηματισμό, δηλαδή το **ενεργό πορώδες** [68].

Ο μηχανισμός με τον οποίο χρησιμοποιείται η τεχνητή νοημοσύνη για τον προσδιορισμό του πορώδους, παρουσιάζεται στο διάγραμμα ροής, του Σχήματος 3-1. Πρώτα, συλλέγονται τα απαιτούμενα δεδομένα, δημιουργείται η αντίστοιχη βάση δεδομένων και κατόπιν πραγματοποιείται ο διαχωρισμός τους σε δύο (2) σύνολα, ένα (1) για την εκπαίδευση και ένα (1) για την επαλήθευση του μοντέλου. Στη συνέχεια, επιλέγεται η τεχνική της τεχνητής νοημοσύνης, βάσει της οποίας κατασκευάζεται το

⁹Η Nuclear magnetic resonance (NMR) είναι μία μέθοδος ηλεκτρομαγνητικής καταγραφής η οποία μετρά την επαγόμενη μαγνητική ροπή των πρωτονίων σε πορώδη ρευστά. Λόγω της ιδιότητας που έχουν τα πρωτόνια να εμφανίζονται σε πορώδη ρευστά, το NMR ανταποκρίνεται στην εκτίμηση του όγκου, του ιξώδους των ρευστών, ιδίως στα αέρια, στο νερό και στο πετρέλαιο

μοντέλο και το οποίο επαληθεύεται με το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων. Αν τα αποτελέσματα που προκύπτουν παρουσιάζουν υψηλή αντιστοιχία με τα πειραματικά δεδομένα, τότε το μοντέλο θεωρείται ακριβές, αλλιώς, εκτελεί επαναληπτικές διαδικασίες για να βελτιώσει την απόδοσή του, έως ότου εμφανίσει υψηλό βαθμό συσχέτισης με τα πειραματικά δεδομένα. Εναλλακτικά, χρησιμοποιείται ταυτόχρονα κάποιος αλγόριθμος βελτιστοποίησης, όπως παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 1.



Σχήμα 3-1: Διάγραμμα Ροής Τεχνητής Νοημοσύνης για τον Υπολογισμό Πορώδους

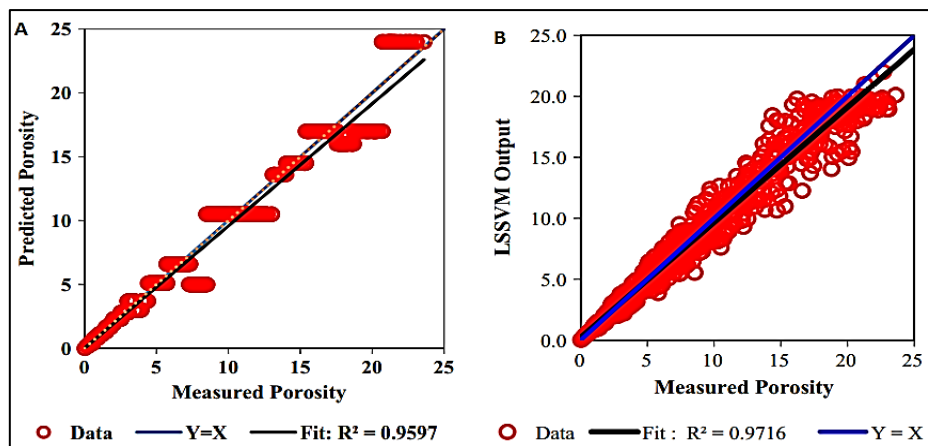
Παρακάτω περιγράφονται κάποιες ενδεικτικές μελέτες που χρησιμοποίησαν την τεχνητή νοημοσύνη (είτε εξ ολοκλήρου, είτε συνδυαστικά με τις κλασικές μεθόδους) για τον προσδιορισμό του πορώδους σε διαφορετικά πεδία πετρελαίου.

Σε μελέτη που πραγματοποιήθηκε από τους Briones Victor et al. [70] και δημοσιεύτηκε από την Society of Exploration Geophysicists, το πορώδες προσδιορίζεται μέσα από τον συνδυασμό της τεχνητής νοημοσύνης με υπάρχουσες μετρήσεις από κλασικές διαγραφίες. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με αυτά των διαγραφιών πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού (NMR). Τα δείγματα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για τη μελέτη, προέρχονταν από το Campos Basin¹⁰. Η μελέτη βασίστηκε στη χρήση της ασαφούς λογικής και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, οι οποίες βελτιστοποιήθηκαν με τη χρήση του απλού μέσου όρου (simple mean) και των γενετικών αλγορίθμων. Βάσει των αποτελεσμάτων που προέκυψαν, παρατηρήθηκε ότι στις γεωτρήσεις στις οποίες δοκιμάστηκαν τα μοντέλα, τα **τεχνητά**

¹⁰ Το Campos Basin είναι μία από τις ιζηματογενείς λεκάνες της Βραζιλίας. Αποτελείται από ανθρακικά ιζήματα διαφόρων μεγεθών. Η διαχείριση αυτών ταμιευτήρων είναι δύσκολη γιατί ενώ τα ανθρακικά άλατα μπορούν να αποθηκεύσουν σημαντικούς όγκους πετρελαίου στους πόρους τους, επιτρέπουν χαμηλό ρυθμό ροής. Επιπλέον, η πετροφυσική ανάλυση είναι δύσκολη και επιρρεπής σε σφάλματα, ιδίως στον κορεσμό του νερού, του πορώδους, της διαπερατότητας και συνεπώς της εκτίμησης των αποθεμάτων [154].

νευρωνικά δίκτυα απέδιδαν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την ασαφή λογική στην εκτέλεση του προγράμματος και με μικρότερα σφάλματα. Επιπλέον, οι **γενετικοί αλγόριθμοι** επέδειξαν καλύτερη βελτιστοποίηση από τον μέσο όρο, και απέδωσαν καλύτερα αποτελέσματα στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα από ότι στην ασαφή λογική. Ουσιαστικά, αποδείχθηκε ότι η χρήση τεχνικών της τεχνητής νοημοσύνης σε συνδυασμό με τις κλασσικές διαγραφίες μπορούν να δώσουν εξίσου καλά αποτελέσματα με αυτά των NMR, εξοικονομώντας, ταυτόχρονα, σημαντικά κόστη από τη χρήση τους.

Σε μία νέα προσεγγιστική μέθοδο, οι Ahmadi et al. [69], προσπάθησαν να αναπτύξουν μία νέα τεχνική βασισμένη στην τεχνητή νοημοσύνη προκειμένου να παρακολουθούν τη διαπερατότητα και το πορώδες σε πετρελαϊκούς ταμιευτήρες χρησιμοποιώντας ταυτόχρονα τους διαγραφίες σε διάφορες συνθήκες. Για αυτόν τον λόγο, χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, όπως οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης των οποίων η βελτιστοποίηση βασίστηκε στη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων και η ασαφής λογική βελτιστοποιημένη με γενετικούς αλγόριθμους. Η μελέτη αυτή στηρίχθηκε σε ένα εκτενές σύνολο δεδομένων ενός ανθρακικού ταμιευτήρα πετρελαίου νότια του Ιράν [1.000 πραγματικά δεδομένα τα οποία περιελάμβαναν πραγματικές τιμές ενδείξεων πυκνότητας (density tool readings), χρόνου μετάδοσης ήχου (sonic transit time), ολικού πορώδους (total porosity), φαινόμενης πυκνότητας (bulk density), καθώς και τις πραγματικές μετρήσεις του πορώδους και της διαπερατότητας που χρησιμοποιήθηκαν για την τελική σύγκριση]. Με την εφαρμογή του υπολογιστικού μέρους, προέκυψε ότι οι κλασσικές μέθοδοι (ανάλυση πυρήνων και ανάλυση δεδομένων από διαγραφίες) υστερούσαν έναντι του συνδυασμού των γενετικών αλγορίθμων με την ασαφή λογική, ενώ οι **μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης** υπερέτερουσαν του τελευταίου συνδυασμού, όπως αποτυπώνονται στην Εικόνα 3-7. Ο συνδυασμός των γενετικών αλγορίθμων με την ασαφή λογική ήταν υπερβολικά ευαίσθητος στις όποιες μεταβολές των δεδομένων. Ωστόσο, και οι δύο συνδυασμοί εξήγαγαν καλύτερα αποτελέσματα από τις κλασσικές μεθόδους τόσο στην τιμή του πορώδους, όσο και στο εκτιμώμενο σφάλμα.

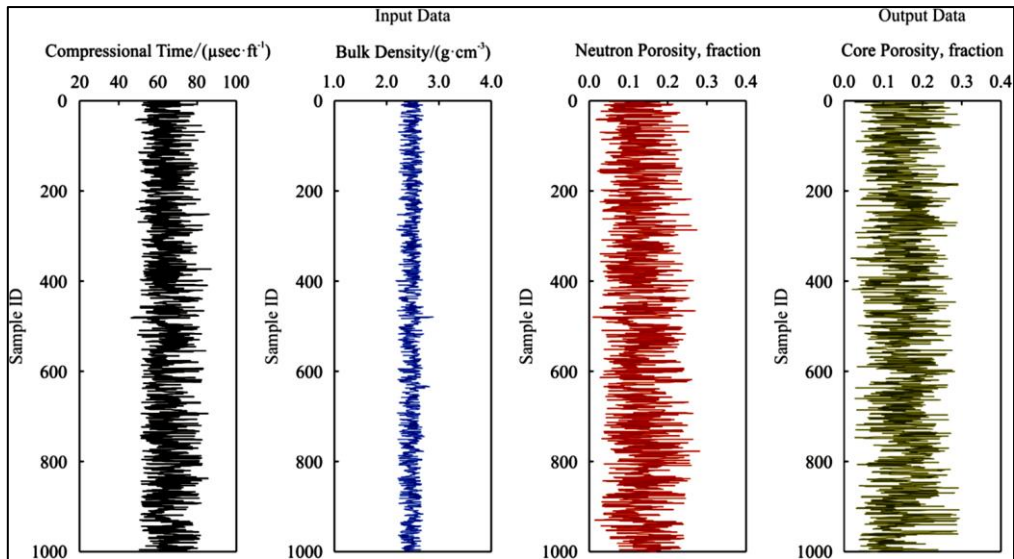


Εικόνα 3-7: Αποτελέσματα Συγκρινόμενων Τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης [69]

(όπου A: Μοντέλο Γενετικών Αλγορίθμων και Ασαφούς Λογικής & B: Μοντέλο Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης)

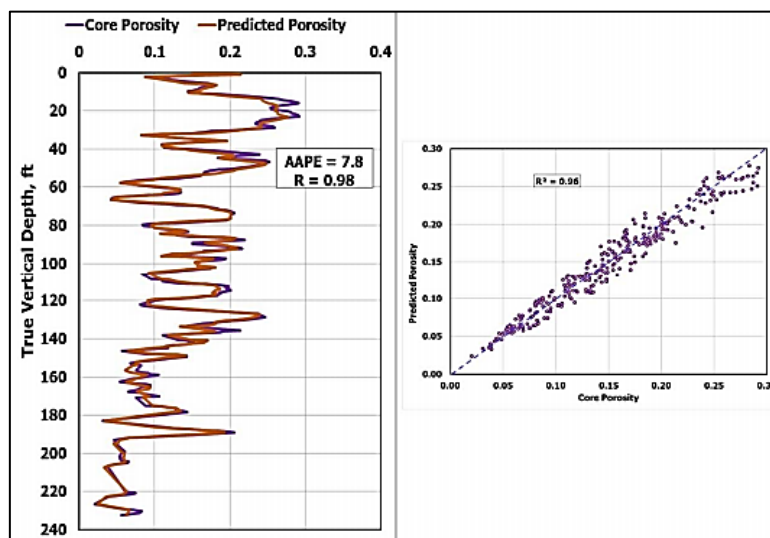
Σε διαφορετική μελέτη που πραγματοποίησαν οι Elkatatny et al. [71], προσπάθησαν να εκτιμήσουν τη συνεισφορά των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και του προσαρμοστικού νευροασαφούς συστήματος¹¹ στην πρόβλεψη του πορώδους ενός ανθρακικού ταμιευτήρα βασιζόμενοι σε δεδομένα από διαγραφίες. Περισσότερα από 1.700 πραγματικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για αυτόν τον ταμιευτήρα [δεδομένα από διαγραφίες ακτίνων γ (gamma ray), πορώδους νετρονίου (neutron porosity), μεθόδου caliper, φαινόμενης πυκνότητας (bulk density) και χρόνου πρώτης αφίξεως (θλίψεως) σεισμικών κυμάτων (compressional time)] για την εκπαίδευση του υπολογιστικού μέρους, ενώ και 400 σημεία-μετρήσεις πορώδους από αναλύσεις πυρήνα που ήταν διαθέσιμα, για την επαλήθευση των αποτελεσμάτων. Κατέληξαν ότι από τις τρεις (3) τεχνικές, αυτή που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα, ήταν **τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα** παρουσιάζοντας την μικρότερη απόκλιση από τα δεδομένα. Λόγω της εξαιρετικής απόδοσης που επέδειξαν, οι ερευνητές αποφάσισαν να αναπτύξουν ένα μαθηματικό μοντέλο – συσχέτιση, αξιοποιώντας τα πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, με στόχο να προσδιορίσουν εκ νέου το πορώδες του ταμιευτήρα. Το εύρος διακύμανσης των τιμών των μεταβλητών που χρησιμοποίησαν για αυτό το λόγο απεικονίζονται στην Εικόνα 3-8. Τα νέα αποτελέσματα που προέκυψαν, έδειξαν ότι η μαθηματική συσχέτιση δύναται να χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό του πορώδους, με πολύ υψηλή ακρίβεια.

¹¹ Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS): Προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα. Επέκταση των νευρωνικών δικτύων, αλλά η λειτουργία τους βασίζεται στην ασαφή λογική



Εικόνα 3-8: Δεδομένα από Διαγραφίες και Ανάλυση Πορήνων που Χρησιμοποιήθηκαν για την Ανάπτυξη της Μαθηματικής Συσχέτισης [71]

Για την πλήρη επαλήθευση αυτής της διατύπωσης, οι ερευνητές δοκίμασαν τη συσχέτιση σε μία γεώτρηση, γνωρίζοντας τα πετροφυσικά χαρακτηριστικά των σχηματισμών μέσα από τις αναλύσεις δειγμάτων και αποτελέσματα διαγραφιών. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν, απέδειξαν ότι η μαθηματική συσχέτιση παρουσιάζει υψηλή αντιστοιχία με τα πραγματικά δεδομένα από τη γεώτρηση, όπως αποτυπώνονται στην Εικόνα 3-9. Βασιζόμενοι στα αποτελέσματα που έλαβαν από την απλή χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και από τη μαθηματική συσχέτισή τους, οι ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι και οι δύο μέθοδοι μπορούν να εκτιμήσουν το πορώδες με εξίσου μεγάλη ακρίβεια.



Εικόνα 3-9: Αποτελέσματα Εκτίμησης Πορώδους Σχηματισμού Γεώτρησης μέσω Μαθηματικής Εξίσωσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων [71]

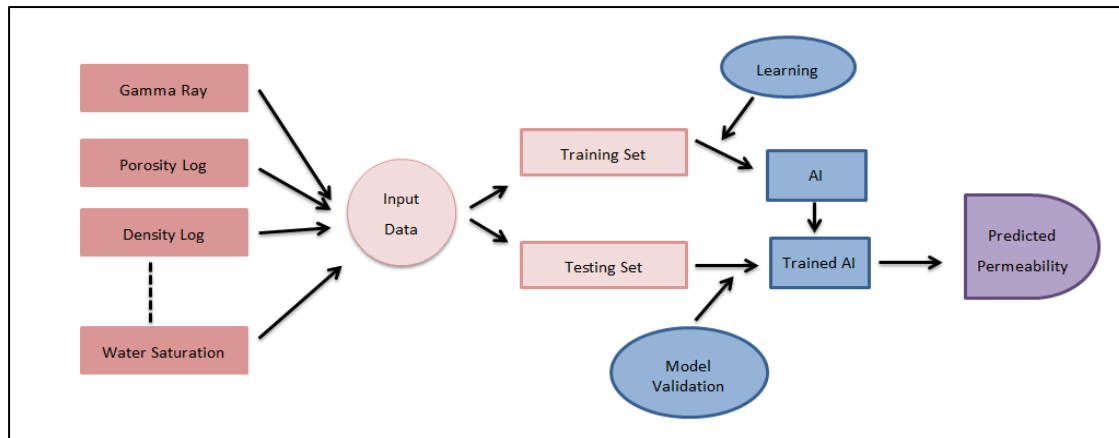
3.2.2 Διαπερατότητα – k

Παρόμοιες τεχνικές που ακολουθήθηκαν στον προσδιορισμό του πορώδους, χρησιμοποιήθηκαν και για την εκτίμηση της διαπερατότητας.

Αρχικά, ως διαπερατότητα ορίζεται η ικανότητα του πορώδους μέσου να επιτρέπει σε ένα ρευστό στο οποίο είναι κορεσμένο να ρέει μέσω των πόρων του [68]. Με πιο απλά λόγια, η διαπερατότητα δείχνει την ευκολία με την οποία μπορεί ένα ρευστό να κινείται μέσα σε ένα πορώδες μέσον [69].

Οι περισσότεροι ταμιευτήρες περιέχουν περισσότερα από ένα ρευστό. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η διαπερατότητα που υφίσταται εντός του ταμιευτήρα δεν είναι η απόλυτη. Κάθε ρευστό έχει τη δική του ενεργό διαπερατότητα η οποία εξαρτάται από τον εκάστοτε κορεσμό του εντός του ταμιευτήρα. Η ενεργός διαπερατότητα σχετίζεται με την απόλυτη, μέσω της σχετικής διαπερατότητας, όπου η τελευταία αποτυπώνει και την αλληλεπίδραση των ρευστών μέσα στο πορώδες μέσο, δηλαδή το πέτρωμα του ταμιευτήρα. Το γεγονός αυτό καθιστά τη σχετική διαπερατότητα μία πολύ σημαντική παράμετρο που υπεισέρχεται σε όλους τους υπολογισμούς ροής των ρευστών μέσα σε ένα ταμιευτήρα. Η διαπερατότητα είναι επίσης μία σημαντική πετροφυσική ιδιότητα, καθώς είναι ένας από τους παράγοντες που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση των απολήψιμων αποθεμάτων, του ρυθμού παραγωγής, αλλά και της ροής του πετρελαίου από τον ταμιευτήρα [14]. Η εκτίμηση της διαπερατότητας γίνεται εργαστηριακά με αναλύσεις πυρήνων και της σχετικής διαπερατότητας με πιο εξειδικευμένες αναλύσεις πυρήνα (special core analysis) οι οποίες αντίστοιχα έχουν και υψηλότερο κόστος.

Στην παρούσα υποενότητα, παρουσιάζονται ενδεικτικά μελέτες που αφορούν στην ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης στον προσδιορισμό της διαπερατότητας από διάφορους τύπους δεδομένων. Κατ' αναλογία με τη δομή του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα για το πορώδες, στο Σχήμα 3-2 παρουσιάζεται η αντίστοιχη για τη διαπερατότητα.

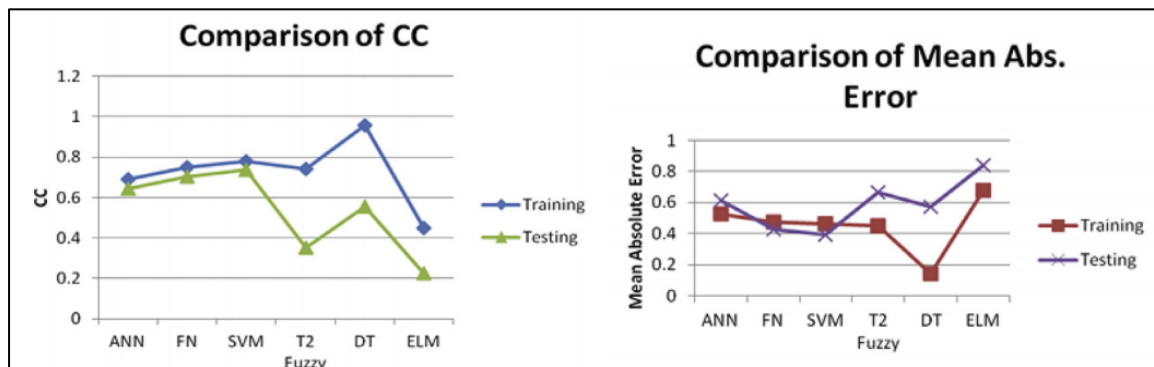


Σχήμα 3-2: Δομή Μοντέλου Τεχνητής Νοημοσύνης για τον Προσδιορισμό της Διαπερατότητας [72]

Στη μελέτη των Ahmadi et al., [69] που προαναφέρθηκε και στην περίπτωση του πορώδους, έγινε προσπάθεια εκτίμησης της διαπερατότητας χρησιμοποιώντας την ασαφή λογική και τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης σε συνδυασμό με γενετικούς αλγορίθμους. Τα αποτελέσματα ήταν παρόμοια με αυτά του πορώδους. Στην μελέτη αυτή, αναπτύχθηκε ένας νέος δείκτης ποιότητας (quality index), ο οποίος ενσωμάτωνε τόσο το πορώδες, όσο και την διαπερατότητα. Ο συγκεκριμένος δείκτης ποιότητας μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να υποδείξει τις βέλτιστες τοποθεσίες στις οποίες θα μπορούσαν να γίνουν σημαντικές διαδικασίες (π.χ. όρυξη γεωτρήσεων) μετά την καταγραφή των πετροφυσικών χαρακτηριστικών του ταμιευτήρα.

Το 2019, σε μελέτη που πραγματοποιήθηκε από τους Fatai Anifowosea et al., [14] μελετήθηκε η απόδοση των κοινών και εξελιγμένων τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης στην εκτίμηση της διαπερατότητας, σε 17 γεωτρήσεις ανθρακικού ταμιευτήρα στη Μέση Ανατολή. Σκοπός ήταν η μεταξύ τους σύγκριση και η αποτύπωση της πιο πρακτικής και αποδοτικής τεχνικής σε διαφορετικά και κατά βάση σποραδικά και περιορισμένου μεγέθους δεδομένα (περιορισμένες αναλύσεις πυρήνων σε σχέση με την έκταση ενός ταμιευτήρα, χαμηλή χρησιμότητα σεισμικών δεδομένων λόγω της χαμηλής ανάλυσής τους) που συνήθως διαθέτει η πετρελαϊκή βιομηχανία. Έχοντας ως αρχικά δεδομένα μελέτες που προηγήθηκαν (Behzadi, *et al.* 2011) (Liang L. *et al.* 2011), στις οποίες προτάθηκε ο προσδιορισμός της διαπερατότητας από σεισμικά ιδιοχαρακτηριστικά (seismic attributes), αλλά και μελέτες που ενσωμάτωσαν δεδομένα στρωματογραφικής ανάλυσης ή/και δεδομένα παραγωγής, οι ερευνητές προσπάθησαν να επεκτείνουν αυτές τις μελέτες, ενσωματώνοντας και δεδομένα από αναλύσεις δειγμάτων πυρήνων, με στόχο τον επιτυχή προσδιορισμό της

διαπερατότητας. Οι κύριες τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα νευρωνικά δίκτυα (ANN), τα λειτουργικά δίκτυα (FN)¹², οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), η ασαφής λογική¹³, τα δένδρα αποφάσεων (DT) και οι μηχανές ακραίας εκμάθησης (ELM)¹⁴. Για την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων σε πρώιμο στάδιο, απαιτήθηκε ο έλεγχος τόσο των σεισμικών ιδιοχαρακτηριστικών, όσο και των δεδομένων από διαγραφίες, καθώς και οι αβεβαιότητές τους. Το μοντέλο των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης ήταν καλύτερο από τα μοντέλα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής. Τα μοντέλα της ασαφούς λογικής, των δένδρων αποφάσεων και των μηχανών ακραίας εκμάθησης παρουσίασαν υψηλότερες τιμές σφάλματος σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα, καθώς είχαν μεγαλύτερη ευαισθησία στα διάφορα σύνολα δεδομένων, ενώ τα τεχνητά νευρωνικά, τα λειτουργικά συστήματα και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης έδειξαν περισσότερη σταθερότητα για το σύνολο δεδομένων, όπως παρουσιάζονται στην Εικόνα 3-10. Από όλες τις απόψεις, **οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης** υπερετερούσαν έναντι όλων των υπόλοιπων τεχνικών, αφού εμφάνισαν καλύτερη απόδοση με μικρότερα σφάλματα.



Εικόνα 3-10: Συγκριτικά Διαγράμματα Απόδοσης των Μοντέλων [14]

(όπου CC: συντελεστής συσχέτισης & Mean Abs. Error: μέσο απόλυτο σφάλμα)

Όσον αφορά τη σχετική διαπερατότητα, το 2009, οι Al- Fattah et al. [73], παρουσίασαν τη χρήση υβριδικού δικτύου τεχνητών νευρωνικών δικτύων και γενετικών αλγορίθμων, για τον προσδιορισμό της σχετικής διαπερατότητας νερού και πετρελαίου. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν (αρχικός κορεσμός σε νερό,

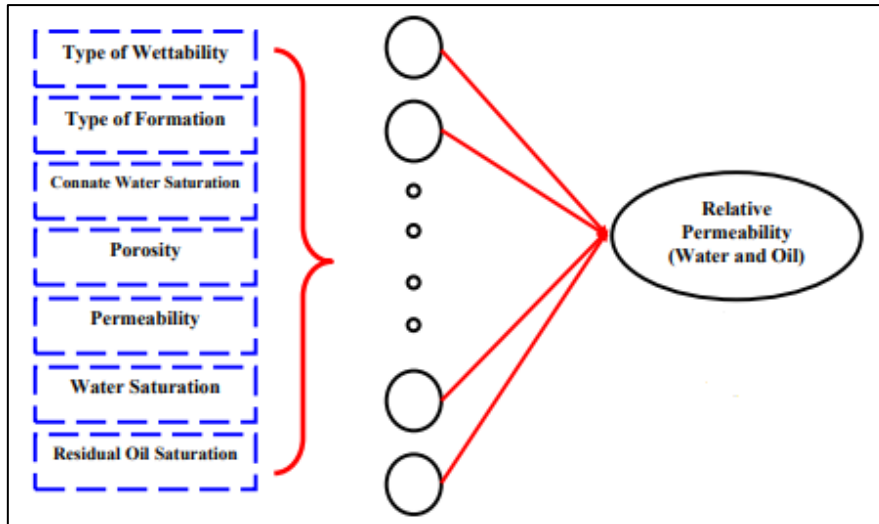
¹² Τα λειτουργικά δίκτυα είναι μία γενίκευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Είναι παρόμοια με αυτά, αλλά διαφέρουν στο ότι κάθε υπολογιστική μονάδα ή νευρώνας εκτελεί έναν απλό υπολογισμό.

¹³ Στην Εικόνα 3-12, η ασαφής λογική αντιστοιχεί στη συντομογραφία T2, η οποία αναφέρεται στο είδος 2 της Ασαφούς Λογικής (Type-2- fuzzy logic system).

¹⁴ Ανήκει στην ομάδα των νευρωνικών δικτύων. Λειτουργεί πολύ πιο γρήγορα από τις συμβατικές μεθόδους. Προσδιορίζει αυτόματα όλες τις παραμέτρους. Αυτό του αποτρέπει θετικά την ανθρώπινη παρέμβαση και την καθιστά αποτελεσματική σε διαδικτυακές και πραγματικές εφαρμογές.

κορεσμός σε υπολειπόμενο πετρέλαιο, πορώδες, τοποθεσία της γεώτρησης, προτίμηση διαβροχής, και οι πειραματικές μετρήσεις των σχετικών διαπερατοτήτων προέρχονταν από δείγματα πυρήνων τα οποία είχαν υποβληθεί σε ειδικές αναλύσεις πυρήνων (SCAL) από γεωτρήσεις σε ανθρακικούς ταμιευτήρες από πετρελαϊκά πεδία στη Σαουδική Αραβία, εκ των οποίων το 60% χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και το υπόλοιπο 40% για την επαλήθευσή τους. Στην περίπτωση αυτή, οι γενετικοί αλγόριθμοι (οι οποίοι αποτελούν συνήθως τεχνική βελτιστοποίησης) χρησιμοποιήθηκαν για να προσδιορίσουν ποιες από τις παραπάνω παραμέτρους επηρέαζαν σημαντικά τη λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η προτίμηση διαβροχής αποτέλεσε την παράμετρο με τη μεγαλύτερη επίδραση στη λειτουργία τους, και κατ' επέκταση στην εκτίμηση της σχετικής διαπερατότητας του νερού. Τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με τα αντίστοιχα αποτελέσματα από τις εμπειρικές συσχετίσεις των Wyllie (1951), Pirson (1958), Naar et al. (1962) κ.ά. Η ανάλυση των αποτελεσμάτων παρουσίασε ότι τα **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα** επέδειξαν εξαιρετική συμφωνία με τα πειραματικά δεδομένα της σχετικής διαπερατότητας, καθώς και ότι υπερτερούσαν έναντι όλων των προηγούμενων εμπειρικών συσχετίσεων.

Το 2016, σε άλλη μελέτη που πραγματοποίησαν οι Mohammad Ali Ahmadi et al. [74] χρησιμοποίησαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN), τους γενετικούς αλγορίθμους (GA) και τις υβριδικές μορφές τους, καθώς επίσης και τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO) για την πρόβλεψη της σχετικής διαπερατότητας του νερού, του πετρελαίου και του φυσικού αερίου σε ταμιευτήρες πετρελαίου. Τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν χρησιμοποίησαν επτά (7) ανεξάρτητες μεταβλητές (τύπος σχηματισμού, πορώδες, διαπερατότητα, κορεσμός σε ενδογενές νερό, κορεσμός σε υπολειπόμενο πετρέλαιο, κορεσμός σε νερό και προτίμηση διαβροχής) οι οποίες επιδρούσαν σημαντικά στην εκτίμηση της σχετικής διαπερατότητας του νερού και του πετρελαίου, όπως καταγράφονται και στην Εικόνα 3-11, η οποία παρουσιάζει και την αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιήθηκε. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των μοντέλων που αναπτύχθηκαν έγινε χρησιμοποιώντας εκτενή πειραματικά δεδομένα που συλλέχθηκαν από τη βιβλιογραφία.



Εικόνα 3-11: Αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων για τον υπολογισμό της σχετικής διαπερατότητας [74]

Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκε μοντέλο ανάλυσης διακύμανσης (analysis of variance, ANOVA) για να διαπιστωθεί η ευαισθησία των σχετικών διαπερατοτήτων ως προς τις μεταβλητές. Παρατηρήθηκε, ότι η σχετική διαπερατότητα του νερού k_{rw} , παρουσιάζει μεγαλύτερη ευαισθησία στην προτίμηση διαβροχής και στον τύπο του πετρώματος, ενώ η σχετική διαπερατότητα του πετρελαίου k_{ro} , παρουσιάζει μεγαλύτερη ευαισθησία στον τύπο του πετρώματος και στον κορεσμό σε νερό. Το μοντέλο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, το οποίο εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο οπισθοδιάδοσης (BP-ANN), δεν παρουσιάζει ικανοποιητική ακρίβεια στην εκτίμηση της σχετικής διαπερατότητας νερού/πετρελαίου, όπως αντίστοιχα και τα μοντέλα των Corey και Honarpour et al., που χρησιμοποιήθηκαν για τη σύγκριση της αποδοτικότητας των ευφών μοντέλων. Αντιθέτως, η **υβριδική μορφή** των νευρωνικών δικτύων με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους (HGAPSO-ANN) παρέχει καλή αντιστοιχία μεταξύ των σχετικών πειραματικών τιμών και των αποτελεσμάτων, αφού παρουσιάζει υψηλότερο συντελεστή συσχέτισης και μικρότερη απόκλιση (Εικόνα 3-12).

Parameters	GA-ANN	BP-ANN	Honarpour	Corey	PSO-ANN	HGAPSO-ANN
Water relative permeability						
MSE	0.000128	0.031717	0.0104	0.02156	0.00038	0.00007
R ²	0.9795	0.5069	0.567	0.2644	0.9884	0.9919
Oil relative permeability						
MSE	0.00034	0.0246	0.00948	0.06939	0.00056	0.00028
R ²	0.9891	0.9428	0.8496	0.2747	0.9888	0.9915

Εικόνα 3-12: Αποτελέσματα Υβριδικών & Απλών Μορφών Τεχνητών Νευρικών Δικτύων [74]

(όπου, R²: συντελεστής συσχέτισης & MSE: μέση τετραγωνική απόκλιση)

3.2.3 Κορεσμός σε νερό - S_w

Ο κορεσμός σε νερό είναι άμεσα συνδεδεμένος, τόσο με την εκτίμηση των αποθεμάτων, όσο και με την παραγωγή. Κορεσμό ενός πορώδους μέσου σε ένα ρευστό (νερό, πετρέλαιο, αέριο) ονομάζουμε την αναλογία όγκου των πόρων που αντιστοιχεί σε αυτό το ρευστό [68].

Ο προσδιορισμός του γίνεται εργαστηριακά στο πλαίσιο της ειδικής ανάλυσης πυρήνων, αλλά η πιο συνήθης μέθοδος προσδιορισμού του είναι από διαγραφίες που εκτελούνται εντός της γεώτρησης. Στη συνέχεια της παρούσας ενότητας δίνονται ενδεικτικές μελέτες ενσωμάτωσης της τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη του κορεσμού σε νερό.

Το 2018, στη μελέτη των Chico Horacio Sambo et al. [75] αξιοποιήθηκαν προϋπάρχοντα σεισμικά δεδομένα για να προσδιορίσουν τον κορεσμό σε νερό μέσω των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN), των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) και μίας υβριδικής μορφής προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος (βλ. υποσημείωση 10) & γενετικών αλγορίθμων (ANFIS-GA). Για τον προσδιορισμό του χρησιμοποιήθηκαν περίπου 1.450 δεδομένα (προϋπάρχοντα σεισμικά δεδομένα και τιμές κορεσμού σε νερό) από συνολικά τρεις (3) γεωτρήσεις του Malaysian Hydrocarbon Field¹⁵. Τα δεδομένα από τις δύο (2) γεωτρήσεις χρησίμευσαν για την ανάπτυξη των ευφών μοντέλων και τα δεδομένα της τρίτης χρησιμοποιήθηκαν για την επαλήθευση των μοντέλων αυτών. Τα σεισμικά δεδομένα μετασχηματίστηκαν σε σεισμικά χαρακτηριστικά¹⁶ SQp & SQs (seismic attributes SQp & SQs) μέσω της διαδικασίας σεισμικής αντιστροφής (seismic inversion), τα οποία ήταν και οι μεταβλητές εισόδου του μοντέλου. Από τα αποτελέσματα που προέκυψαν φάνηκε ότι μεταξύ των τριών (3) μοντέλων, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είχαν το μεγαλύτερο σφάλμα, ενώ η **υβριδική μορφή** την καλύτερη απόδοση, αφού είχε το μεγαλύτερο συντελεστή συσχέτισης (R^2), όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.

¹⁵ Να σημειωθεί ότι αυτά τα σεισμικά χαρακτηριστικά είχαν δημιουργηθεί από έναν μη ενοποιημένο σχηματισμό στη Μαλαισία, που αποτελείται από σχιστόλιθο και άμμο ποικίλης κατανομής πορώδους.

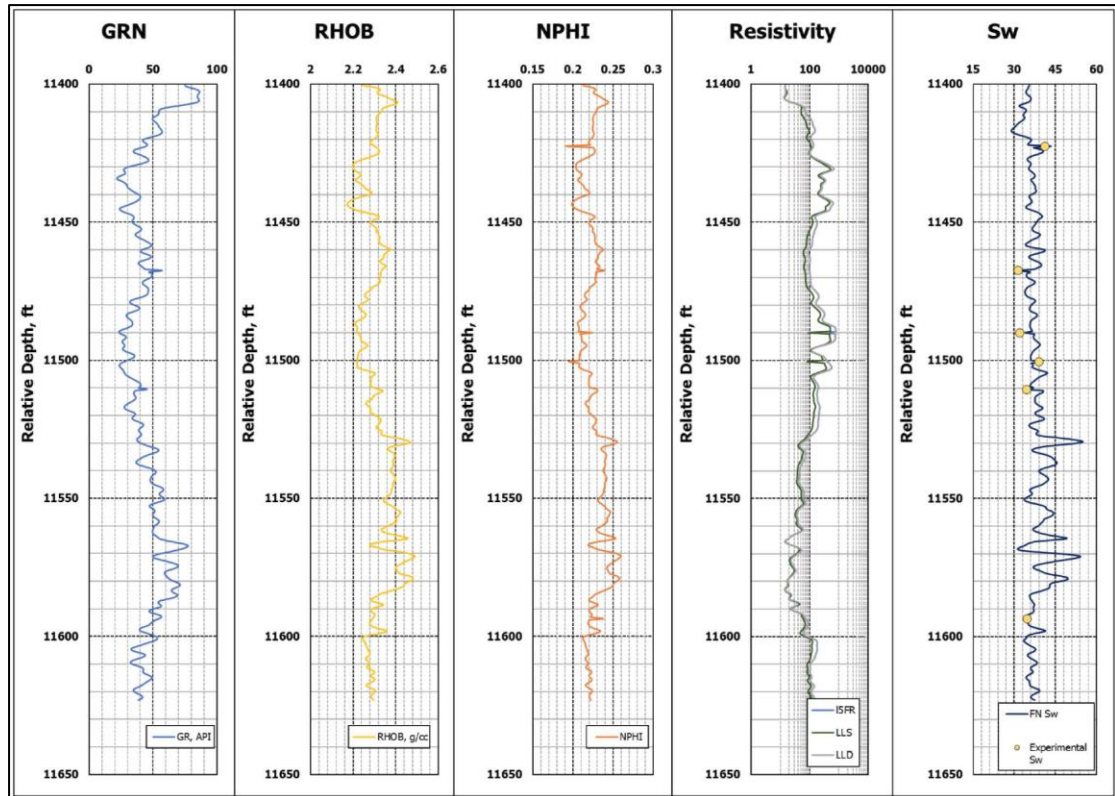
¹⁶ Συντελεστής Ποιότητας διαμήκους και εγκάρσιου κύματος (Scale of Quality Factor of P, SQp & S wave, SQs). Αυτά τα χαρακτηριστικά μετρούν την απώλεια ενέργεια κατά τη διάδοση του κύματος εντός των σχηματισμών χρησιμοποιώντας [157] βασικές ελαστικές ιδιότητες, όπως το κύμα P, κύμα S και πυκνότητα. Όσον αφορά τις διαγραφίες, η απόκριση χαρακτηριστικού SQp έχει κάποια συσχέτιση με την ακτίνα γάμμα, ενώ το χαρακτηριστικό SQs μοιάζει με τη διαγραφή ειδικής ηλεκτρικής αντίστασης (resistivity log) [75]. Αυτό δίνει τη δυνατότητα στα χαρακτηριστικά να χρησιμοποιηθούν τόσο ως δείκτες λιθολογίας, όσο και δείκτες ρευστών.

Proposed Models	Statistical Measures			
	R ²	AAPE	RMSE	STD
ANFIS-GA (test data)	0.78	11.67%	0.82	0.082
ANFIS-GA (Train data)	0.75	11.52%	0.73	0.071
ANN (Test Data)	0.71	11.89%	1.02	0.085
ANN (Train Data)	0.74	11.60%	0.952	0.089
SVM (Train data)	0.60	15.4%	1.15	0.115
SVM (Test data)	0.63	14.9%	1.65	0.1026

Εικόνα 3-13: Στατιστικοί Δείκτες των Ανεπτυγμένων Μοντέλων [75]

Το 2019, αντίστοιχα, στη μελέτη των Zeeshan Tariq et al., [76] αναπτύχθηκαν μοντέλα λειτουργικών δικτύων (βλ. υποσημείωση 11) βελτιστοποιημένα με διαφορετικούς αλγορίθμους (διαφορικής εξέλιξης, βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων κ.ά.) για τον προσδιορισμό του κορεσμού σε νερό για ανθρακικούς ταμιευτήρες. Για την ανάπτυξη τους χρησιμοποιήθηκαν περίπου 200 σημεία δεδομένων από διαγραφίες (ακτίνα γ, πορώδες κ.τ.λ.) που εκτελέστηκαν και από βάθη στα οποία υπάρχει διαθέσιμος πυρήνας για εργαστηριακή μελέτη. Τα αποτελέσματα των μοντέλων αξιολογήθηκαν σε σύγκριση με τις πειραματικές τιμές προσδιορισμού του κορεσμού σε νερό από ανάλυση πυρήνα (μέθοδος Dean-Stark). Από όλα τις αναπτυχθείσες τεχνικές, εκείνη που έδωσε καλύτερη απόδοση ήταν τα λειτουργικά δίκτυα βελτιστοποιημένα με τον αλγόριθμο **σμήνους σωματιδίων**, η οποία κατά τη δοκιμή και σύγκριση των πειραματικών και πραγματικών τιμών κορεσμού παρουσίασε συντελεστή συσχέτισης ίσο με 95%.

Η τεχνική επαληθεύτηκε πάνω σε πραγματικά δεδομένα πεδίου. Συνολικά, χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από μία γεώτρηση ανθρακικού ταμιευτήρα (πλήρη προφίλ από διαγραφίες), αλλά και τα εργαστηριακά δεδομένα ανάλυσης πυρήνα από την ίδια γεώτρηση (έξι εργαστηριακές μετρήσεις κορεσμού σε νερό). Στην Εικόνα 3-14 αποτυπώνονται τα προφίλ αυτά, ενώ το τελευταίο προφίλ παρουσιάζει την πρόβλεψη του μοντέλου (ως προφίλ) κορεσμού σε νερό, καθώς και τις έξι (6) εργαστηριακές τιμές πάνω σε αυτό. Η τεχνική παρουσίασε μία καλή ακρίβεια (συντελεστής συσχέτισης 87%) σε σχέση με τα πειραματικά σημεία του κορεσμού σε νερό.



Εικόνα 3-14: Προφίλ Διαγραφιών [76]

(Από αριστερά προς τα δεξιά: Προφίλ ακτινών γ (gamma ray log), φαινόμενης πυκνότητας (bulk density log), πορώδους νετρονίου (neutron porosity log), ειδικής αντίστασης (resistivity log) ως δεδομένα του μοντέλου και εκτιμώμενο προφίλ κορεσμού σε νερό από το μοντέλο (τα σημεία πάνω στο προφίλ αντιστοιχούν στις πειραματικές μετρήσεις)

Οι ερευνητές κατέληξαν ότι οι **μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης** μπορούν να προσφέρουν υψηλή ακρίβεια για τον προσδιορισμό του κορεσμού σε νερό και δη, τα λειτουργικά δίκτυα, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως χαμηλού κόστους εναλλακτική.

3.3 Ογκομετρικές Παράμετροι (PVT) Ρευστών του Ταμειυτήρα

Για τον πλήρη χαρακτηρισμό ενός ταμειυτήρα υδρογονανθράκων απαιτείται και η γνώση των περιεχομένων ρευστών και των ιδιοτήτων τους, αλλά και όλων των ογκομετρικών παραμέτρων. Πρόκειται για παραμέτρους που περιγράφουν την ογκομετρική συμπεριφορά και την ισορροπία φάσεων των ρευστών (πετρελαίου, αερίου και νερού σε συνθήκες ταμειυτήρα και επιφάνειας).

Ο προσδιορισμός τους επιτρέπει τον υπολογισμό των αποθεμάτων, αλλά και την εκτίμηση του καλύτερου ρυθμού παραγωγής, και φυσικά της ροής. Γνωρίζοντας τα ογκομετρικά χαρακτηριστικά, μπορεί να αποφασιστεί ποιος θα είναι ο κύριος μηχανισμός παραγωγής, όσον αφορά την πρωτογενή παραγωγή. Ο προσδιορισμός

τους, ιδανικά, γίνεται εργαστηριακά κατόπιν δειγματοληψίας ρευστών και υλοποίησης μίας σειράς εξειδικευμένων πειραμάτων ανάλυσης πίεσης – όγκου – θερμοκρασίας (ανάλυση PVT).

Οι ογκομετρικές παράμετροι και οι βασικές ιδιότητες για τα πετρελαϊκά ρευστά είναι οι εξής:

1. Πίεση κορεσμού (saturation pressure): η πίεση κατά την οποία θα εμφανιστεί μία απειροελάχιστη ποσότητα (φυσαλίδα) αερίου, κατά την εκτόνωση του ρευστού υπό σταθερή θερμοκρασία. Αυτή η πίεση κορεσμού ονομάζεται και πίεση φυσαλίδας (bubble point, P_b). Αντίστοιχα η πίεση κατά την οποία θα εμφανιστεί η πρώτη σταγόνα υγρού κατά την εκτόνωση αερίου υπό σταθερή θερμοκρασία ονομάζεται σημείο δρόσου (dew point, P_d).
2. Συντελεστής Μεταβολής Όγκου του Πετρελαίου (Oil Formation Volume, B_o): Ορίζεται ως ο όγκος σε βαρέλια (reservoir barrels – rb) που καταλαμβάνει ένα βαρέλι σε συνθήκες επιφάνειας (stock tank barrel – stb) μαζί με το αέριο που είναι διαλελυμένο σε αυτό μέσα στον ταμιευτήρα.
3. Λόγος Διαλελυμένου Αερίου (Solution Gas – Oil Ratio, R_s): Είναι ο όγκος του αερίου (standard cubic feet – scf) που θα διαλυθεί σε ένα βαρέλι πετρελαίου (σε συνθήκες επιφάνειας), όταν αυτά μεταφερθούν σε συνθήκες πίεσης & θερμοκρασίας ταμιευτήρα.
4. Ιξώδες (Viscosity, μ): είναι η αντίσταση που παρουσιάζει το ρευστό στη ροή.
5. Πυκνότητα (density) πετρελαίου ή αερίου (ρ_o ή ρ_g): ορίζεται ως ο λόγος της μάζας προς τον όγκο σε ίδιες συνθήκες (συνθήκες ταμιευτήρα ή συνθήκες επιφάνειας). Επιπλέον, χρησιμοποιείται και η ειδική πυκνότητα αερίου και νερού (γ_g ή γ_o) η οποία εκφράζει το λόγο της πυκνότητας αερίου ή πετρελαίου προς την αντίστοιχη του αέρα ή του νερού, σε συνθήκες επιφάνειας. Συνήθης έκφραση αποτελεί και η πυκνότητα API η οποία συνδέεται άμεσα με την ειδική πυκνότητα μέσω του ακόλουθου τύπου:

$$API = (141,5/SG_{60}) - 131,5).$$

Στις παρακάτω υποενότητες, αναπτύσσεται η συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη PVT παραμέτρων και ιδιοτήτων.

3.3.1 Μοντέλα προσδιορισμού Ογκομετρικών Παραμέτρων & Ιδιοτήτων

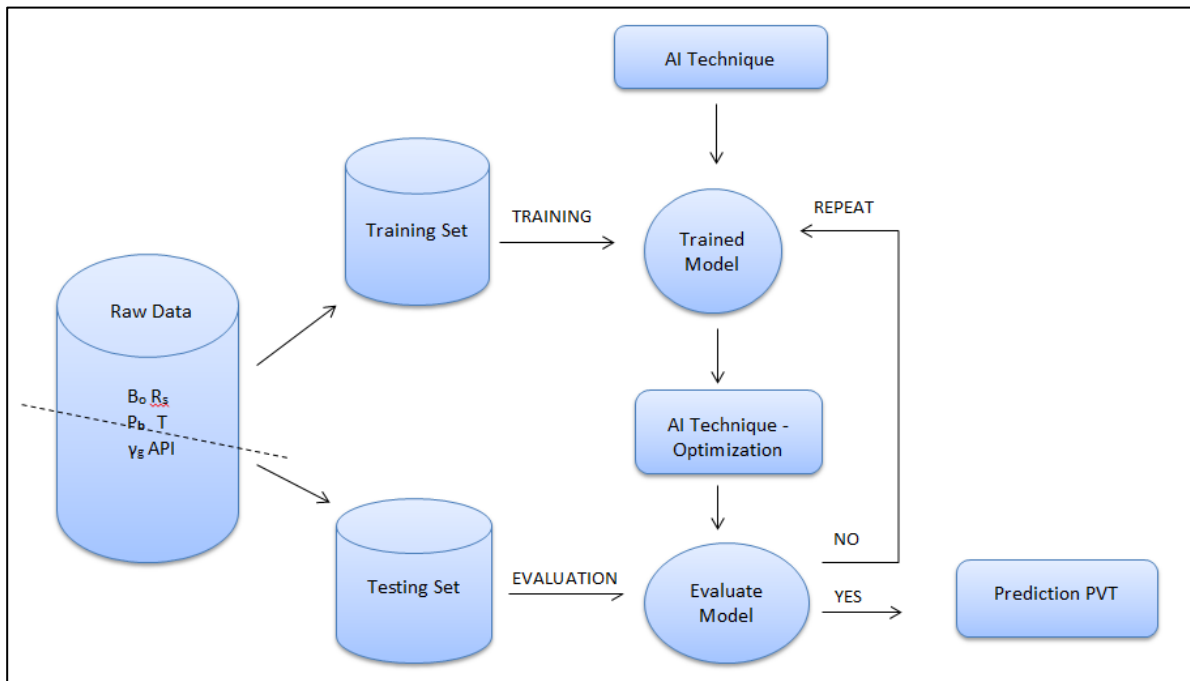
Η ανάπτυξη και η χρήση εμπειρικών συσχετίσεων για τον υπολογισμό των βασικών ογκομετρικών παραμέτρων χρονολογείται στην πετρελαϊκή βιομηχανία από το 1940. Αυτές είναι αποτέλεσμα γραφικών μεθόδων ή γραμμικών/μη γραμμικών παλινδρομήσεων που βασίζονται σε δεδομένα πεδίου, όπως ειδική πυκνότητα πετρελαίου (γ_o) (ή η πυκνότητα API), ειδική πυκνότητα αερίου (γ_g), πίεση (P), η θερμοκρασία (T). Ωστόσο, πολλές από τις συσχετίσεις δεν μπορούν να εφαρμοστούν σε κάθε είδος πετρελαίου, καθώς υπάρχουν πολλές διαφορετικές συστάσεις και συνθήκες για καθένα από αυτά, αλλά και γιατί κάθε συσχέτιση έχει ένα συγκεκριμένο πεδίο εφαρμογής [77]. Στη διαθέσιμη βιβλιογραφία υπάρχουν πολλές εμπειρικές συσχετίσεις, οι οποίες χρησιμοποιούνται ακόμη και σήμερα, όταν δεν διατίθενται πειραματικά δεδομένα ή λόγω του σημαντικού κόστους που συνεπάγεται η δειγματοληψία και η υλοποίηση των αναλύσεων PVT. Ενδεικτικά, κάποιες από τις πιο γνωστές συσχετίσεις είναι αυτές των Katz (1942), Standing (1947), Glaso (1980), Vasquez & Beggs (1980), De Ghetto et al (1994) κ.ά. [78, 79, 80, 81].

Οι κυριότερες συσχετίσεις εστιάζουν στον προσδιορισμό της πίεσης κορεσμού (P_b), αλλά και στον συντελεστή B_o στο σημείο κορεσμού τα οποία αποτελούν συνάρτηση του συντελεστή R_s και των λοιπών παραμέτρων που προαναφέρθηκαν [ειδική πυκνότητα πετρελαίου (γ_o), ειδική πυκνότητα αερίου (γ_g), πίεση (P), η θερμοκρασία (T)].

Συσχετίσεις υφίστανται ακόμη και για την εκτίμηση ιδιοτήτων όπως του ιξώδους, οι οποίες έχουν αντίστοιχα αναπτυχθεί ελλείψει πειραματικών δεδομένων. Το ιξώδες των ρευστών αποτελεί συνάρτηση πολλών παραμέτρων, όπως της πίεσης, της θερμοκρασίας, καθώς και της πυκνότητας και του είδους του ρευστού. Αντίστοιχες εμπειρικές συσχετίσεις είναι των Beal (1946), Chew & Connally (1959), Beggs & Robinson (1975), Glaso (1980) και Vasquez & Beggs (1980).

Η αδυναμία που επιδεικνύουν οι συσχετίσεις αυτές είτε ως προς το πεδίο εφαρμογής είτε ως προς την ακρίβεια έχει προσελκύσει την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης. Η συνήθης μεθοδολογία για την ανάπτυξη μοντέλων με τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης για τον προσδιορισμό των PVT παραμέτρων παρουσιάζεται στο Σχήμα 3-3. Ουσιαστικά, τα δεδομένα συλλέγονται και διαχωρίζονται σε ομάδες εκπαίδευσης και επαλήθευσης, πάνω στα οποία η επιλεγθείσα τεχνική εκπαιδεύεται και

επαληθεύεται. Πολλές τεχνικές συνδυάζονται και με αλγορίθμους βελτιστοποίησης των λύσεων. Σε αυτήν την περίπτωση, τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την επαλήθευση, υπόκεινται στη διαδικασία της βελτιστοποίησης. Αν τα τελικά αποτελέσματα παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια με τα πραγματικά δεδομένα, τότε οι λύσεις θεωρούνται αποδεκτές, αλλιώς εισάγονται εκ νέου στο στάδιο της εκπαίδευσης. Στην τελευταία περίπτωση, το μοντέλο επαναλαμβάνει αυτή τη διαδικασία, έως ότου προκύψουν αποδεκτές λύσεις.



Σχήμα 3-3: Μεθοδολογία Ανάπτυξης Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης για τον Προσδιορισμό PVT Παραμέτρων

Η διαθέσιμη βιβλιογραφία διαθέτει μία πληθώρα ερευνητικών άρθρων και μελετών τα οποία επικεντρώνονται στην εφαρμογή διαφόρων τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης αλλά και συνδυασμό αυτών για την πρόβλεψη των PVT ιδιοτήτων με μεγαλύτερη ακρίβεια.

Η πρώτη εφαρμογή χρονολογείται το 1997 με τις μελέτες των Gharbi & Elsharkawy [82] οι οποίοι χρησιμοποίησαν τα **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANNs)** για τον προσδιορισμό της πίεσης φυσαλίδας και του συντελεστή B_o σε πετρέλαια της Μέσης Ανατολής λαμβάνοντας υπόψη ως παραμέτρους εισόδου την ειδική πυκνότητα του πετρελαίου (γ_o), την ειδική πυκνότητα του αερίου (γ_g), το συντελεστή R_s και τη θερμοκρασία του ταμιευτήρα. Συνολικά, χρησιμοποιήθηκαν 498 σετ δεδομένων PVT για την εκπαίδευση των δικτύων, ενώ ένα επιπρόσθετο σετ 22 PVT δεδομένων

χρησιμοποιήθηκε για την επαλήθευση του μοντέλου, καθώς και για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων τους με τα αντίστοιχα αποτελέσματα από την εφαρμογή των εμπειρικών συσχετίσεων των Standing (1947), Al-Marhoun (1988), Glaso (1980).

Με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων πιστοποιήθηκε ότι αυτά μπορούν να προβλέψουν τις τιμές των P_b και B_o με χρήση των προαναφερόμενων παραμέτρων εισόδου, ενώ ακόμη διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα τους είναι καλύτερα από τα αντίστοιχα των συσχετίσεων, και δη στην περίπτωση της πίεσης κορεσμού. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους Πίνακες 3-1 και 3-2 για την πίεση κορεσμού και το συντελεστή B_o , αντίστοιχα. Ωστόσο, όπως επισήμαναν οι ερευνητές, υπάρχει ανάγκη περαιτέρω επεξεργασίας των δικτύων, καθώς και ενσωμάτωσης επιπλέον πειραματικών δεδομένων.

Πίνακας 3-1: Πίνακας Αποτελεσμάτων για την Αξιολόγηση του Πρώτου Μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην Πρόβλεψη του Σημείου Φυσαλίδας P_b [82]

	Neural Network	Al – Marhoun	Standing	Glaso
Average Absolute Relative Error (%)	6.89	18.10	20.64	18.78
Correlation Coefficient	0.962	0.458	0.574	0.787

(όπου Average Absolute Relative Error, το μέσο απόλυτο σφάλμα και δείχνει την ακρίβεια των λύσεων. Όσο πιο μικρό είναι το σφάλμα, τόσο πιο ακριβής θεωρείται η λύση)

Πίνακας 3-2: Πίνακας Αποτελεσμάτων για την Αξιολόγηση του Πρώτου Μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην Πρόβλεψη του Συντελεστή B_o [82]

	Neural Network	Al – Marhoun	Standing	Glaso
Average Absolute Relative Error (%)	2.79	4.22	4.42	4.97
Correlation Coefficient	0.979	0.925	0.923	0.911

Σε μελέτη των Varotsis et al. [83], το 1999, χρησιμοποιήθηκαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη PVT ιδιοτήτων πετρελαίων και αέριων συμπυκνωμάτων. Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων πετρελαίου στόχευαν στην πρόβλεψη του συντελεστή B_o , της συμπιεστότητας του πετρελαίου (C_o), του συντελεστή R_s , πυκνότητας του πετρελαίου (ρ_o), του συντελεστή συμπιεστότητας (z) και της σχετικής πυκνότητας του αερίου που απελευθερώνεται. Τα νευρωνικά μοντέλα αερίων συμπυκνωμάτων στόχευαν στην πρόβλεψη του σχετικού όγκου (λόγος όγκου συμπυκνώματος προς τον αντίστοιχο όγκο στο σημείο δρόσου), της μέγιστης συμπύκνωσης, του αθροιστικού παραγόμενου ρευστού, της σχετικής πυκνότητας του αερίου και του συντελεστή συμπιεστότητας. Τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν με τη χρήση PVT δεδομένων

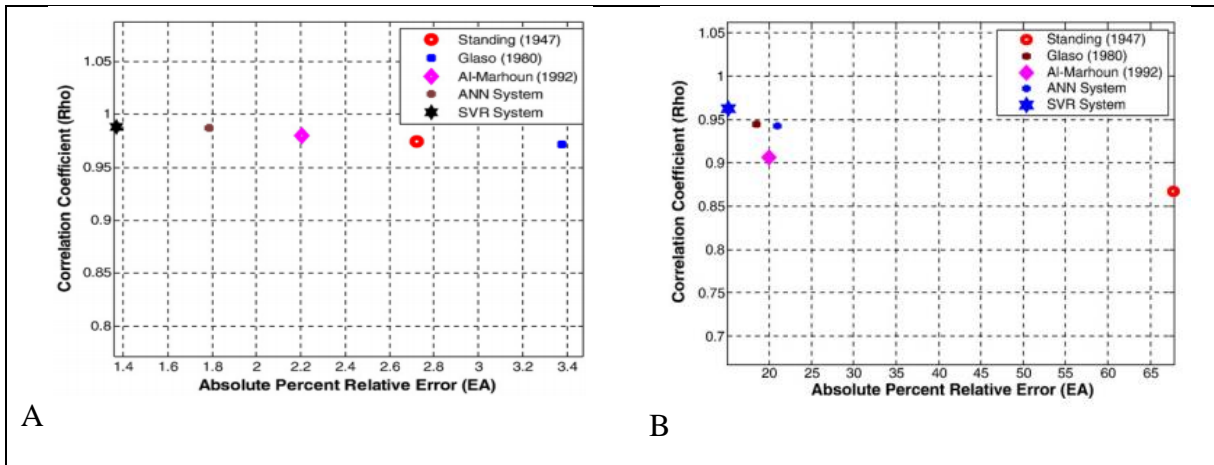
από 650 πετρελαϊκά ρευστά εκ των οποίων, τα 400 σετ δεδομένων αφορούσαν σε πετρέλαια και τα 250 σε αέρια συμπυκνώματα, καλύπτοντας ένα ευρύ φάσμα τιμών στις παραμέτρους που εμπλέκονται. Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν παρουσίασαν ακριβείς προβλέψεις. Μάλιστα, όπως αναφέρεται από τους συγγραφείς το σφάλμα των νευρωνικών δικτύων ήταν χαμηλότερο και από το σφάλμα που καταγράφεται με τη χρήση ρυθμισμένων καταστατικών εξισώσεων (tuned equations of state, EoS) που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη των PVT ιδιοτήτων πετρελαϊκών ρευστών (στην περίπτωση, ωστόσο, που είναι διαθέσιμα εργαστηριακά PVT δεδομένα).

Το 2007, χρονολογείται η πρώτη εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων στην πρόβλεψη PVT ιδιοτήτων από τον Hajizadeh [84]. Στην εν λόγω μελέτη, οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη του ιξώδους πετρελαίων ως συνάρτηση της πίεσης, της θερμοκρασίας, του R_s και της πυκνότητας του πετρελαίου. Τα δεδομένα προήλθαν από διάφορες τεχνικές εκθέσεις συλλέγοντας 89 τιμές δεδομένων. Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπόρεσαν να προβλέψουν το ιξώδες, επιδεικνύοντας ένα συντελεστή συσχέτισης ίσο με 0,99742. Ακόμη, παρατηρήθηκε ότι η θερμοκρασία είναι η παράμετρος που επηρεάζει περισσότερο την πρόβλεψή του ιξώδους.

Την ίδια χρονιά, οι El-Sebakhy et al. [85] ανέφεραν την πρώτη εφαρμογή μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης στην πρόβλεψη PVT ιδιοτήτων, και συγκεκριμένα της πίεσης φυσαλίδας P_b και του συντελεστή B_o , έχοντας ως παραμέτρους εισόδου το συντελεστή R_s , τη θερμοκρασία, την πυκνότητα του πετρελαίου (API) και την ειδική πυκνότητα του αερίου. Δύο χρόνια αργότερα σε συγκριτική μελέτη τους, οι El-Sebakhy et al. [78], χρησιμοποίησαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, την παλινδρόμηση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης¹⁷ για την πρόβλεψη της πίεσης P_b και του συντελεστή B_o . Για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν διάφορες δημοφιλείς εμπειρικές συσχετίσεις [Standing (1947), Glaso (1980) και Al-Marhoun (1992)]. Τα δεδομένα αντλήθηκαν από το άρθρο του Al-Marhoun (1988), καθώς επίσης και από πέντε (5) ακόμη δημοσιευμένα άρθρα που διέθεταν αντίστοιχες βάσεις δεδομένων. Από τα αποτελέσματα προέκυψε ότι η **παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης** υπερτερούσε έναντι του μοντέλου των

¹⁷Η Παλινδρόμηση Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι μια επέκταση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης. Έχουν ως στόχο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος, έχουν υψηλή απόδοση, η οποία εξαρτάται από τις προσεκτικά προκαθορισμένες μεταβλητές και χρησιμεύουν για την επίλυση μη γραμμικών προβλημάτων

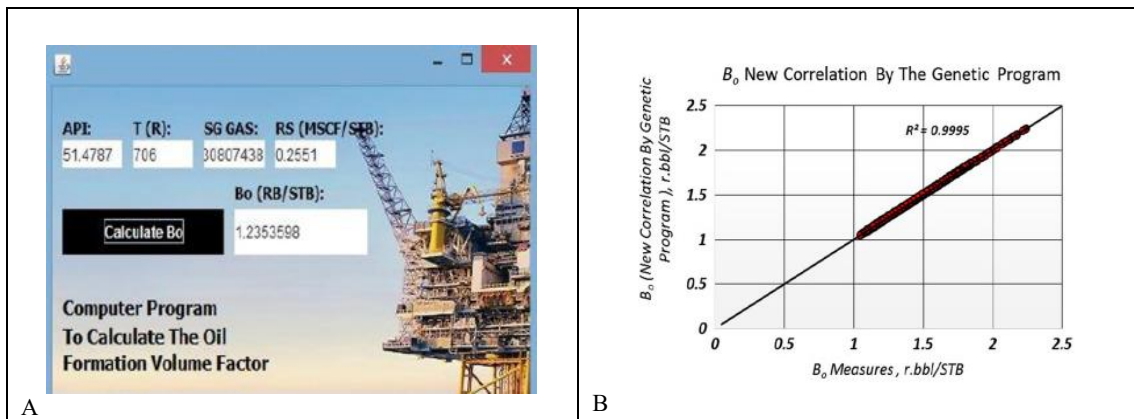
τεχνητών νευρικών δικτύων και των παραπάνω συσχετίσεων σύμφωνα με την στατιστική ανάλυση σφαλμάτων που πραγματοποιήσαν και παρουσιάζονται στα διαγράμματα της Εικόνας 3-15, όπου ενώ όλες οι μεθοδολογίες επιδεικνύουν γενικά υψηλό συντελεστή συσχέτισης (συνεπώς υψηλή απόδοση), η ακρίβεια τους παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις. Το μοντέλο της παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης παρουσίαζε τόσο την καλύτερη απόδοση, όσο και ακρίβεια.



Εικόνα 3-15: Ανάλυση σφαλμάτων στην πρόβλεψη του συντελεστή B_o (A) και της P_b (B) [78]

Από το 2014 και μετά, παρατηρείται μία πληθώρα δημοσιεύσεων οι οποίες εστιάζουν στη χρήση διαφόρων τεχνικών στην πρόβλεψη του ιξώδους, αλλά και σε αέρια συμπυκνώματα.

Το 2016, ερευνητές από το Πανεπιστήμιο της Αιγύπτου [81, 86], χρησιμοποίησαν, επίσης, τους γενετικούς αλγορίθμους για να αναπτύξουν εμπειρική συσχέτιση πρόβλεψης του B_{ob} , σε μία βάση δεδομένων που αφορούσε πέντε (5) δείγματα πτητικών πετρελαίων από διάφορες περιοχές του κόσμου. Η φιλική προς το χρήστη μορφή του μοντέλου, με το οποίο έγινε ο υπολογισμός του B_{ob} παρουσιάζεται στην Εικόνα 3-16A. Τα αποτελέσματα που έλαβαν, κατέδειξαν ότι το μοντέλο των γενετικών αλγορίθμων παρουσιάζει εξαιρετική αντιστοιχία μεταξύ των πειραματικών και πραγματικών τιμών, όπως αποτυπώνονται στην Εικόνα 3-16B.



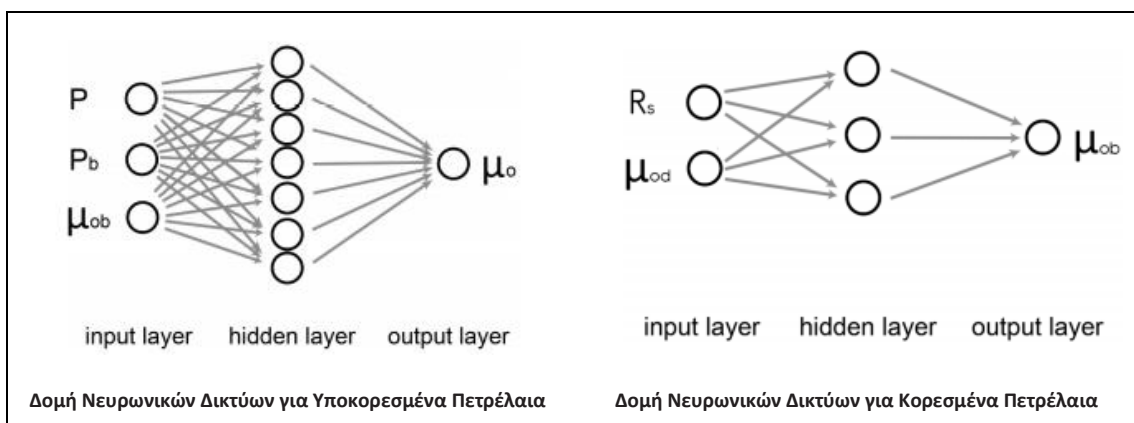
Εικόνα 3-16: Αποτελέσματα Εμπειρικής Συσχέτισης μέσω Γενετικών Αλγορίθμων [86]

Το 2017, σε μελέτη που πραγματοποίησαν οι Alakbari et al. [86], ανέπτυξαν μοντέλο χρησιμοποιώντας τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και την ασαφή λογική για την πρόβλεψη της πίεσης φυσαλίδας. Συγκεκριμένα, το μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων αναπτύχθηκε με δύο διαφορετικές τεχνικές. Η διαφορετικότητα τους έγκειτο είτε στον αλγόριθμο εκπαίδευσης του μοντέλου (αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος, βλ. κεφ. 1.2.1.1), είτε στον τρόπο κατασκευής του (αρχιτεκτονική ακτινικής βάσης). Οι κύριες μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του μοντέλου ήταν η πυκνότητα του πετρελαίου (API), η πυκνότητα του αερίου, η θερμοκρασία του ταμιευτήρα και ο συντελεστής R_s , ενώ τα δεδομένα τους προήλθαν από 760 σει δεδομένων που ήταν διαθέσιμα σε διάφορες δημοσιεύσεις. Για την αξιολόγηση του μοντέλου, τα αποτελέσματα συγκρίνονται με τις εμπειρικές συσχετίσεις των Standing (1947), Glaso (1980) και Al-Marhoum (2002). Οι ερευνητές κατέληξαν στο γεγονός ότι όλες οι τεχνικές ήταν ικανές να προσδιορίσουν την P_b , αλλά μόνο η **ασαφής λογική** απέδειξε μεγαλύτερη απόδοση, καθώς ο συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient) υπερτερούσε έναντι όλων των συσχετίσεων, και των δύο διαφορετικών τεχνικών των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 3-17. Επιπλέον, τα χαμηλότερα σφάλματα κατέδειξαν ότι η ασαφής λογική παρουσίασε υψηλότερη ακρίβεια λύσεων σε σχέση με τα νευρωνικά δίκτυα.

Κριτήρια Αξιολόγησης	Οπισθοδιάδοση	Αρχ. Ακτ. Βάσης	Ασαφής Λογική
Average relative error, %	1.12	0.357	0.13
Average absolute relative error, %	8.88	1.97	1.89
Minimum absolute relative	0.0048	0.0006	$6.7 \cdot 10^{-5}$
Maximum absolute relative	132.93	37.04	46.06
Correlation coefficient	0.9926	0.9969	0.9995

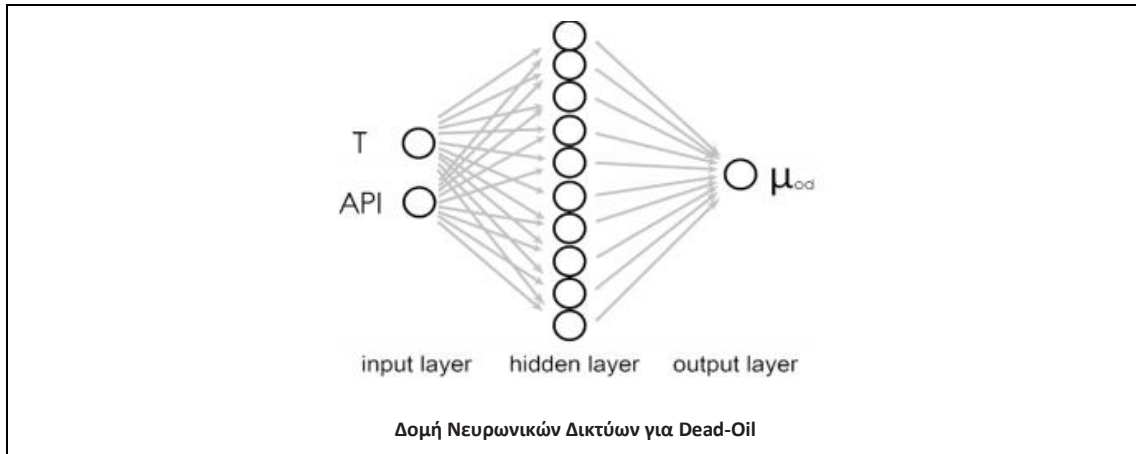
Εικόνα 3-17: Στατιστικά Αποτελέσματα Σφαλμάτων Μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων & Ασαφούς Λογικής για τον Προσδιορισμό της P_b [86]

Το 2019, οι Luai Ali Al-Amoudi et al. [87] στην μελέτη τους χρησιμοποίησαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για τον προσδιορισμό του ιξώδους σε υποκορεσμένα, κορεσμένα¹⁸ και dead oil¹⁹ από πεδία της Υεμένης. Για την ανάπτυξη του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε ένα σετ 545 πειραματικών δεδομένων για τις παραμέτρους της πίεσης, της θερμοκρασίας, της πίεσης φουσαλίδας, της πυκνότητας πετρελαίου (API), του συντελεστή R_s , του ιξώδους του υποκορεσμένου πετρελαίου (μ_o), του ιξώδους του πετρελαίου στην πίεση φουσαλίδας (μ_{ob}) και του ιξώδους του dead oil (μ_{od}). Το 70% των δεδομένων αξιοποιήθηκε στην εκπαίδευση των μοντέλων ενώ το υπόλοιπο 30% για τη δοκιμή της απόδοσής τους. Η απόδοσή τους συγκρίθηκε με τις εμπειρικές συσχετίσεις των Beal, Khan, Vasquez-Begg, Beggs & Robinson, Glaso κ.ά. οι οποίες χρησιμοποιούνται ιδιαίτερα στην εκτίμηση τιμών του ιξώδους. Συνολικά, κατασκευάστηκαν τρία (3) μοντέλα, ένα για κάθε είδος πετρελαίου, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3-18.



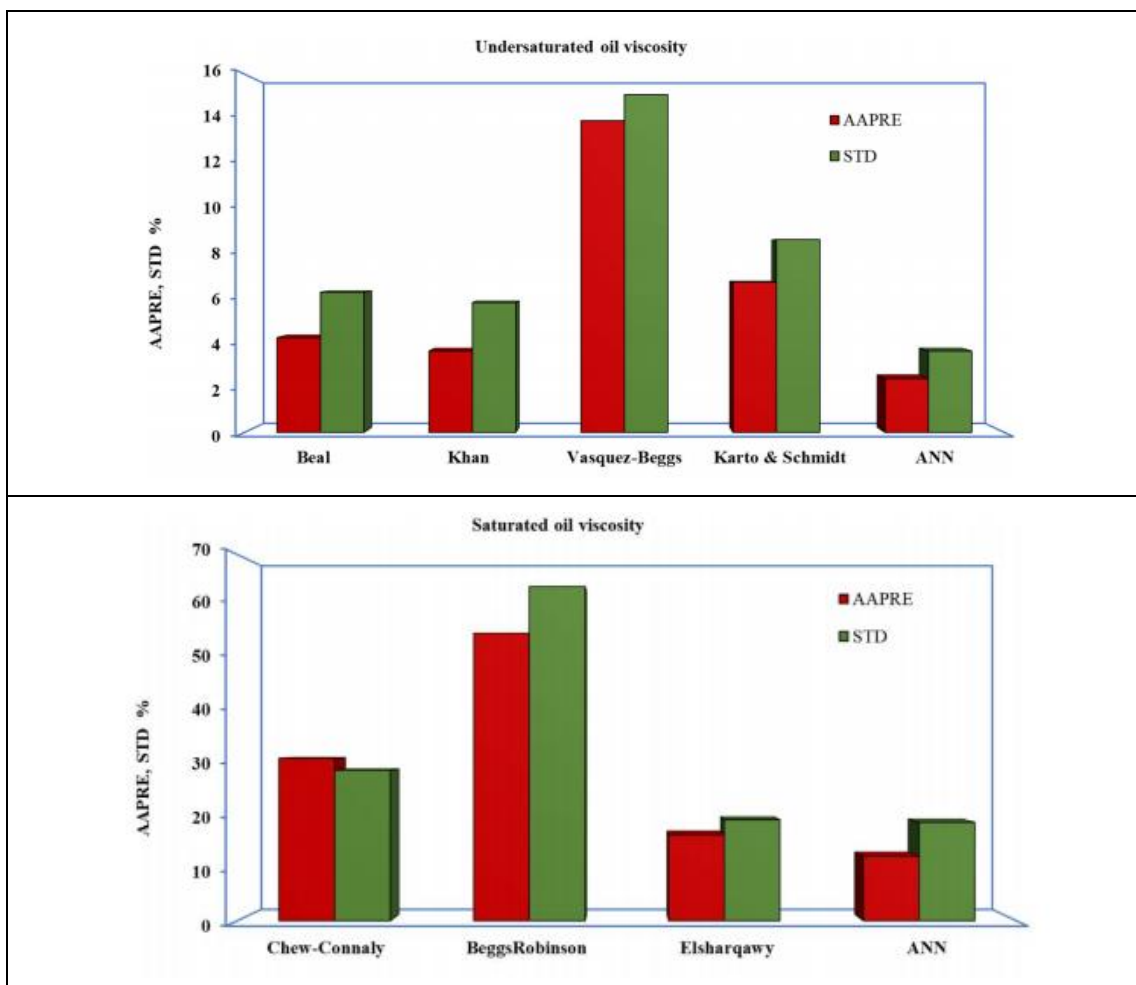
¹⁸ Αντίθετα με τα υποκορεσμένα πετρέλαια, τα κορεσμένα βρίσκονται σε πίεση ίση ή χαμηλότερη της πίεσης φουσαλίδας, αλλά βρίσκονται στη θερμοκρασία του ταμειυτήρα.

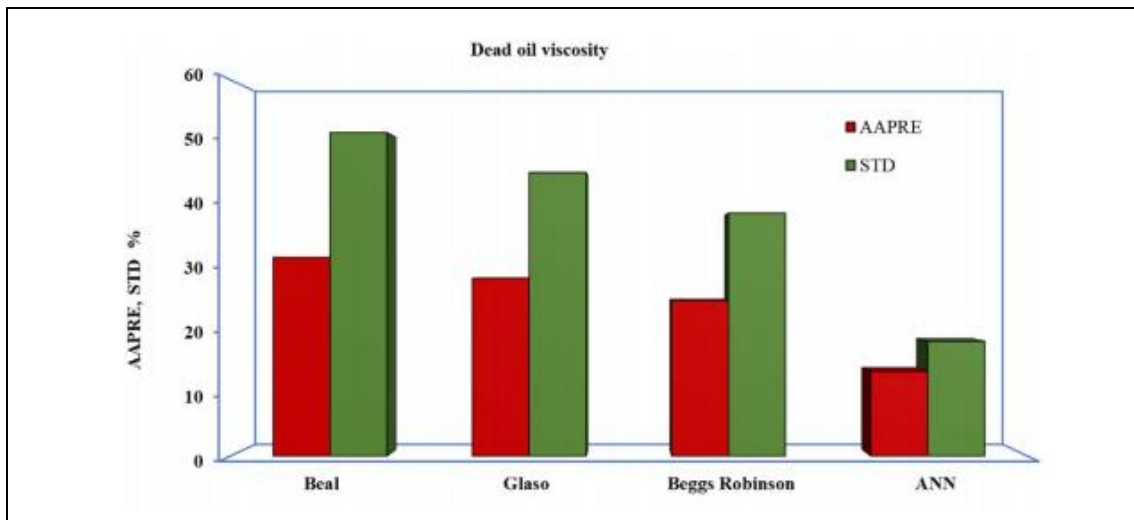
¹⁹ Πετρέλαιο που βρίσκεται σε επαρκώς χαμηλή πίεση (14,7 psia) και σε θερμοκρασία ταμειυτήρα και το οποίο δεν περιέχει διαλελυμένο αέριο



Εικόνα 3-18: Δομή Τεχνητά Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόβλεψη του Ιξώδους [87]

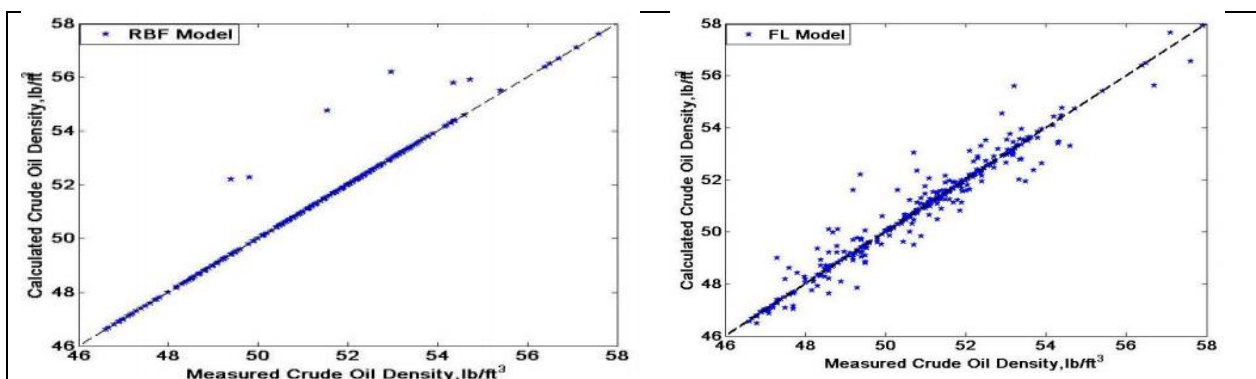
Οι συντελεστές συσχέτισης των μοντέλων ήταν πολύ υψηλοί (0.99992, 0.99846, 0.9924 για υποκορεσμένα, κορεσμένα πετρέλαια και dead oil αντίστοιχα), ενώ η ακρίβειά τους έναντι των εμπειρικών συσχετίσεων παρουσιάζεται στα παρακάτω διαγράμματα (Εικόνα 3-19).





Εικόνα 3-19: Σύγκριση Σφάλματος Νευρωνικών Δικτύων και Εμπειρικών Συσχετίσεων στη Πρόβλεψη Ιξώδους

Ωστόσο, πρέπει να αναφερθεί ότι σε αντίθεση με τις υπόλοιπες θερμοφυσικές παραμέτρους, υπάρχει περιορισμένος αριθμός μελετών που ασχολούνται με την πρόβλεψη της πυκνότητας. Ενδεικτικά, το 2020, οι Basaleh et al. [88] χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης και την ασαφή λογική για τον προσδιορισμό της πυκνότητας πετρελαίου ρ_o . Τα δεδομένα που απαιτήθηκαν για την ανάπτυξη των μοντέλων της τεχνητής νοημοσύνης, αριθμούσαν σε 1.500 και προέρχονταν από PVT αναφορές (PVT reports) σε συμβατικούς (conventional) ταμιευτήρες. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν, κατέδειξαν ότι τα **νευρωνικά δίκτυα** υπερέφεραν της ασαφούς λογικής, καθώς παρουσίασαν καλύτερη αντιστοιχία με τα πραγματικά δεδομένα (Εικόνα 3-20). Επίσης, επισημαίνεται ότι και οι δύο τεχνικές χρησιμοποιήθηκαν για τον προσδιορισμό της ειδικής πυκνότητας αερίου – γ_g και τα αποτελέσματα που προέκυψαν, παρουσίασαν την ίδια συμπεριφορά (τα νευρωνικά υπερέφεραν της ασαφούς λογικής).



Εικόνα 3-20: Σύγκριση Μοντέλων Ασαφούς Λογικής και Τεχνητά Νευρωνικών Δικτύων για τον Προσδιορισμό της Πυκνότητας των Ρευστών [88]

ΣΧΟΛΙΑ ΥΠΟΕΝΟΤΗΤΑΣ

Όπως παρατηρήθηκε, πολλές τεχνικές της τεχνητής νοημοσύνης χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό των πετροφυσικών χαρακτηριστικών ενός ταμειυτήρα και θερμοφυσικών ιδιοτήτων των ρευστών. Παρακάτω παρουσιάζονται κάποιες παρατηρήσεις σχετικά με τις άνωθεν μελέτες, όπως:

- ✎ Ο προσδιορισμός των πετροφυσικών παραμέτρων έχουν εξαιρετική σημασία για τον ορθό χαρακτηρισμό του ταμειυτήρα και τη μετέπειτα εκμετάλλευσή του. Παρόλα αυτά, απαιτούν σημαντικό χρόνο και κόστος, γεγονός που προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει η τεχνητή νοημοσύνη
- ✎ Οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα και χαμηλότερες τιμές σφάλματος, συγκρινόμενες με τις κλασικές μεθόδους προσδιορισμού των ιδιοτήτων αυτών.
- ✎ Όσον αφορά τον προσδιορισμό των πετροφυσικών χαρακτηριστικών, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν περισσότερο σε σχέση με τις υπόλοιπες τεχνικές, καθώς παρουσιάζουν μεγαλύτερη ευελιξία, είναι πιο φιλικά στον χρήστη και υπάρχει περισσότερη εμπειρία ως προς τη χρήση τους.
- ✎ Αντίστοιχα, στον προσδιορισμό των PVT ιδιοτήτων, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι απολύτως ικανά, ώστε να αναγνωρίσουν πολύ περίπλοκα δείγματα στα προσβάσιμα δεδομένα και κατά συνέπεια, μπορούν να παρέχουν πιο αξιόπιστα και ακριβή αποτελέσματα σε σύγκριση με τις γραμμικές ή μη, μεθόδους παλινδρόμησης [81]
- ✎ Αξιοσημείωτο είναι ότι η απόδοση των τεχνικών μηχανικής μάθησης εξαρτάται από την προσεκτική επιλογή των παραμέτρων εκπαίδευσης. Λόγω της θεώρησης ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι «μαύρα κουτιά», καλό είναι να χρησιμοποιούνται περισσότερο και άλλες τεχνικές μηχανικής μάθησης ή εξελικτικές μέθοδοι, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι
- ✎ Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης δύναται να προσφέρουν σχετικά υψηλή ακρίβεια, καθώς παρουσιάζουν μία σταθερή συμπεριφορά στη λειτουργία του μοντέλου
- ✎ Οι γενετικοί αλγόριθμοι αποδίδουν με μεγαλύτερη ακρίβεια όταν εφαρμόζονται σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές (π.χ. μαζί με τα νευρωνικά δίκτυα), καθώς δρουν ως αλγόριθμοι βελτιστοποίησης του ήδη υπάρχοντος μοντέλου

- Στις περισσότερες των περιπτώσεων, η ασαφής λογική μπορεί να προβλέψει με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια τις παραμέτρους εξόδου ενός μοντέλου, όταν συγκρίνεται με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα
- Η χρήση των υβριδικών μορφών, μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και των υποκατηγοριών της δύναται να προσφέρει σχετικά υψηλή ακρίβεια στον προσδιορισμό των PVT ιδιοτήτων
- Σχετικά με τη βιβλιογραφία, υπάρχει πλήθος αναφορών που ασχολούνται με τον προσδιορισμό των πετροφυσικών χαρακτηριστικών ενός ταμειυτήρα μέσω της τεχνητής νοημοσύνης, εκ των οποίων οι περισσότερες αφορούν το πορώδες και τη διαπερατότητα. Αντίστοιχα για τις θερμοφυσικές παραμέτρους, ο προσδιορισμός της πίεσης φουσαλίδας και του συντελεστή μεταβολής όγκου αποτελούν το κύριο θέμα των αναφορών, ενώ περιορισμένη βιβλιογραφία υπάρχει για τον προσδιορισμό της πυκνότητας πετρελαίου σε συνθήκες ταμειυτήρα. Σημαντικό πεδίο ενδιαφέροντος για την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης αποτελούν επίσης τα αέρια συμπυκνώματα, καθώς επίσης και το ιξώδες των πετρελαϊκών ρευστών, για τα οποία παρατηρείται μία αυξητική τάση δημοσιεύσεων τα τελευταία χρόνια.

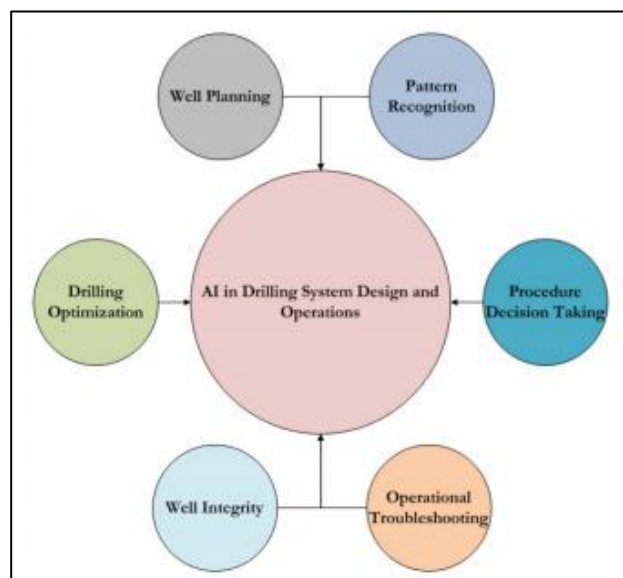
4 Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη στην όρυξη Γεωτρήσεων

Στο Κεφάλαιο 3, αναδείχθηκε η ανάγκη και η σημασία της τεχνητής νοημοσύνης στον χαρακτηρισμό των ταμιευτήρων υδρογονανθράκων. Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζεται η συμμετοχή της τεχνητής νοημοσύνης στην όρυξη γεωτρήσεων.

Η όρυξη γεωτρήσεων είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την εξέλιξη της τεχνολογίας, ενώ συγκαταλέγεται στις πιο δαπανηρές λειτουργίες παγκοσμίως, καθώς απαιτεί την επένδυση υψηλών κεφαλαίων. Όποιο εργαλείο μπορεί, κατ' επέκταση, να βελτιώσει το κόστος των λειτουργιών της τόσο στη φάση του σχεδιασμού, όσο και επί τόπου κατά την όρυξη και τη λειτουργία μιας γεώτρησης, κρίνεται σημαντικό και αναγκαίο.

Η διαθέσιμη βιβλιογραφία περιέχει δε πληθώρα δημοσιεύσεων για τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στη γεωτρητική διαδικασία, με στόχο τη μείωση του υψηλού κόστους και των χρόνων εργασιών, καθώς και τη βελτιστοποίηση της ασφάλειας κατά τη διάρκεια της όρυξης. Οι δραστηριότητες που σχετίζονται με την τεχνολογία γεωτρήσεων και έχουν ενσωματώσει την τεχνητή νοημοσύνη, έχουν εξελιχθεί με την πάροδο του χρόνου, παρέχοντας ευελιξία στην επιλογή, στη διάγνωση, στην επίβλεψη και στη βελτιστοποίηση της διαδικασίας όρυξης και της απόδοσης της.

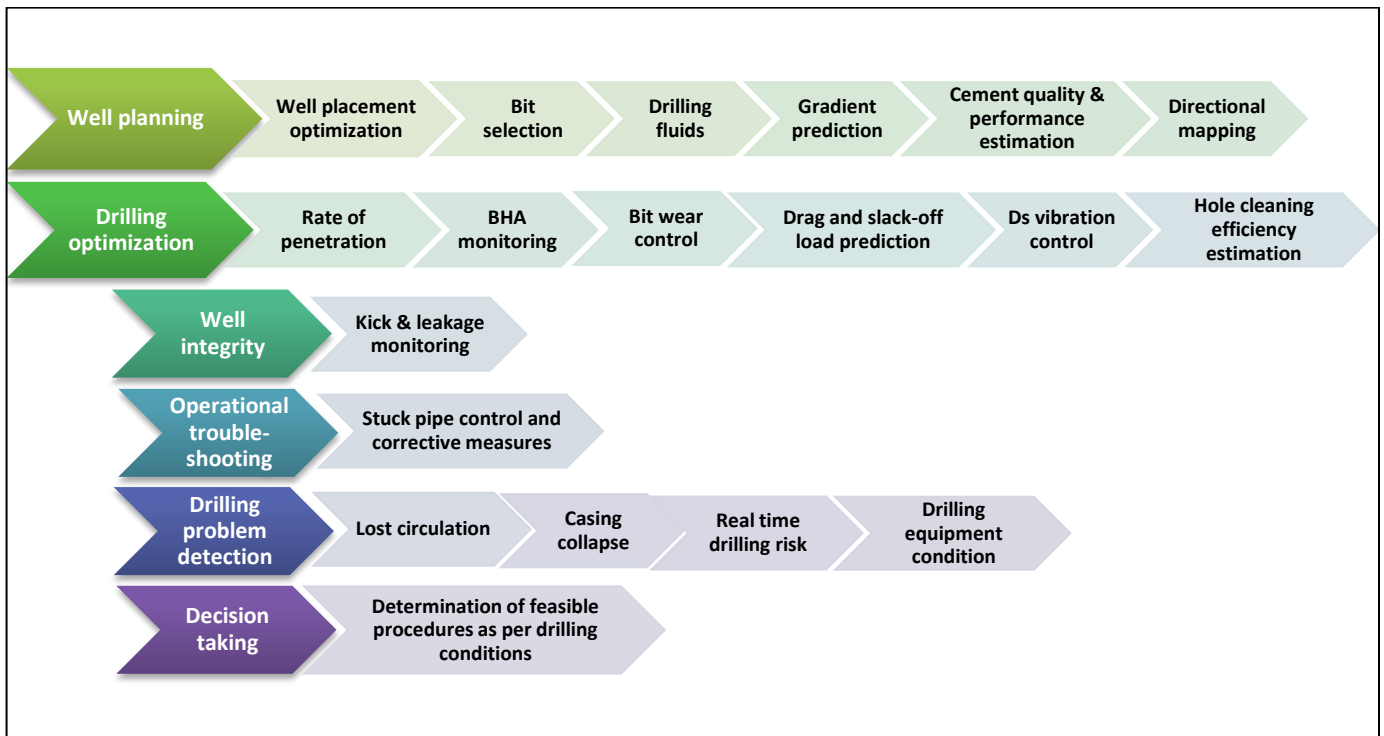
Η τεχνητή νοημοσύνη βρίσκει επιτυχημένη εφαρμογή στο σχεδιασμό των γεωτρήσεων (well planning), μαζί με την αναγνώριση προτύπων (pattern recognition) δηλαδή από την αναγνώριση ανάλογων περιπτώσεων γεωτρήσεων, στη βελτιστοποίηση της όρυξης (drilling optimization), στη λήψη αποφάσεων (procedure decision making), στην ακεραιότητα των γεωτρήσεων (well integrity) και



Εικόνα 4-1: Γενικά Πεδία Εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Όρυξη Γεωτρήσεων [89]

στην επίλυση προβλημάτων που προκύπτουν κατά την όρυξη (operational troubleshooting) (Εικόνα 4-1).

Ειδικότερα, στις επιμέρους φάσεις της όρυξης γεωτρήσεων η τεχνητή νοημοσύνη προσπαθεί να συμβάλει είτε σε μεγαλύτερο ή σε μικρότερο βαθμό, στη ροή των εργασιών, όπως παρουσιάζονται στο Σχήμα 4-1. Ωστόσο, πρέπει να επισημανθεί ότι η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί μία νέα ακολουθούμενη μέθοδο για την όρυξη γεωτρήσεων, όπως φαίνεται στον Πίνακα 4-1.



Σχήμα 4-1: Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης σε συγκεκριμένα πεδία της Όρυξης Γεωτρήσεων [89]

Πίνακας 4-1: Χρονική Εξέλιξη Εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Τεχνολογία Γεωτρήσεων [89]

Drilling Sector	Application	AI Approach	Researcher(s)	Year
Well Planning	Bit Selection	ANN	National Oilwell Vacro	2013
	Gradient Prediction	GRNN	Sadiq and Nashwi	2000
	Casing Collapse Prediction	BPNN	Salehi, Hareland, Ganji, Keivana and Abdollahi	2017
	Cement Quality/ Performance estimation	ANN	Fletcher, Coveney and Methven	1994
	Offshore platform	Hybrid	Wang, Duan, Liu and Dong	2011

Drilling Sector	Application	AI Approach	Researcher(s)	Year
	selection	(BPNN-GA)		
	Directional mapping	CBR	Mendes, Duilherme and Morooka	2011
Procedural Optimization	BHA monitoring	ANN	Dashevskiy, Dubinsky and Macpherson	1999
	Bit wear control	ANN	Gidh, Purwanto and Ibrahim	2012
	Drag and slack-off load prediction	ANN	Sadiq and Gharbi	1998
	DS vibration control	ANN	Esmaili, Elahifar, Thonhauser and Fruhwirth	2012
	Hole cleaning efficiency estimation	BPNN/MLR	Rooki, Ardejani and Moradzadeh	2014
Well Stability	Kick, loss, leakage monitoring	ANN	Jahanbakhshi and Zoveidavianpoor	2012
Problem Solving	Stuck-pipe control and corrective measures	BPNN/ Hybrid (ANN-GA)	Shadizadeh, Karimi and Zoveidavianpoor	2010
			Siruvuri, Nagarakanti and Samuel	2006
			Nejad and Shahbazi	2013
Pattern Recognition	Real - time drilling risk	FR/CBR	Lian, Zhoy, Zhao and Hou	2010
	Drilling equipment condition	ANN	Yamaliev, Imaeva and Salakhov	2009
Critical Decision Making	Determination of feasible drilling procedure as per drilling conditions	CBR	Popa, Malma and Hicks	2008

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται ο τρόπος με τον οποίο η τεχνητή νοημοσύνη ενσωματώνεται σε κάποιους από τους επιμέρους τομείς του τόσο σχεδιασμού και της βελτιστοποίησης, όσο και της πρόβλεψης της πιθανότητας ενδεχόμενων προβλημάτων κατά την όρυξη γεωτρήσεων.

4.1 Σχεδιασμός γεωτρήσεων (Well Planning)

Για να ορυχθεί μία γεώτρηση απαιτείται ενδελεχής μελέτη όλων των δεδομένων/πληροφοριών που είναι διαθέσιμες για μια περιοχή. Κύριες πηγές δεδομένων αποτελούν οι γεωλογικές, υδρογεωλογικές και γεωφυσικές μελέτες που

έχουν πραγματοποιηθεί στην ευρύτερη περιοχή, καθώς και τα γεωτρητικά δεδομένα από παλαιότερες γεωτρήσεις που έχουν ορυχθεί επίσης στην ευρύτερη περιοχή [89].

Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης έχει δοκιμαστεί σε διάφορες φάσεις του σχεδιασμού γεωτρήσεων. Ο κύριος στόχος της χρήσης της τεχνητής νοημοσύνης είναι να προβλέπει σωστά την εκτέλεση των εργασιών κατά την όρυξη, έχοντας ως κύριο άξονα την ασφάλεια και την επιτυχία της γεώτρησης.

Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης σε κάποια από τα πεδία του σχεδιασμού γεωτρήσεων, όπως έχουν ήδη αποτυπωθεί στο Σχήμα 4-2 και τα οποία είναι:

- ✓ Η πρόβλεψη της πίεσης πόρων των σχηματισμών και βαθμίδα πίεσης ρωγμάτωσης των σχηματισμών (Pore pressure and fracture pressure gradient)
- ✓ Η επιλογή του κοπτικού άκρου (Bit selection)
- ✓ Τα ρευστά διάτρησης (Drillings fluids), με έμφαση στην απώλεια κυκλοφορίας των ρευστών (Lost circulation) και της παγίδευσης της διατρητικής στήλης (stuck pipe).
- ✓ Οι πολφοί τσιμέντωσης (Cement quality & performance estimation)
- ✓ Ο σχεδιασμός και η αποτύπωση της τροχιάς κατευθυνόμενων (κεκλιμένων) γεωτρήσεων

4.1.1 Πρόβλεψη Πίεσης Πόρων των Σχηματισμών και Βαθμίδα Πίεσης Ρωγμάτωσης των Σχηματισμών (pore pressure and fracture pressure gradient)

Ένα θέμα που σχετίζεται με το σχεδιασμό γεωτρήσεων είναι οι βαθμίδες ρωγμάτωσης του σχηματισμού. Για έναν ορθό σχεδιασμό απαιτείται η γνώση της τάσης, υπό την οποία ξεκινά η ρωγμάτωση του σχηματισμού.

Η ανηγμένη έκφραση της τάσης ρωγμάτωσης του σχηματισμού (λόγος συνολικής επί τόπου τάσης προς το βάθος), γνωστή και ως βαθμίδα ρωγμάτωσης (fracture gradient-FG), απετέλεσε αντικείμενο μελέτης πολλών ερευνητών σε μια προσπάθεια εκτίμησης αυτής της παραμέτρου [90].

Η τεχνητή νοημοσύνη, και δη των νευρωνικών δικτύων, αποτέλεσε πρακτικό εργαλείο πρόβλεψης της βαθμίδας πίεσης λάσπης και της ρωγμάτωσης του σχηματισμού. Όπως αναφέρουν οι Bello et al. [89] την τελευταία δεκαετία,

παρατηρήθηκε έντονο ενδιαφέρον πρόβλεψης της βαθμίδας πίεσης σε πετρελαϊκά πεδία της ανατολικής Μεσογείου, τα οποία, όπως απεδείχθη, επέφεραν και αρκετά ακριβή αποτελέσματα.

Μία μερίδα επιστημόνων θεωρεί τα νευρωνικά δίκτυα την καλύτερη τεχνική πρόβλεψης της βαθμίδας πίεσης έναντι των συμβατικών μεθόδων (Eaton correlation, Comb, D-exponent, Matthews & Kelly κλπ.). Ως επί το πλείστον, τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται στο να προβλέπουν τις βαθμίδες συναρτήσεως του βάθους, της τάσης των υπερκειμένων (overburden gradient) και του λόγου Poisson²⁰. Τα τελευταία αποτελούν τις παραμέτρους εισόδου των νευρωνικών δικτύων και μπορεί να προέρχονται είτε από πραγματικά δεδομένα πεδίου, είτε από εκτιμήσεις άλλων μεθόδων, ενώ η βαθμίδα πίεσης της λάσπης ή η πίεση ρωγμάτωσης του σχηματισμού είναι η παράμετρος εξόδου.

Ενδεικτικά του τρόπου υλοποίησης ανάπτυξης και χρήσης των τεχνικών αυτών, αναφέρεται η μελέτη που πραγματοποίησαν οι Ahmed et al. [91], το 2020, οι οποίοι χρησιμοποίησαν πέντε (5) τεχνικές για τον προσδιορισμό της πίεσης ρωγμάτωσης του σχηματισμού σε συνάρτηση με το βάθος. Αυτές ήταν τα λειτουργικά δίκτυα (FN), τα νευρωνικά δίκτυα (ANN), η αρχιτεκτονική ακτινικής βάσης (RBF), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) και η ασαφής λογική (FL). Τα αποτελέσματα που προέκυψαν συγκρίθηκαν με τις συσχετίσεις των Eaton, Matthews & Kelly και Pennebaker.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν δεδομένα όρυξης μίας γεώτρησης τα οποία είχαν συλλεχθεί σε πραγματικό χρόνο στην επιφάνεια μέσω διαφόρων αισθητήρων.

Στην αρχική βάση δεδομένων, εντάχθηκαν συνολικά 3.900 δεδομένα, τα οποία αφορούσαν:

- το βάθος (D),
- το ύψος του άγκιστρου του γεωτρυπάνου (hook height),
- το βάρος επί του άγκιστρου (hook load),
- την παροχή αντλίας λάσπης (flow pump),
- το ρυθμό προχώρησης (ROP),
- την ταχύτητα περιστροφής της διατρητικής στήλης (rotary speed, RPM),

²⁰ Ορίζεται ως ο λόγος της πλευρικής παραμόρφωσης (διόγκωσης) προς την αξονική παραμόρφωση (βράχυνση) ενός πετρώματος υπό αξονική φόρτιση

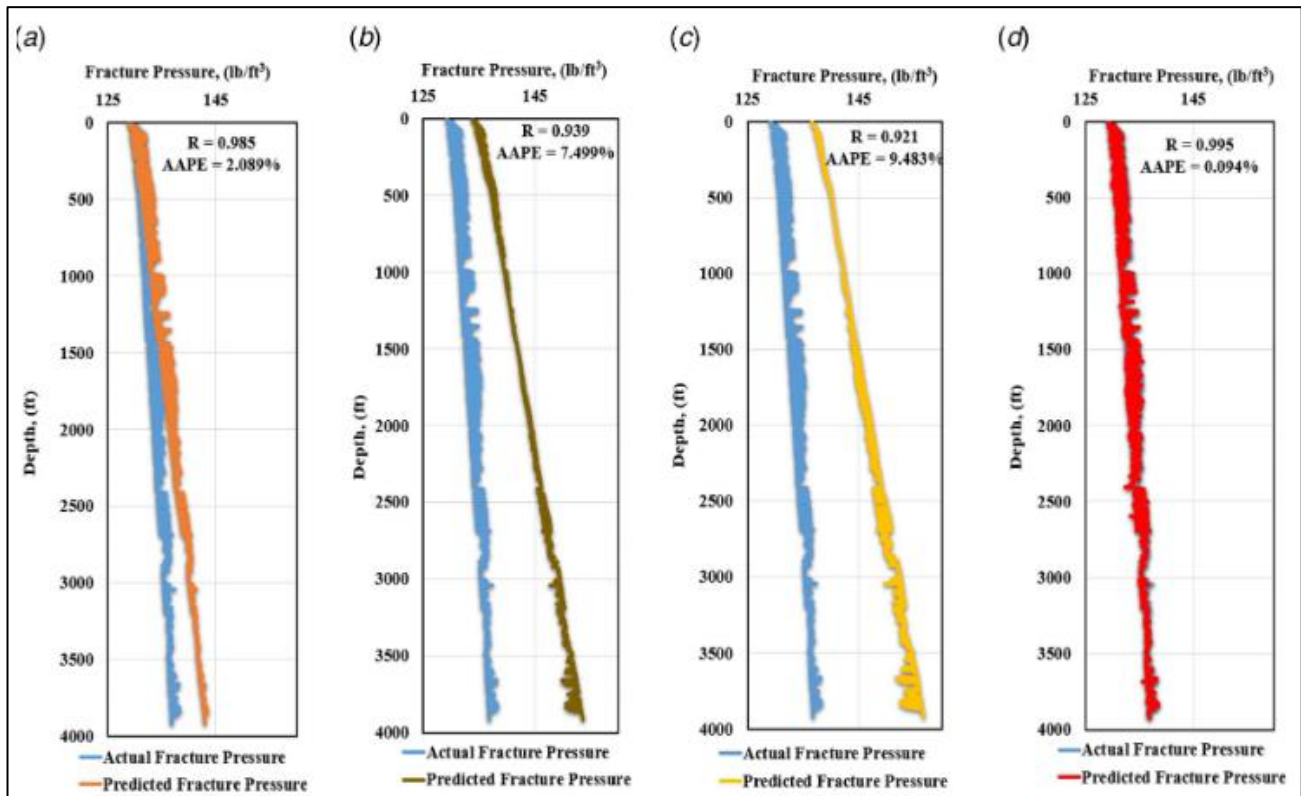
- τις απώλειες πίεσης λόγω τριβών (standpipe pressure, SPP),
- τη ροπή στρέψης της διατρητικής στήλης (drilling torque, TOR),
- το βάρος επί του κοπτικού (weight on bit WOB),
- τις μετρήσεις θερμοκρασίας, αγωγιμότητας και πυκνότητας της λάσπης (conductivity, temperature, mud weight) κατά την είσοδο και έξοδο αυτής
- την πίεση των πόρων (P_p), η οποία εκτιμήθηκε μέσω της συσχέτισης του Eaton και
- την πίεση ρωγμάτωσης (P_f), η οποία ομοίως εκτιμήθηκε μέσω της συσχέτισης του Eaton

Ακολούθησε μία εκτενής αξιολόγησης (στατιστική ανάλυση) της επίδρασης των παραπάνω παραμέτρων στην πρόβλεψη της πίεσης ρωγμάτωσης, ώστε να απομακρυνθούν οι μη απαραίτητες παράμετροι και να ενισχυθεί η ακρίβεια των τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης. Οι παράμετροι που έδειξαν τη μεγαλύτερη βαρύτητα στην πρόβλεψη της πίεσης ρωγμάτωσης ήταν το βάρος επί του κοπτικού - WOB, η ταχύτητα περιστροφής της διατρητικής στήλης - RPM, η ροπή στρέψης της διατρητικής στήλης - TOR, ο ρυθμός προχώρησης - ROP, η πίεση των πόρων - P_p και η πυκνότητα της λάσπης κατά την είσοδο - mud weight, οι οποίες αποτέλεσαν και τα δεδομένα εισόδου. Ωστόσο, η τελική δομή των τεχνικών και οι βέλτιστες παράμετροι που αφορούν σε αυτή αποφασίζεται μετά την υλοποίηση πολλών επαναλήψεων.

Η αξιολόγηση της κάθε τεχνικής γίνεται κατά τη δοκιμή, όπου η συγκριτικά καλή απόδοση της διασφαλίζεται με τον υψηλό συντελεστή συσχέτισης (R^2), αλλά και με το χαμηλότερο σφάλμα στην πρόβλεψη (μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα, AAPE).

Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν κατέδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα υπερτερούσαν έναντι των υπόλοιπων τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της πίεσης ρωγμάτωσης σε σχέση με το βάθος καθώς παρουσίασαν τον υψηλότερο συντελεστή συσχέτισης (0,994) και το χαμηλότερο σφάλμα (0,099%). Τα νευρωνικά δίκτυα αξιολογήθηκαν περαιτέρω σε σύγκριση με διαθέσιμες εμπειρικές συσχετίσεις για την πρόβλεψη της πίεσης ρωγμάτωσης (Eaton, Matthews and Kelly και Pennebaker). Τα αποτελέσματα της σύγκρισης παρουσιάζονται στα παρακάτω διαγράμματα της Εικόνας 4-2, από όπου προκύπτει η μεγαλύτερη απόδοση και ακρίβεια των νευρωνικών δικτύων έναντι των συμβατικών συσχετίσεων. Όπως αναφέρεται, η

εφαρμογή του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης εξαρτάται από το εύρος τιμών των δεδομένων που χρησιμοποιούνται. Κατά συνέπεια εφαρμόζοντας το μοντέλο σε ένα παρόμοιο εύρος με αυτό που εκπαιδεύτηκε θα μπορεί να προσφέρει μία καλή απόδοση. Η επαλήθευσή του σε περισσότερες αντίστοιχες περιπτώσεις γεωτρήσεων είναι ωστόσο κάτι που απαιτείται.



Εικόνα 4-2: Πρόβλεψη Πίεσης Ρωγμάτωσης από τις Εμπειρικές Συσχετίσεις και το Μοντέλο των Νευρωνικών Δικτύων, όπου (a) Eaton, (b) Matthews and Kelly, (c) Pennebaker, (d) ANN

(όπου το 0 ft αντιστοιχεί στην κορυφή και τα 4000ft στο κάτω μέρος των σχηματισμών)

4.1.2 Επιλογή Κοπτικού Άκρου (Drilling Bit Selection)

Το κοπτικό άκρο αποσυνθέτει το πέτρωμα υπό τη συνδυασμένη δράση του βάρους που ασκείται επί αυτού και της ροπής στρέψης. Η συνεργασία του κοπτικού με τη διατρητική στήλη, καθώς και τα ρευστά διάτρησης αποτελούν παράγοντες μείζονος σημασίας για την όρυξη των γεωτρήσεων [90].

Η αποτελεσματική όρυξη κρίνεται επίσης και από την επιλογή του κοπτικού, η οποία θα πρέπει να βασίζεται στα εξής τρία (3) κριτήρια:

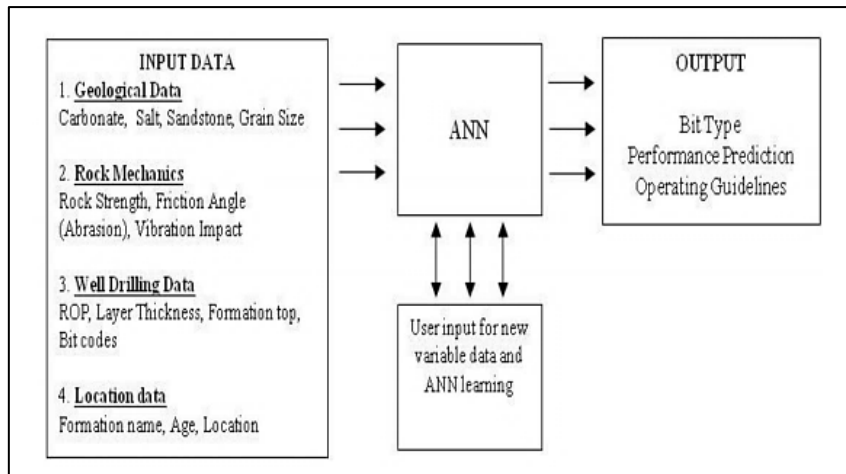
- 1) Να εκμεταλλεύεται τα φυσικά χαρακτηριστικά και τις «αδυναμίες» του πετρώματος

- 2) Να διασφαλίζεται η επαρκής και άμεση απομάκρυνση των θρυμμάτων (από τη δράση του κοπτικού) από τον πυθμένα της γεώτρησης στην επιφάνεια, καθώς και
- 3) Να διασφαλίζεται ο μέγιστος δυνατός χρόνος λειτουργίας του κοπτικού

Ένας μηχανικός οφείλει να γνωρίζει τόσο τα διαθέσιμα κοπτικά άκρα που υπάρχουν στην αγορά, όσο και τα σχεδιαστικά χαρακτηριστικά τους. Ωστόσο, λόγω του πλήθους των παραμέτρων [π.χ. ιδιότητες πετρώματος, παράμετροι όρυξης (drilling data)] που επηρεάζουν την επιλογή των κοπτικών άκρων, παρατηρείται συχνά αδυναμία στο να αναπτυχθεί μία λογική συσχέτιση μεταξύ τους, η οποία να βοηθά στην επιλογή του κατάλληλου κοπτικού [92].

Η επιλογή του κατάλληλου κοπτικού άκρου βάσει των χαρακτηριστικών του σχηματισμού θεωρείται ένα πεδίο που έχει επωφεληθεί σημαντικά από τη τεχνητή νοημοσύνη.

Όπως αναφέρουν οι Bello et al. [18], τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι η καταλληλότερη τεχνική τεχνητής νοημοσύνης για την επιλογή του κατάλληλου κάθε φορά κοπτικού άκρου. Συγκεκριμένα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν αποτελέσει σημαντικό εργαλείο στην αποκωδικοποίηση δεδομένων, κατηγοριοποιώντας τις εμπειρικές συσχετίσεις και στην επιλογή του βέλτιστου κοπτικού βάσει των οριζόμενων από τους χρήστες βάσεων δεδομένων. Η βάση δεδομένων μπορεί να περιέχει γεωλογικά δεδομένα, δεδομένα αντοχών των πετρωμάτων, χαρακτηριστικά συμπίκνωσης και συμβατικά δεδομένα για τον ρυθμό προχώρησης (rate of penetration) του κοπτικού που συνδέονται με συγκεκριμένα πετρώματα, το σύστημα ταξινόμησης κοπτικών άκρων IADC (International Association of Drilling Contractors – IADC) για τυπικά πετρώματα σχηματισμών, όπως φαίνεται στο Σχήμα 4-2. Μετά την είσοδο των απαιτούμενων δεδομένων από το χρήστη, τα νευρωνικά δίκτυα δύναται να μάθουν τους κωδικούς και τις αριθμητικές τιμές και να επιλέξουν το καταλληλότερο για τις εκάστοτε συνθήκες όρυξης κοπτικό (π.χ. περιστρεφόμενοι κώνοι, πολυκρυσταλλικά συμπαγή αδαμαντοτρύπανα (PDC), αδαμαντοκορώνες, ή υβριδικές μορφές τους).



Σχήμα 4-2: Διάγραμμα Ροής Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων για την Επιλογή Κοπτικού Άκρου [89]

4.1.3 Ρευστά Διάτρησης (Drilling Fluids)

Για την ασφαλή και επιτυχή όρυξη μίας γεώτρησης απαιτείται η χρήση των κατάλληλων ρευστών διάτρησης. Τα ρευστά διάτρησης είναι υπεύθυνα για την μεταφορά και ανύψωση των θρυμμάτων (drill cuttings) από το μέτωπο όρυξης στην επιφάνεια. Επίσης, ελέγχουν τις πιέσεις του σχηματισμού, λιπαίνουν και ψύχουν τα κοπτικά άκρα, σταθεροποιούν τα τοιχώματα της γεώτρησης, αποτρέποντας τυχόν εισροές ρευστών από τους διατρυόμενους σχηματισμούς μέσα στη γεώτρηση και παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για το σχηματισμό και τις συνθήκες που επικρατούν [90]. Ο πολύπλευρος ρόλος που διαθέτουν αναδεικνύει τη σημασία που έχουν κατά την όρυξη μιας γεώτρησης θεωρώντας τα ρευστά ως τον «αρχιτέκτονα» της όρυξης. Αναφέρεται ότι το κόστος τους αντιπροσωπεύει το 5-15% του συνολικού κόστους όρυξης, ενώ ακόμη δύναται να επιφέρουν μέχρι και το 100% των προβλημάτων της όρυξης [93]. Παρόλα αυτά, όπως εκτιμάται ακόμη και σήμερα, ο σχεδιασμός των ρευστών διάτρησης πραγματοποιείται εργαστηριακά μέσω τεχνικών δοκιμής – σφάλματος, αξιοποιώντας την εμπειρία του μηχανικού.

Τα ρευστά διάτρησης αποτελούνται από το ρευστό βάσης [νερό (water based, πετρέλαιο (oil-based)] στο οποίο εισάγονται στερεές ουσίες (αδρανή συστατικά) και ορισμένα χημικά πρόσθετα. Έχει παρατηρηθεί ότι μεταξύ των συστατικών ενός πολφού διάτρησης υπάρχουν σημαντικές αλληλεπιδράσεις, οι οποίες επηρεάζουν τόσο την ποιότητα του ρευστού, όσο και την απόδοση της όρυξης. Αιτία αυτών των αλληλεπιδράσεων είναι ότι κάθε ουσία που προστίθεται στο ρευστό διάτρησης έχει

διαφορετικές ιδιότητες, οι οποίες είναι άμεσα εξαρτώμενες από τον χρόνο, τη θερμοκρασία και την πίεση που επικρατεί εντός της γεώτρησης [94].

Για τη μελέτη αυτών των αναπτυσσομένων αλληλεπιδράσεων απαιτείται η συλλογή δεδομένων που αφορούν τις παραπάνω παραμέτρους, οι οποίες με τη σειρά τους θα πρέπει να μελετηθούν και να κατανοηθούν. Για αυτόν τον λόγο, κρίνεται αναγκαίος ο συνδυασμός της εμπειρίας των μηχανικών γεωτρήσεων και των τεχνικών μοντελοποίησης – οι οποίες παρέχουν πληροφορίες για το είδος, την πυκνότητα και τις προσμίξεις του ρευστού διάτρησης [94].

Η τεχνητή νοημοσύνη ωστόσο έκανε την εμφάνιση της αρκετά νωρίς στο πεδίο των ρευστών διάτρησης, όταν το 1984, η εταιρεία παροχής γεωτρητικών υπηρεσιών N L Baroid (η οποία ασχολείται με ρευστά διάτρησης από το 1920), δημιούργησε το πρόγραμμα MUDMAN (σε συνεργασία με το Carnegie Mellon University), για την ανάλυση των διατρητικών ρευστών που χρησιμοποιούνταν στην όρυξη γεωτρήσεων. Το συγκεκριμένο πρόγραμμα βοηθούσε το μηχανικό του πεδίου να υλοποιήσει ορθότερα τις εκτιμήσεις του, ειδικά στην περίπτωση των βαθιών ή δύσκολων γεωτρήσεων. Σε αυτές τις γεωτρήσεις, ο υπεύθυνος μηχανικός έπρεπε να αναλύει τη λάσπη τουλάχιστον δύο φορές την ημέρα, αξιολογώντας περίπου είκοσι (20) ιδιότητες συμπεριλαμβανομένου του ιξώδους, της ειδικής πυκνότητας και της περιεχόμενης ιλύος. Το σύστημα αξιολογούσε τα δεδομένα που εισήγαγε ο μηχανικός, και σε συνδυασμό με ιστορικά δεδομένα από την ίδια γεώτρηση, αναγνώριζε τάσεις και πρότεινε διορθώσεις στη σύσταση της λάσπης, καθώς και προειδοποιούσε και για πιθανά προβλήματα [95].

Όπως αποδείχθηκε σε πρόσφατες μελέτες, η τεχνητή νοημοσύνη έχει καταφέρει να διευκολύνει την παραπάνω διαδικασία, καθώς έχει προσφέρει εκτιμήσεις και λύσεις για θέματα κυρίως πρόβλεψης των ιδιοτήτων που αφορούν στα ρευστά διάτρησης, αλλά και για συμβάντα που είναι στενά συνδεδεμένα με αυτά. Το 2018, οι Okorie E. Agwua et al. [94] μελέτησαν πλήθος βιβλιογραφικών αναφορών που συνδέονται με τα ρευστά διάτρησης και τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη ιδιοτήτων και στην επίλυση προβλημάτων που δημιουργούν. Χαρακτηριστικά παραδείγματα εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης στο πεδίο των ρευστών διάτρησης είναι η πρόβλεψη της πυκνότητας λάσπης (mud density), των ρεολογικών ιδιοτήτων της (rheological properties), του πρότυπου ροής αυτής (mud flow pattern), της επίδρασης της υψηλής πίεσης και της υψηλής θερμοκρασίας στις ιδιότητες της

(effect of HTHP), της ταχύτητας καταβύθισης σωματιδίων (particle settling velocity), αλλά και των αντίστοιχων συμβάντων, όπως της απώλειας κυκλοφορίας ρευστών (lost circulation), της παγίδευσης της διατρητικής στήλης (stuck pipe), των αιφνίδιων εισροών (kicks), του καθαρισμού της γεώτρησης κ.ά., όπως συγκεντρώνονται στον Πίνακα 4-2. Η βιβλιογραφία εντάσσει τα αντικείμενα αυτά συνολικά στη μηχανική ρευστών διάτρησης (drilling mud engineering).

Πίνακας 4-2: Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης στα Ρευστά Διάτρησης

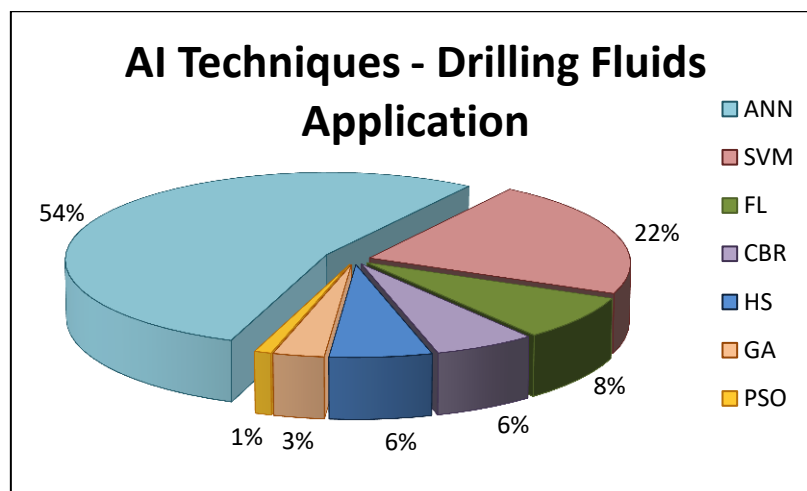
Application in Drilling Fluid Engineering	AI technique
Lost circulation prediction, Mud density prediction, Mud rheological properties prediction, Mud flow pattern prediction, Hole cleaning cuttings transport efficiency	Artificial Neural Networks
Lost circulation, Stuck pipe prediction, Mud density	Fuzzy Logic
Kicks, Lost circulation, effects of high temperature high pressure	Hybrid Intelligent System
Rheological properties determination, particle settling velocity	Genetic Algorithms
Stuck pipe prediction, lost circulation, fluid flow pattern prediction	Support Vector Machines
Lost circulation optimization	Particle Swarm
Lost circulation, Hole cleaning, Wellbore leakage	Case Based Reasoning

Ειδικότερα, οι Okorie E. Agwua et al. [94] ασχολήθηκαν με μελέτες που αφορούσαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, την ασαφή λογική, τους γενετικούς αλγόριθμους, τα υβριδικά συστήματα, τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων και την συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις (case based reasoning) και την αξιολόγησή τους βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων, όπως η δυνατότητα γενίκευσης των λύσεων, οι απαιτήσεις σε όγκο δεδομένων κ.ά.

Παρατήρησαν λοιπόν, ότι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική είναι τα νευρωνικά δίκτυα, με ποσοστό 54%, εκ των οποίων το 18% αφορούσε στην παγίδευση της διατρητικής στήλης (stuck pipe) και το 15% στην απώλεια κυκλοφορίας ρευστών διάτρησης (lost circulation). Το 22% των αναφορών σχετιζόνταν με τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, ενώ το 8% αφορούσε στην ασαφή λογική. Ακολουθούσαν τα υβριδικά συστήματα και η συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις με 6%, ενώ οι γενετικοί αλγόριθμοι και ο αλγόριθμος σωματιδίων σμήνους σημείωσαν ποσοστά 3% και 1%, αντίστοιχα, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 4-1. Το κύριο πρόβλημα των ρευστών διάτρησης που πραγματευόταν το 17% των βιβλιογραφικών αναφορών ήταν η απώλεια κυκλοφορίας τους (lost circulation). Επίσης, παρατηρήθηκε ότι όλες οι τεχνικές απέδιδαν σε πολύ

ικανοποιητικό βαθμό, αφού ο μέσος συντελεστής συσχέτισης ήταν μεγαλύτερος του 0,9.

Επίσης παρατηρήθηκε ότι ο συνδυασμός τεχνικών μπορεί να προσφέρει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με μία μεμονωμένη τεχνική. Με αυτό τον τρόπο, δύναται να αντισταθμιστούν τα μειονεκτήματα της μίας τεχνικής με τα πλεονεκτήματα της άλλης, όπως για παράδειγμα η αργή ταχύτητα σύγκλισης των νευρωνικών δικτύων, με τη γρήγορη ταχύτητα σύγκλισης της ασαφούς λογικής. Τέλος, οι Okorie E. Agwua et al. επισημαίνουν ότι, για την ορθή κατασκευή των μοντέλων απαιτείται η προσεκτική επιλογή των δεδομένων, καθώς και η μείωση του μεγέθους τους, αν κριθεί απαραίτητο.



Διάγραμμα 4-1: Κατανομή Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης στη Μηχανική Ρευστών Διάτρησης

Στη συνέχεια της υποενότητας, παρουσιάζονται εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στην απώλεια κυκλοφορίας ρευστών (lost circulation), καθώς και στην παγίδευση της διατρητικής στήλης (stuck pipe), για τα οποία παρατηρείται ένας σημαντικός αριθμός μελετών.

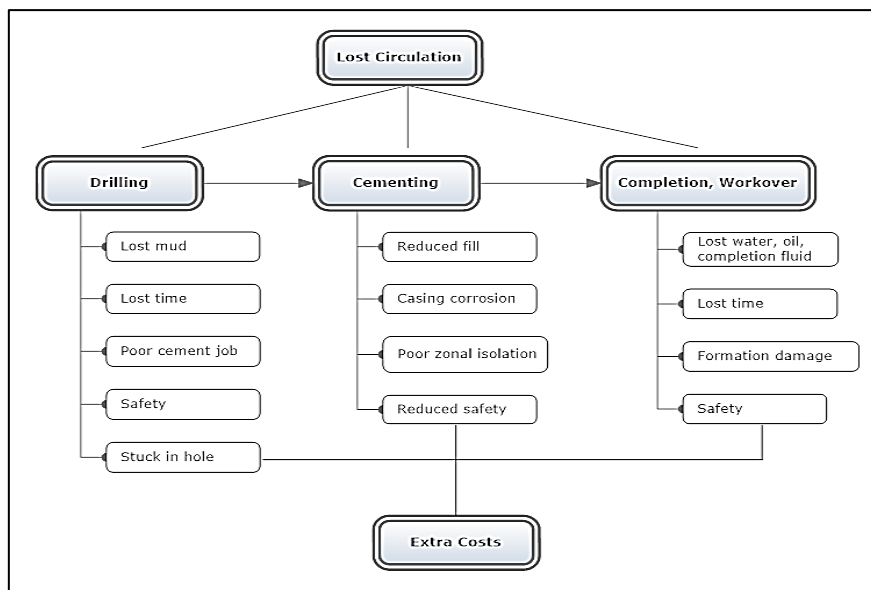
4.1.3.1 Απώλεια Κυκλοφορίας Ρευστών (Lost Circulation)

Η απώλεια κυκλοφορίας των ρευστών διάτρησης είναι ένα από τα κυριότερα προβλήματα που συναντώνται στην όρυξη γεωτρήσεων. Ορίζεται ως η ανεπιθύμητη απώλεια περιορισμένης (ή σημαντικής) ποσότητας των ρευστών διάτρησης εντός του σχηματισμού.

Αυτό το συμβάν έχει σοβαρές συνέπειες, καθώς μπορεί να προκαλέσει σημαντικές επιπλοκές στη γεωτρητική διαδικασία, όπως την παγίδευση της διατρητικής στήλης,

τις αλλοιώσεις στον παραγωγικό σχηματισμό (formation damage), τις εκρήξεις (blowouts), τη διάβρωση των σωληνώσεων κ.ά. Ένα τέτοιο φαινόμενο αυξάνει σημαντικά τους μη παραγωγικούς χρόνους (nonproductive time) και κατά συνέπεια καθυστερεί το χρονοδιάγραμμα εκτέλεσης της γεώτρησης, ενώ ταυτόχρονα μειώνει σημαντικά την ασφάλεια των εργασιών όρυξης, τσιμέντωσης και πλήρωσης. Η απώλεια κυκλοφορίας, και σε συνδυασμό με τα παραπάνω προβλήματα που προκαλεί, επιφέρουν σημαντική αύξηση στα κόστη της βιομηχανίας (Σχήμα 4-3), η οποία μπορεί να προσεγγίζει και το 40%. Υπολογίζεται δε ότι, το 2018, τα έξοδα που αφορούσαν σε απώλεια κυκλοφορίας των ρευστών ανέρχονταν σε περισσότερα από 12 δισεκατομμύρια δολάρια διεθνώς [96].

Η απώλεια κυκλοφορίας ρευστών είναι μία δυναμική κατάσταση, η οποία επηρεάζεται από πολλές και διαφορετικές παραμέτρους, όπως για παράδειγμα η πίεση του σχηματισμού, το είδος του ρευστού διάτρησης, οι ρεολογικές ιδιότητες του ρευστού.



Σχήμα 4-3: Συνέπειες από την Απώλεια Κυκλοφορία Ρευστών [97]

Στο βιβλίο τους, οι Abdolhossein Hemmati Sarapardeh et al. [98] συγκέντρωσαν όλες τις διαθέσιμες βιβλιογραφικές αναφορές που σχετίζονται με απώλεια κυκλοφορίας ρευστών. Υπενθυμίζεται ακόμη, ότι και στη βιβλιογραφική ανασκόπηση που πραγματοποίησαν οι Okorie E. Agwua et al. [94] το 2018, η απώλεια κυκλοφορίας αποτελούσε το κύριο αντικείμενο μελέτης.

Η πλειοψηφία των αναφορών αφορούσε στη χρήση των νευρωνικών δικτύων. Στις συγκριτικές μελέτες, όπου εφαρμόστηκαν περισσότερες από μία τεχνικές, τα

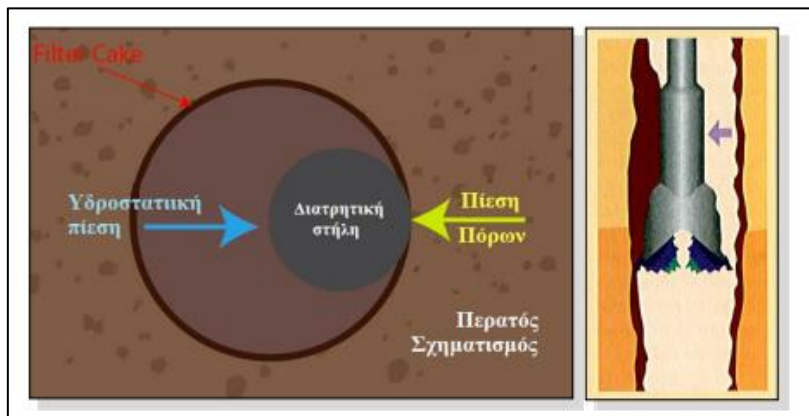
νευρωνικά δίκτυα είχαν χαμηλότερη απόδοση σε σχέση με τις υπόλοιπες τεχνικές. Συγκεκριμένα, στις αναφορές που συγκρίνονταν τα νευρωνικά δίκτυα και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης ή η ασαφής λογική, οι τελευταίες τεχνικές υπερτερούσαν των νευρωνικών δικτύων [98, 96]. Ενώ τεχνικές, όπως τα δένδρα αποφάσεων και οι υβριδικές μορφές νευρωνικών δικτύων, παρουσίαζαν ακόμα υψηλότερη απόδοση από τις υπόλοιπες τεχνικές.

Αξιοσημείωτο είναι ότι η επιλογή των παραμέτρων εισόδου επηρεάζει σημαντικά την απόδοση των νευρωνικών δικτύων. Στη μελέτη που πραγματοποίησαν οι Jahanbakhshi et al. [89] αναπτύχθηκαν δύο μοντέλα νευρωνικών δικτύων, με στόχο την εκτίμηση της απώλειας κυκλοφορίας σε φυσικά ρωγματομένους ταμιευτήρες (naturally fractured reservoirs). Η διαφορά των δύο μοντέλων έγκειτο στις παραμέτρους εισόδου. Το ένα έλαβε υπόψη μόνο τις μη-γεωμηχανικές παραμέτρους (βάθος γεώτρησης, πορώδες, διαπερατότητα κ.ά.), ενώ το άλλο χρησιμοποίησε τόσο τις μη-γεωμηχανικές, όσο και τις γεωμηχανικές παραμέτρους [αντοχή σε εφελκυσμό (tensile strength), ελάχιστη οριζόντια τάση (minimum horizontal stress), μέτρο ελαστικότητας του σχηματισμού κ.ά.]. Από τη σύγκριση των αποτελεσμάτων τους, προέκυψε ότι το μοντέλο που συμπεριελάμβανε και τις δύο κατηγορίες παραμέτρων ήταν σε θέση να εκτιμήσει την απώλεια κυκλοφορίας με καλύτερη απόδοση, αφού παρουσίασε υψηλότερο συντελεστή συσχέτισης.

4.1.3.2 Παγίδευση της Διατρητικής Στήλης (Stuck Pipe)

Ένα άλλο πρόβλημα που δύναται να εκδηλωθεί κατά τη γεωτρητική διαδικασία είναι η παγίδευση της διατρητικής στήλης, δηλαδή, μια κατάσταση κατά την οποία κάποιο τμήμα της διατρητικής στήλης δυσκολεύεται να περιστραφεί ή να μετακινηθεί προς τα κάτω. Κύριες αιτίες ενός τέτοιου συμβάντος είναι η συγκέντρωση θρυμμάτων λόγω της ελλιπούς απομάκρυνσής τους (καθαρισμός της γεώτρησης), τα ασταθή τοιχώματα της γεώτρησης, ο ακατάλληλος σχεδιασμός του ρευστού διάτρησης, η διαφορική πίεση κ.ά. Τέτοιου είδους περιστατικά μπορούν να αποδοθούν σε δύο αιτιολογίες: στην παγίδευση λόγω διαφορικής πρόσφυσης (differential sticking) και λόγω μηχανικής πρόσφυσης (mechanical sticking). Η πρώτη μορφή παγίδευσης οφείλεται στη διαφορά πίεσης που υφίσταται μεταξύ της υδροστατικής πίεσης, που ασκεί το ρευστό διάτρησης, και της πίεσης του σχηματισμού η οποία ωθεί τη διατρητική στήλη να προσκολλάται πάνω στα τοιχώματα της γεώτρησης (πάνω στο

filter cake) [99], όπως φαίνεται στην Εικόνα 4-3. Οποιαδήποτε άλλη μορφή παγίδευσης που δεν οφείλεται σε διαφορική πρόσφυση, κατατάσσεται ως μηχανική και αφορά τις περιπτώσεις στις οποίες η διατρητική στήλη παγιδεύεται λόγω φυσικών εμποδίων (όπως για παράδειγμα, η σαβούρα²¹ (junk) εντός της γεώτρησης, οι ανωμαλίες στη γεωμετρία της γεώτρησης, η συσσώρευση θρυμμάτων στον δακτύλιο) [100].



Εικόνα 4-3: Σχηματική Απεικόνιση της Διαφορικής Παγίδευσης της Διατρητικής Στήλης [101]

(filter cake: επίστρωση από τα συστατικά του ρευστού διάτρησης επί των τοιχωμάτων της γεώτρησης)

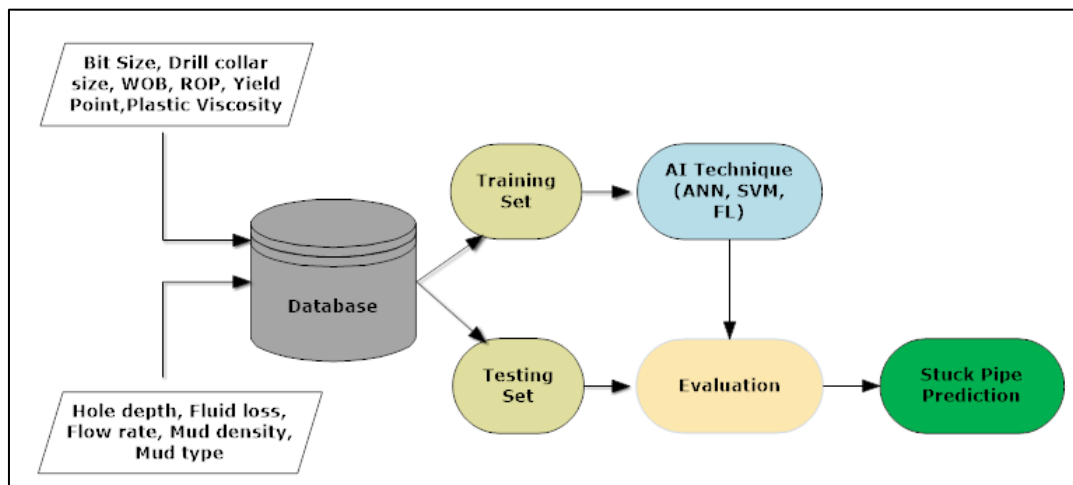
Αυτό το πρόβλημα είναι εξαιρετικά σημαντικό, καθώς υπολογίζεται ότι κοστίζει στην πετρελαϊκή βιομηχανία εκατομμύρια δολάρια ετησίως. Η έγκαιρη αναγνώριση του συγκεκριμένου προβλήματος και της αιτίας που το προκαλεί είναι μείζονος σημασίας, καθώς οποιαδήποτε ακατάλληλη διαδικασία επίλυσης του προβλήματος θα μπορούσε κάλλιστα να το επιδεινώσει.

Στο βιβλίο τους οι Abdolhossein Hemmati Sarapardeh et al. [98], συγκέντρωσαν πλήθος βιβλιογραφικών αναφορών σχετικά με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην έγκαιρη πρόβλεψη παγίδευσης της διατρητικής στήλης μέσα στη γεώτρηση. Συνολικά, επεξεργάστηκαν διάφορες μελέτες διαθέσιμες στη διεθνή βιβλιογραφία οι οποίες χρησιμοποιούσαν τρεις (3) διαφορετικές τεχνικές για την πρόβλεψη τέτοιου είδους περιστατικών. Ειδικότερα, το 58,3% αφορούσε τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, το 16,7% την ασαφή λογική και το 25,0% τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Σε περισσότερες από μία μελέτες, συγκρίνονταν τα αποτελέσματα διαφορετικών τεχνικών. Διαπιστώθηκε ότι όλες οι τεχνικές ήταν ικανές να προσδιορίσουν την παγίδευση της διατρητικής στήλης, άλλες με υψηλό βαθμό ακρίβειας και άλλες με

²¹ Οτιδήποτε εντός της γεώτρησης που δεν θα έπρεπε να είναι εκεί, όπως μικρά κομμάτια χάλυβα, όπως εργαλεία χειρός, κομμάτια κοπτικών άκρων ή άλλων διατρητικών εργαλείων κ.ά. [100]

χαμηλότερο. Πιο συγκεκριμένα, στις μελέτες που χρησιμοποιήθηκαν τα νευρωνικά δίκτυα και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, η δεύτερη τεχνική έδειξε να αποδίδει καλύτερα.

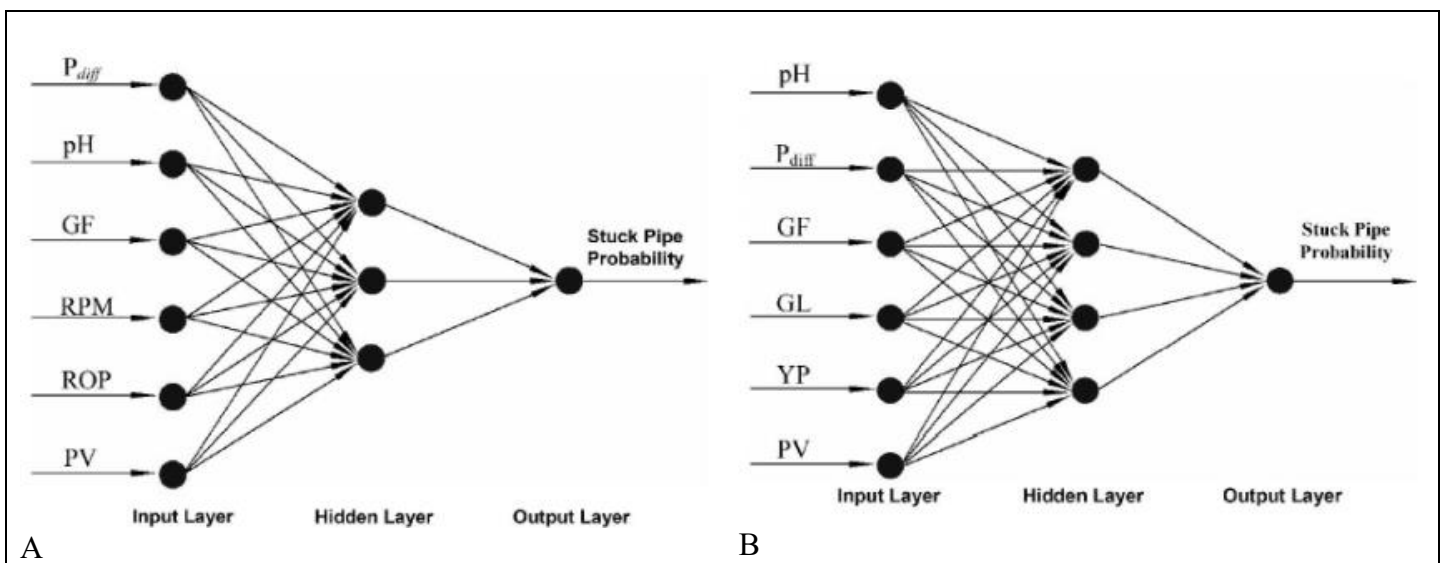
Η μεθοδολογία που ακολουθούσαν οι περισσότερες μελέτες είναι όμοια και με τις άλλες περιπτώσεις στις οποίες εφαρμόστηκε η τεχνητή νοημοσύνη. Οι διαφορές που εντοπίζονται είναι στις παραμέτρους εισόδου και εξόδου. Συνήθως, ως παράμετροι εισόδου εισάγονται οι ρεολογικές ιδιότητες του ρευστού διάτρησης (π.χ. το όριο διαρροής – yield point), οι παράμετροι της όρυξης (π.χ. το βάρος επί του κοπτικού – WOB, ο ρυθμός προσχώρησης – ROP) και τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της διατρητικής στήλης (π.χ. το μέγεθος των αντίβαρων – drill collar size, το μέγεθος του κοπτικού – bit size), ενώ η παράμετρος εξόδου είναι η πρόβλεψη των παγιδεύσεων (κυρίως λόγω διαφορετικής πρόσφυσης), όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4-4.



Σχήμα 4-4: Διάγραμμα Ροής Πρόβλεψης Παγίδευσης της Διατρητικής Στήλης με Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης

Λίγο πιο αναλυτικά, στη μελέτη που πραγματοποίησαν οι Shadizadeh et al. [102], αναπτύχθηκε μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων που στόχευε στην πρόβλεψη των παγιδεύσεων της διατρητικής στήλης σε έναν ταμειυτήρα πετρελαίου στο Ιράν. Για την κατασκευή του μοντέλου χρειάστηκαν συνολικά 275 περιπτώσεις προβλημάτων από τις καθημερινές αναφορές όρυξης (daily drilling reports) εκ των οποίων οι 115 αφορούσαν σε περιπτώσεις παγίδευσης της διατρητικής στήλης. Τα δεδομένα από τις υπόλοιπες περιπτώσεις ήταν από ημέρες που δεν είχαν εντοπιστεί τέτοια φαινόμενα (non-stuck data). Για τη μελέτη τους, τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δυναμικά – όταν υπήρχε κυκλοφορία του ρευστού διάτρησης, και στατικά – όταν το ρευστό διάτρησης παρέμενε σταθερό εντός της γεώτρησης, ενώ ακόμη εξετάστηκαν

και ποιες παράμετροι επηρέαζαν περισσότερο την πρόκληση τέτοιων φαινομένων. Μάλιστα, οι ερευνητές εντόπισαν ότι οι 40 από τις 115 περιπτώσεις πραγματοποιήθηκαν, όταν υπήρχε κυκλοφορία του ρευστού. Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν μετά από εκτενή ανάλυση και επιλογή των δεδομένων παρουσιάζονται στην Εικόνα 4-4. Και στις δύο περιπτώσεις τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν και δοκιμάστηκαν λαμβάνοντας συντελεστή απόδοσης 95% στη δυναμική κατάσταση και 93% στη στατική, αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα ήταν ικανά να εκτιμήσουν τον κίνδυνο παγίδευσης της διατρητικής στήλης κατά τον σχεδιασμό των γεωτρήσεων.



Εικόνα 4-4: Δίκτυο Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόβλεψη της Παγίδευσης της Διατρητικής Στήλης κατά τη Δυναμική (A) και τη Στατική Κατάσταση (B) [102]

(όπου P_{diff} : η διαφορά μεταξύ υδροστατικής πίεσης και πίεση σχηματισμού, pH: pH ή η αλκαλικότητα του ρευστού διάτρησης με βάση το πετρέλαιο (Oil Base Mud – OBM), GF: γεωμετρικός συντελεστής (συναρτήσει του α) μήκος της γεώτρησης (open hole), β) του μήκους της κατώτερης συνδεσμολογίας, γ) εξωτερικής διαμέτρου των αντίβαρων, δ) του μεγέθους της γεώτρησης και της γωνίας κλίσης), RPM: στροφές ανά λεπτό, ROP: ρυθμός προχώρησης, PV: πλαστικό ιξώδες, GL: αντοχή πολφού, YP: όριο διαρροής)

Αξιοσημείωτη είναι ακόμη η έρευνα των Naraghi et al. [103] οι οποίοι ήταν οι πρώτοι μελετητές που προσπάθησαν να αναπτύξουν ένα μοντέλο βασισμένο στην ασαφή λογική²². Συνολικά, 245 σύνολα δεδομένων απαιτήθηκαν για την κατασκευή του, εκ των οποίων το 80% χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου και τα υπόλοιπα για την επαλήθευσή του. Ως παράμετροι εισόδου χρησιμοποιήθηκαν το

²² Το συγκεκριμένο μοντέλο βασίστηκε στην μέθοδο του Active Learning η οποία χρησιμοποιεί τις μεθόδους ανθρώπινης μοντελοποίησης, όπως τον τρόπο επεξεργασίας αριθμητικών δεδομένων και πολυπαραγοντικών καταστάσεων. Για παράδειγμα, ο άνθρωπος αδυνατεί να απομνημονεύσει αριθμητικά δεδομένα, αλλά μπορεί να εμπεδώσει την γενική συμπεριφορά με την οποία αυτά λειτουργούν [155].

βάρος επί του κοπτικού, η ταχύτητα περιστροφής (RPM) κ.ά., για τις οποίες διεξήχθη και ανάλυση ευαισθησίας, ενώ η πιθανότητα παγίδευσης ήταν η παράμετρος εξόδου του μοντέλου. Λαμβάνοντας τα τελικά αποτελέσματα, οι ερευνητές κατέληξαν ότι η μέθοδος ήταν ακριβής για την πρόβλεψη παγιδεύσεων της διατρητικής στήλης, σημειώνοντας απόδοση που θα μπορούσε να φτάσει στο **100%**.

4.1.4 Πολφός Τσιμέντωσης (Cement Slurries)

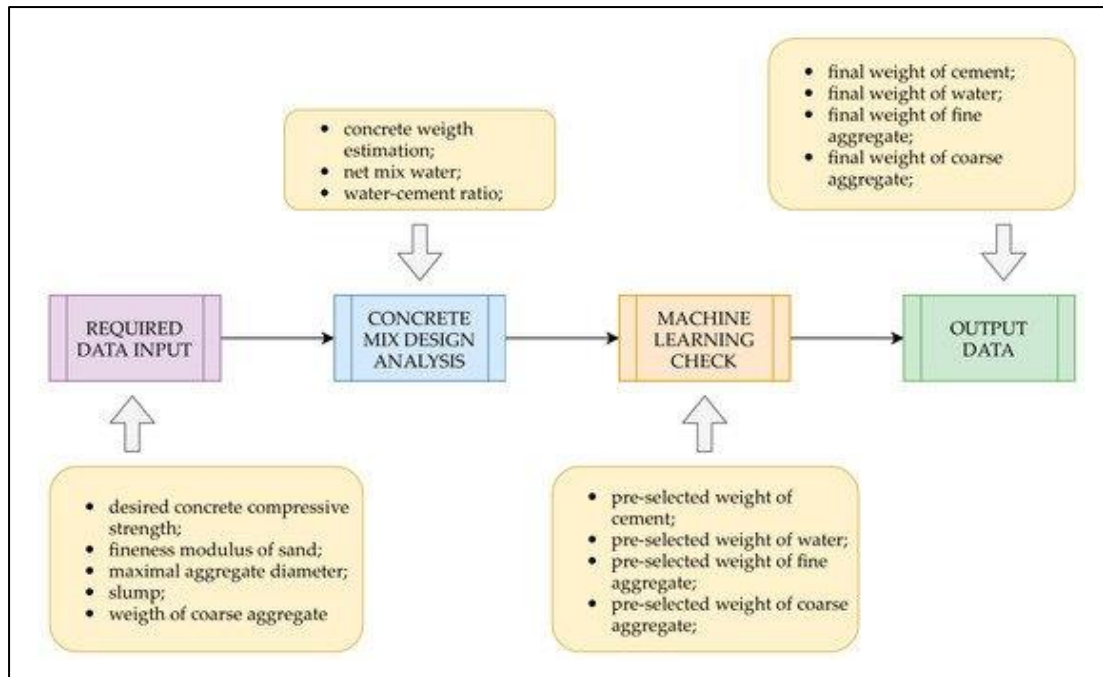
Η τσιμέντωση αποτελεί μία καίρια εργασία στην όρυξη γεωτρήσεων, όπου ένα τμήμα του δακτυλίου της γεώτρησης (μεταξύ των εξωτερικών τοιχωμάτων της σωλήνωσης και των τοιχωμάτων της γεώτρησης) πληρώνεται με μείγμα υλικών που έχουν ως βάση το τσιμέντο, γνωστό και ως γαλάκτωμα τσιμέντου (cement slurry). Ο πολφός τσιμέντου αποτελείται από τσιμέντο, νερό και χημικά πρόσθετα. Στόχος είναι, μετά την πήξη του, το τσιμέντο να μπορεί να προστατεύσει τη σωλήνωση από τα ρευστά των διατρηθέντων σχηματισμών και να τη συγκρατεί, όπως επίσης και να υποστηρίζει τα τοιχώματα της κ.ά. [90] Ο πλέον ευρέως τύπος τσιμέντου είναι το τσιμέντο Portland, στο οποίο διαφορετικά πρόσθετα του προσδίδουν διαφορετικές ιδιότητες (κατηγορίες Α έως J).

Μία από τις πιο βασικές ιδιότητες του τσιμέντου, η οποία καθορίζει και την ταξινόμησή του, είναι η αντοχή σε θλίψη. Η πρόβλεψή της είναι πρωτεύουσας σημασίας για το σχεδιασμό ενός πολφού τσιμέντου, καθώς θα πρέπει, να παρέχει στήριξη και ασφάλεια στη διαδικασία της όρυξης [104]. Οι τύποι και οι προδιαγραφές των τσιμέντων περιλαμβάνονται σε πρότυπα του American Petroleum Institute (API).

Μία από τις πρώτες εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης σε αυτό τον τομέα ήταν από τους Coverney et al. και της Schlumberger, το 1996, οι οποίοι ανέπτυξαν μία μέθοδο πρόβλεψης της σύστασης των πολφών τσιμέντου, της κοκκομετρικής κατανομής τους και του χρόνου πήξης (thickening time). Επέλεξαν τη μέτρηση της διάχυτης ανάκλασης υπερύθρου με μετασχηματισμό Fourier (Diffuse Reflectance Infrared Fourier Transform – DRIFT) με την οποία λαμβάνονται φασματογραφήματα ξηρών κονιοποιημένων δειγμάτων τσιμέντου με ελάχιστη προετοιμασία. Το υπέρυθρο φασματογράφημα (ή συμβολογράφημα) αποτελεί ουσιαστικά και την ταυτότητα της συμπεριφοράς του και το οποίο περιλαμβάνει πιο εξειδικευμένες πληροφορίες για τη φύση του τσιμέντου οι οποίες δεν συμπεριλαμβάνονται στους πίνακες API (π.χ. η

παρουσία προσμίξεων, η κοκκομετρική κατανομή, η ωρίμανση τσιμέντου, κλπ.). Η πρόβλεψη των παραπάνω παραμέτρων των πολφών τσιμέντου προήλθε μέσα από τη χρήση των νευρωνικών δικτύων. Για εμπορικούς λόγους, δημιουργήθηκε το πρωτότυπο πρόγραμμα CemQUEST, το οποίο περιείχε πληροφορίες σχετικά με 158 τύπους τσιμέντων Portland απ' όλον τον κόσμο (κατηγορίες A, G και H), καθώς και εμπειρικά δεδομένα για τη γενική τους σύσταση, την περιεκτικότητα σε οξείδια, άνυδρο ασβέστη, την ειδική επιφάνεια, την κοκκομετρική ανάλυση, τις καμπύλες πήξης των πολφών σε σχέση με το χρόνο, τα φάσματα διάχυτης ανάκλασης κ.ά. [89, 18].

Το 2019, οι Ziolkowski et al. [104], χρησιμοποίησαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να προσδιορίσουν τις αναλογίες συστατικών που χρειάζεται ένας πολφός, ώστε να αποκτήσει υψηλή αντοχή σε θλίψη. Στόχος της τεχνικής ήταν να προβλέψει την αναλογία του πολφού σε ξηρό τσιμέντο, νερό, λεπτόκοκκα και χονδρόκοκκα αδρανή, όπως φαίνεται στο Σχήμα 4-5. Το πείραμα βασίστηκε σε 741 σύνολα δεδομένων, ενώ στην ανάλυση βαρύτητας που πραγματοποιήθηκε, οι Ziolkowski et al. διαπίστωσαν ότι τη μεγαλύτερη επίδραση στην αντοχή σε θλίψη είχε η ποσότητα του ξηρού τσιμέντου, η οποία θα έκρινε και την αναλογία τσιμέντου – νερού, με στόχο μία υψηλή θλιπτική αντοχή. Συγκρίνοντας τις τελικά λαμβανόμενες αναλογίες των συστατικών για εύρος αντοχής 10-50 MPa, διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα απέκλιναν για τιμή πίεσης ίση με 40 & 50 MPa. Οι ερευνητές πιστεύουν ότι αυτή η απόκλιση οφείλεται στον περιορισμένο όγκο αναλογιών (συστατικών) με τις οποίες εκπαιδεύτηκε το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων για το συγκεκριμένο εύρος τιμών. Τέλος, οι Ziolkowski et al. αναφέρουν ότι παρόλο που η αναπτυσσόμενη μέθοδος αποτελεί πρακτικό εργαλείο για τους μηχανικούς, χρειάζεται περαιτέρω διερεύνηση.



Σχήμα 4-5: Διάγραμμα Ροής Σύστασης Πολυφού Τσιμέντωσης [104]

4.1.5 Τροχιά γεώτρησης & Κατευθυνόμενη διάτρηση (Trajectory & Directional mapping) & Επιλογή υπεράκτιας πλατφόρμας

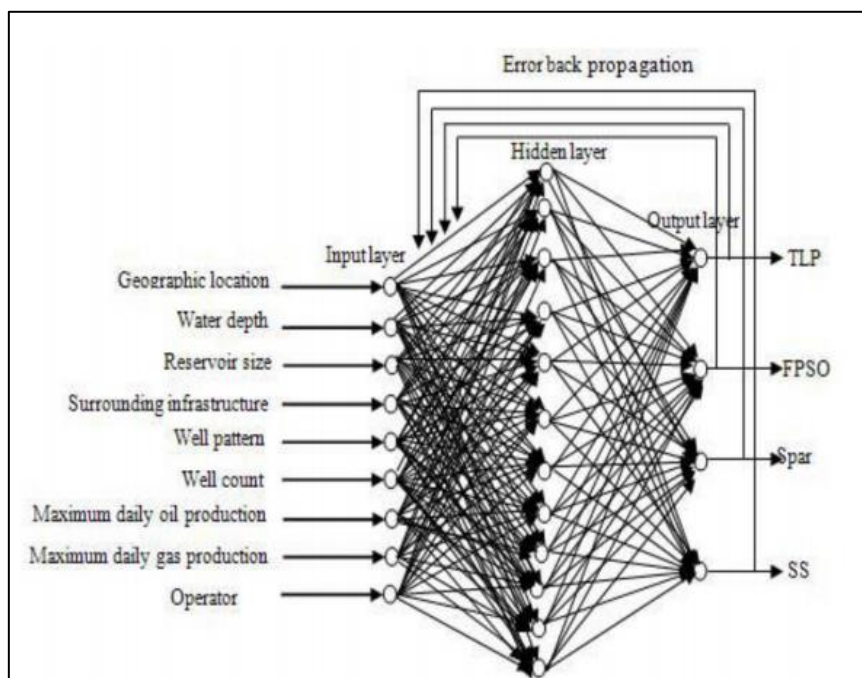
Στη διαθέσιμη βιβλιογραφία υπάρχουν αναφορές και μελέτες μέσα από τις οποίες καταδεικνύονται προσπάθειες ενσωμάτωσης της τεχνητής νοημοσύνης, τόσο στο πεδίο του σχεδιασμού της τροχιάς όρυξης μίας γεώτρησης, ειδικότερα όσον αφορά στην κατευθυνόμενη διάτρηση σε υπεράκτιες γεωτρήσεις, ενώ ακόμη παρατηρείται σχετικό ενδιαφέρον για την επιλογή του κατάλληλου γεωτρητικού εξοπλισμού (π.χ. είδος πλατφόρμας, πλοίο γεωτρύπανο κλπ, στην περίπτωση όρυξης υπεράκτιων γεωτρήσεων).

Όσον αφορά το σχεδιασμό της τροχιάς όρυξης της γεώτρησης, φαίνεται ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι, αλλά και η συλλογιστική βασιζόμενη σε περιπτώσεις (case based reasoning) να εφαρμόζονται περισσότερο. Η υπάρχουσα βιβλιογραφία διαθέτει μελέτες εφαρμογής γενετικών αλγορίθμων, μέσα από τις οποίες προβλέπονται οι εφικτές τροχιές γεωτρήσεων και οι σχετικές πληροφορίες κατευθυνόμενης όρυξης, χρησιμοποιώντας παρόμοιες περιπτώσεις που διατίθενται σε συγκεκριμένα σετ δεδομένων/πληροφοριών όρυξης υπεράκτιων γεωτρήσεων, και τα οποία έχουν δημιουργηθεί με την ασαφή θεωρία (fuzzy reasoning).

Στην περίπτωση της επιλογής υπεράκτιας πλατφόρμας όρυξης γεωτρήσεων, κύρια εφαρμογή φαίνεται να έχουν βρει τα νευρωνικά δίκτυα. Η απόφαση για την επιλογή

της πλατφόρμας απαιτεί εξαιρετική εμπειρία και λαμβάνει υπόψη ποικίλες παραμέτρους όπως για παράδειγμα την τοποθεσία, το βάθος του νερού και της γεώτρησης, το κόστος, την εμπειρία του διαχειριστή και τις αναμενόμενες κλιματολογικές συνθήκες, οι οποίες είναι και οι παράμετροι εισόδου του μοντέλου.

Ενδεικτικά, αναφέρεται η μελέτη του Wang et al. [105], στην οποία αναπτύσσεται μοντέλο νευρωνικού δικτύου (back propagation) για την επιλογή πλωτής πλατφόρμας βαθέν υδάτων [πλατφόρμα δοκού (SPAR), πλατφόρμα τύπου TLP, πλωτό σκάφος (FPSO) ή ημι-βυθιζόμενη πλατφόρμα (submersible)], όπως παρουσιάζεται σχηματικά στην Εικόνα 4-5. Για την ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιήθηκαν συνολικά δέκα (10) σύνολα δεδομένων από το πεδίο Egina στη Δυτική Αφρική. Ως παράμετροι εισόδου χρησιμοποιήθηκαν εννιά (9) χαρακτηριστικά εκ των οποίων ήταν το μήκος του ταμιευτήρα, η γεωγραφική θέση, η μέγιστη ημερήσια παραγωγή πετρελαίου/ αερίου κ.ά. (Εικόνα 4-5). Τα νευρωνικά δίκτυα βελτιστοποιήθηκαν με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt (μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων) για να μειώσουν τον χρόνο επεξεργασίας και να βελτιώσουν την ακρίβεια τους. Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσίασαν ακρίβεια της τάξης του 70% βασιζόμενα στα σετ δεδομένων που εξετάστηκαν.



Εικόνα 4-5: Σχηματική Παράσταση Νευρωνικού Δικτύου Επιλογής Πλατφόρμας [105]

4.2 Βελτιστοποίηση Διαδικασίας Όρυξης Γεωτρήσεων (Drilling Optimization)

Στην προηγούμενη ενότητα αναδείχθηκε η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στον ορθό σχεδιασμό των γεωτρήσεων, πριν την έναρξη όρυξής τους. Στην παρούσα ενότητα, εξετάζεται η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στη βελτιστοποίηση της όρυξης των γεωτρήσεων σε πραγματικό χρόνο.

Η βελτιστοποίηση των διαδικασιών όρυξης σε πραγματικό χρόνο σχετίζεται κυρίως με την καλύτερη παρακολούθηση των παραμέτρων της όρυξης (όπως ο ρυθμός προσχώρησης, η απόδοση του κοπτικού άκρου κλπ.) με στόχο να περιορίσουν τις όποιες αβεβαιότητες και να βελτιώσουν την εμπιστοσύνη προς αυτές τις διαδικασίες [18]. Όπως αναφέρει οι Bello et al. [89], αφού η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης βοήθησε στη φάση σχεδιασμού (με δεδομένα από παρακείμενες γεωτρήσεις- οδηγούς ή δεδομένα από μοντελοποίηση), θα ήταν πολύτιμη και για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης της όρυξης της γεώτρησης, καθώς επίσης, και στη διάγνωση πιθανών προβλημάτων με πραγματικά δεδομένα αυτή τη φορά.

Για πολλά χρόνια, οι λειτουργίες όρυξης γεωτρήσεων συνοδεύονταν με πολλές διαδικασίες συλλογής μεγάλου όγκου δεδομένων. Τις δύο τελευταίες δεκαετίες, με την εισαγωγή αισθητήρων μέσα στη γεώτρηση, αλλά και τις διαθέσιμες δυνατότητες τηλεπικοινωνίας, διατίθεται πλέον ένα μεγάλο φάσμα πραγματικών δεδομένων κατά την όρυξη και ολοκλήρωση γεωτρήσεων.

Η πρόκληση, που υπάρχει πλέον, είναι η χρήση αυτών των πραγματικών δεδομένων για την αυτόματη και έγκαιρη αναγνώριση και κατηγοριοποίηση των γεγονότων. Γενικά, τα γεγονότα ή συμβάντα κατηγοριοποιούνται βάσει της συνεισφοράς τους στον χρόνο όρυξης μίας γεώτρησης, δηλαδή:

- ◆ τον παραγωγικό χρόνο (π.χ. όρυξη του πηγαδιού),
- ◆ το μη παραγωγικό χρόνο (non-productive time – NPT), π.χ. η παγίδευση διατρητικής στήλης, ο καθαρισμός γεώτρησης, η απώλεια κυκλοφορίας των ρευστών, ο χαμηλός ρυθμός προχώρησης κ.ά.,

Είναι προφανές ότι ο παραγωγικός χρόνος αντιστοιχεί στον χρόνο που πραγματικά ορύσσεται η γεώτρηση και, ο μη παραγωγικός χρόνος (NPT) αντιστοιχεί στον χρόνο κατά τον οποίο δεν πραγματοποιείται όρυξη, εξαιτίας κάποιου γεγονότος που έχει

λάβει χώρα. Προφανώς, τα γεγονότα/συμβάντα που συνεισφέρουν στον μη παραγωγικό χρόνο παρουσιάζουν μεγαλύτερο οικονομικό ενδιαφέρον για τις εταιρείες, καθώς οι τελευταίες επιθυμούν την ελαχιστοποίησή τους, λόγω του υψηλού κόστους ενοικίασης του διατρητικού εξοπλισμού. Παρακάτω, αναφέρεται η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη και τη βελτιστοποίηση του ρυθμού προχώρησης του κοπτικού, καθώς και στην κατάρρευση της σωλήνωσης όπως έχουν καταγραφεί στο Σχήμα 4.1.

4.2.1 Πρόβλεψη & Βελτιστοποίηση Ρυθμού Προχώρησης (Rate of Penetration –ROP)

Ο ρυθμός προχώρησης είναι η ταχύτητα με την οποία το κοπτικό άκρο αποσυνθέτει το πέτρωμα και η γεώτρηση προχωρεί σε μεγαλύτερα βάθη [100]. Επίσης, αποτελεί έναν τρόπο μέτρησης της αποτελεσματικότητας της διάτρησης [98] και είναι άμεσα συνδεδεμένος με τον χρόνο διάτρησης και το κόστος. Κατά συνέπεια, όποια αμφιβολία ή πρόβλημα εντοπίζεται στον ρυθμό προχώρησης επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό και τον χρόνο και τα λειτουργικά κόστη, αντίστοιχα. Ένας τρόπος για να βελτιωθεί η απόδοση της διάτρησης είναι να βελτιστοποιηθεί ο ρυθμός προχώρησης.

Ο ρυθμός προχώρησης αποτελεί συνάρτηση πολλών παραγόντων, όπως το βάρος επί του κοπτικού, ο τύπος του σχηματισμού, η ταχύτητα περιστροφής του κοπτικού (Rotations Per Minute – RPM) κ.ά. Η βελτιστοποίηση του ρυθμού διάτρησης συνδέεται κυρίως με τη διατήρηση των ιδιοτήτων του κοπτικού άκρου, έτσι ώστε αυτές να είναι συμβατές με τις εκάστοτε γεωλογικές συνθήκες, τα χαρακτηριστικά του σχηματισμού και τις επικρατούσες συνθήκες της γεώτρησης [89].

Η διαδικασία βελτιστοποίησης του ρυθμού προχώρησης απαιτεί τη γνώση τόσο των χαρακτηριστικών της όρυξης, όσο των δεδομένων της διάτρησης σε πραγματικό χρόνο [89]. Μία διαδικασία, η οποία σε συνδυασμό με την πολυπαραγοντική εξάρτηση του ρυθμού της προχώρησης από τα γεωλογικά και μηχανικά χαρακτηριστικά του σχηματισμού, δυσκολεύει το έργο του μηχανικού.

Έχει διαπιστωθεί ότι η βελτιστοποίηση των κοπτικών άκρων μπορεί να οδηγήσει και στη βελτιστοποίηση του ρυθμού προχώρησης. Η δημιουργία ενός μοντέλου νευρωνικού δικτύου το οποίο θα ελέγχει τη συμβατότητα του κοπτικού με τη λιθολογία του σχηματισμού και θα διαχειρίζεται δεδομένα πραγματικού χρόνου μπορεί να βελτιώσει το ρυθμό προχώρησης, προσδιορίζοντας το μέγιστο βάθος στο

οποίο θα λειτουργεί το κοπτικό. Αυτή η διαδικασία μπορεί να αυξήσει τον χρόνο ζωής του κοπτικού και της κατώτερης συνδεσμολογίας, μειώνοντας τον αριθμό διαδρομών που θα απαιτηθούν για την αντικατάστασή τους και κατ' επέκταση τους νεκρούς χρόνους κατά την όρυξη της γεώτρησης αντίστοιχα [89].

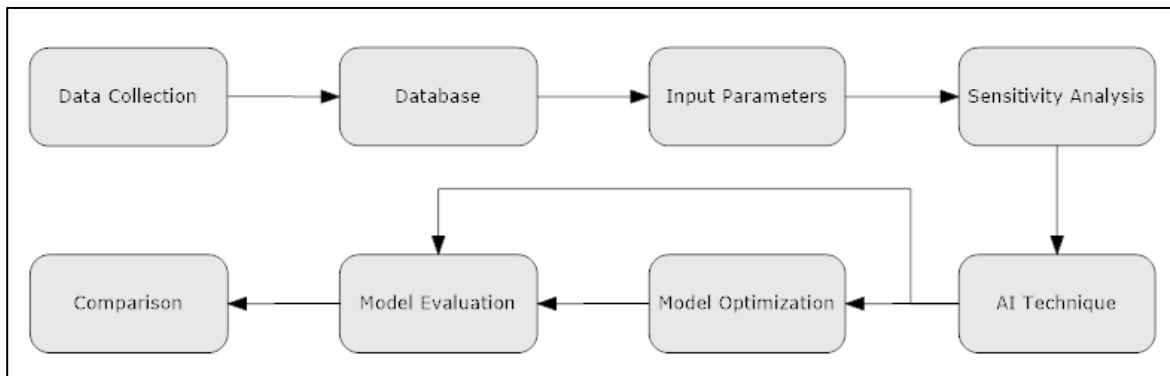
Τα τελευταία χρόνια, πολλές βιβλιογραφικές αναφορές αναφέρονται στην εφαρμογή διαφόρων τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη και τη βελτιστοποίηση του ρυθμού προχώρησης.

Ειδικότερα, οι Abdolhossein Hemmati Sarapardeh et al. [98] στο βιβλίο τους συγκέντρωσαν συνολικά σαράντα τρεις (43) βιβλιογραφικές αναφορές, εκ των οποίων η πλειοψηφία αφορούσε στην εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ή υβριδικών μορφών τους. Συνήθως, τα νευρωνικά δίκτυα επιλέγονται είτε σε περιπτώσεις που υπάρχει πληθώρα δεδομένων, εξαιτίας της υψηλής ικανότητας εκπαίδευσης που διαθέτουν. Σε μικρότερο βαθμό χρησιμοποιήθηκαν και άλλες τεχνικές, όπως οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, η ασαφής λογική και η ακραία μηχανική μάθηση (extreme learning machine), ενώ οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης [γενετικοί αλγόριθμοι, αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους, μέθοδος βελτιστοποίησης αναζήτησης κούκων (cuckoo search optimization²³) κ.ά.] χρησιμοποιήθηκαν αποκλειστικά για τη βελτιστοποίηση των μοντέλων. Τα καλύτερα αποτελέσματα σημειώθηκαν (κατά κύριο λόγο) από τα υβρίδια των νευρωνικών δικτύων, ενώ λίγες είναι οι περιπτώσεις στις οποίες κάποια άλλη τεχνική (π.χ. μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης) υπερίσχυσε των νευρωνικών δικτύων, αναφορικά με την ποιότητα των αποτελεσμάτων.

Ως επί το πλείστον, η μεθοδολογία για την κατασκευή των μοντέλων ήταν ίδια σε όλες τις μελέτες. Τα πρώτα στάδια αφορούσαν στη συλλογή των δεδομένων και τη δημιουργία της βάσης δεδομένων και, κατόπιν, την επιλογή των παραμέτρων εισόδου και την ανάλυση ευαισθησίας. Επόμενο στάδιο ήταν η επιλογή της τεχνικής τεχνητής νοημοσύνης η οποία εκπαιδεύεται πάνω σε κάποια συγκεκριμένα δεδομένα (σύνολο εκπαίδευσης) και επαληθεύεται σε διαφορετικά (σύνολο επαλήθευσης). Η βελτιστοποίηση της εκάστοτε τεχνικής έγκειτο στην ευχέρεια του κάθε ερευνητή. Τα τελευταία βήματα αφορούσαν την αξιολόγηση της τεχνικής και της σύγκρισής της με

²³ Είναι αλγόριθμος βελτιστοποίησης. Αναπτύχθηκε από τους Xin-she Yang και Suash Deb το 2009, ο οποίος εμπνεύστηκε από τη παρασιτική συμπεριφορά που έχουν οι κούκοι όταν κλωσουν τα αυγά τους, βάζοντάς τα στις φωλιές άλλων ειδών πουλιών – ξενιστών.

άλλες, στην περίπτωση που πραγματοποιούνταν συγκριτική ανάλυση τεχνικών, όπως παρουσιάζεται σχηματικά στο Σχήμα 4-6. Η ακρίβεια των αποτελεσμάτων επαληθεύεται από διάφορους ποιοτικούς στατιστικούς δείκτες, όπως ο συντελεστής συσχέτισης, το μέγιστο απόλυτο σφάλμα κ.ά.

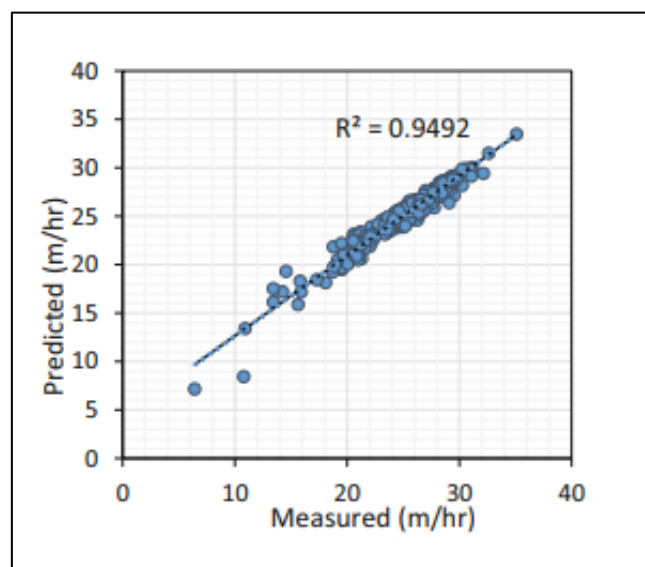


Σχήμα 4-6: Μεθοδολογία Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης στην Πρόβλεψη & Βελτιστοποίηση του Ρυθμού Προχώρησης (ROP)

Μία από τις πιο πρόσφατες μελέτες που είναι διαθέσιμες στη διεθνή βιβλιογραφία είναι αυτές των Omogbolahan S.Ahmed et al. και των Mohammad Sabah et al. Το 2019, οι Omogbolahan S.Ahmed et al. [106] θέλοντας να αξιολογήσουν την απόδοση που έχουν διάφορες τεχνικές στην πρόβλεψη του ρυθμού προχώρησης, εφάρμοσαν τέσσερις (4) διαφορετικές τεχνικές. Αυτές αφορούσαν τα νευρωνικά δίκτυα, την παλινδρόμηση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVR), την ακραία μηχανική μάθηση και την παλινδρόμηση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης με χρήση μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (LSSVR). Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προήλθαν από δύο (2) γεωτρήσεις στο Δέλτα του Νίγηρα, ενώ ως κύριες παράμετροι εισόδου ελήφθησαν το μετρούμενο βάθος, το μέγεθος του κοπτικού άκρου, το ειδικό βάρος του πολφού διάτρησης, η ροπή περιστροφής, το βάρος επί του κοπτικού κ.ά. Σύμφωνα με τα τελικά αποτελέσματα, οι μηχανές διανυσμάτων παλινδρόμησης ελαχίστου τετραγώνου απέδειξαν την υψηλότερη απόδοση για την πρόβλεψη του ρυθμού προχώρησης, συγκριτικά με τις υπόλοιπες τεχνικές, αφού έλαβε συντελεστή συσχέτισης ίσο με 0,94. Ακόμη, οι ερευνητές διερεύνησαν τι είδους επιπτώσεις θα είχε στο μοντέλο η ενσωμάτωση της ειδικής ενέργειας (specific energy – e) ως μία επιπλέον παράμετρος εισόδου. Η ενσωμάτωση και αυτής της παραμέτρου βελτίωσε το σφάλμα του μοντέλου έως και 9%, για κάθε μελετώμενη γεώτρηση.

Τον Μάρτιο της ίδιας χρονιάς, οι Mohammad Sabah et al. [107] διεξήγαγαν μία έρευνα συγκρίνοντας διαφορετικές τεχνικές στην πρόβλεψη του ρυθμού προχώρησης.

Συγκεκριμένα, διερεύνησαν τη διαμόρφωση τεσσάρων (4) τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη του ρυθμού προχώρησης, χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα διαφορετικής αρχιτεκτονικής (νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης & νευρωνικά δίκτυα πολυεπίπεδου αισθητήρα), παλινδρόμηση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και μία υβριδική μορφή που αποτελείτο από νευρωνικά δίκτυα πολυεπίπεδου αισθητήρα και αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους. Η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την κατασκευή του μοντέλου περιείχε συνολικά ένα σετ 1.000 δεδομένων, εκ των οποίων το 70% χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των μοντέλων. Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν για να συντονίσουν τις παραμέτρους εισόδου και να καταδείξουν εκείνες οι οποίες επηρέαζαν περισσότερο την πρόβλεψη του ρυθμού προχώρησης. Όπως αποδείχθηκε, συνολικά οκτώ (8) παράμετροι είχαν τη μεγαλύτερη επίδραση στην πρόγνωση του ρυθμού προχώρησης, στις οποίες συμπεριλαμβανόταν το βάρος επί του κοπτικού, η πίεση των πόρων του σχηματισμού, η παροχή της αντλίας, η ταχύτητα περιστροφής του κοπτικού, οι διαγραφίες όπως η γάμμα ακτινοβολία, η ταχύτητα διάδοσης ηχητικών κυμάτων (sonic wave velocity), διαγραφίες πυκνότητας των σχηματισμών (density log) κ.ά. Οι ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η υβριδική μορφή μπορούσε να παρέχει τις πιο ακριβείς προβλέψεις συγκριτικά με τις υπόλοιπες τεχνικές (Εικόνα 4-6), ενώ το μοντέλο της παλινδρόμησης των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης ήταν το δεύτερο πιο αξιόπιστο μοντέλο, καθώς παρουσίαζε συναγωνίσιμη απόδοση με αυτή της υβριδικής μορφής [98].



Εικόνα 4-6: Αποτελέσματα Υβριδικής Μορφής για την Βελτιστοποίηση του Ρυθμού Προχώρησης [107]

4.2.2 Πρόβλεψη Πιθανότητας Ενδεχόμενων Προβλημάτων (Drilling Problems Detection)

Κατά τη διάρκεια της όρυξης μίας γεώτρησης συμβαίνουν αρκετά συχνά αναπάντεχα συμβάντα τα οποία είναι αδύνατο να τα προβλέψει κανείς κατά τη φάση του σχεδιασμού της. Τέτοια συμβάντα μπορούν να αποσταθεροποιήσουν τη διαδικασία της όρυξης και να οδηγήσουν σε χρονικές καθυστερήσεις (νεκροί χρόνοι), οι οποίες με τη σειρά τους, οδηγούν σε σημαντική αύξηση των απαιτούμενων εξόδων ή και σε υπέρβαση του ορισμένου προϋπολογισμού.

Στην παρούσα ενότητα, αναλύεται η κατάρρευση της σωλήνωσης η οποία αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που εντοπίζονται κατά τη διάρκεια της όρυξης των γεωτρήσεων. Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης δίνει την ευκαιρία και τη δυνατότητα να μπορούν να έχουν μία πρώτη, και ιδανικά πιο έγκαιρη, εικόνα για τη χρονική στιγμή που μπορεί να συμβεί η κατάρρευση της σωλήνωσης. Τονίζεται επίσης ότι και η παγίδευση της διατρητικής στήλης, καθώς και η απώλεια των ρευστών αποτελούν εξίσου σημαντικά προβλήματα (βλ. κεφ. 4.1.3).

4.2.2.1 Κατάρρευση της Σωλήνωσης (Casing Collapse)

Ως θλίψη (collapse), αναφέρεται η αστοχία προς τα μέσα (inwards) της σωλήνωσης λόγω υδροστατικών πιέσεων που ασκούνται στο εξωτερικό της. Κατά τη διάρκεια της καθόδου της σωλήνωσης, αυτή η πίεση μπορεί να είναι μεγαλύτερη στον πυθμένα της σωλήνωσης όπου η πίεση της λάσπης είναι υψηλότερη [90].

Ένα σημαντικό πρόβλημα, που σχετίζεται με τη θλίψη και εντοπίζεται στην όρυξη γεωτρήσεων, είναι η κατάρρευση (πλήρης αστοχία) των σωληνώσεων, δηλαδή όταν τα τοιχώματα της σωλήνωσης αστοχούν συνθλιβόμενα προς το εσωτερικό της σωλήνωσης, λόγω των υψηλών ομοιόμορφων (ή και ανομοιόμορφων) εξωτερικών πιέσεων που αναπτύσσονται πάνω σ' αυτή. Ένας μηχανισμός ο οποίος δύναται να προκαλέσει ένα τέτοιο φαινόμενο είναι η ανακατανομή/διαταραχή των ασκούμενων πάνω στη σωλήνωση τάσεων (stresses) γύρω από τη γεώτρηση. Αυτή η ανακατανομή μπορεί να συμβεί είτε κατά τη διάρκεια της διάτρησης, είτε κατά την παραγωγή, λόγω της συρρίκνωσης του ταμιευτήρα, η οποία προκαλείται από την άντληση μεγάλων ποσοτήτων από τα περιεχόμενα στον ταμιευτήρα ρευστά [108].

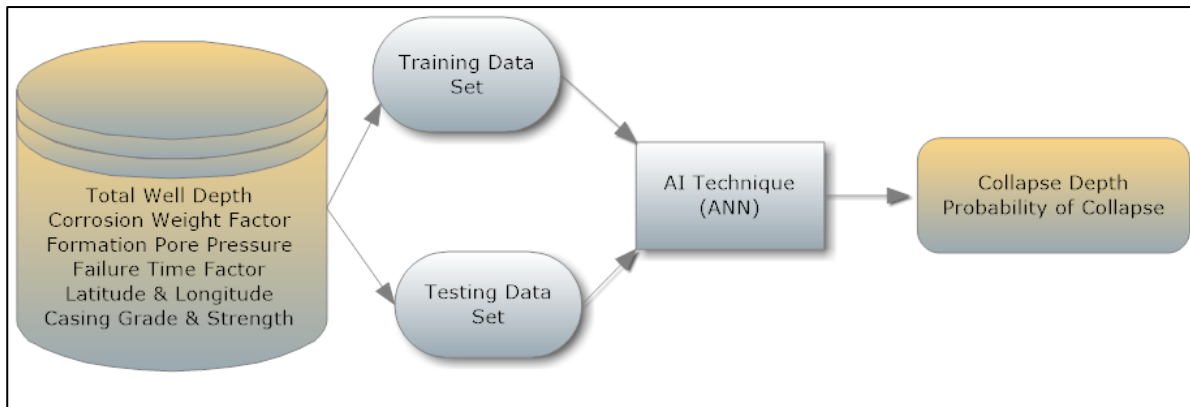
Μερικά από τα πιο συνήθη αποτελέσματα της κατάρρευσης της σωλήνωσης στη φάση της παραγωγής είναι η μείωση της παραγωγής λόγω βλάβης που ενδέχεται να

προκληθεί και στους σωλήνες παραγωγής (tubing), ο κίνδυνος διαρροής πετρελαίου ή/και φυσικού αερίου στην επιφάνεια. Τέτοιου είδους περιστατικά προκαλούν σημαντική απώλεια παραγωγής με αποτέλεσμα το κόστος επιδιόρθωσης των ζημιών να αυξάνεται. Στη φάση της όρυξης, η κατάρρευση της σωλήνωσης μπορεί να επιφέρει ακόμα και οριστική αχρήστευση της γεώτρησης, και αυτό διότι η προχώρηση της όρυξης σε μεγαλύτερα βάθη θα είναι δυσχερής.

Ορισμένοι σχηματισμοί, σε συνδυασμό με τις συνθήκες πιέσεις, είναι πιο επιρρεπείς σε τέτοιου είδους φαινόμενα, σε σχέση με άλλους. Οι μηχανικοί επιδιώκουν να μετριάσουν τον κίνδυνο κατάρρευσης των σωληνώσεων μέσω προσεκτικών διαδικασιών σχεδιασμού και λειτουργίας. Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης προσέφερε τη δυνατότητα να προβλέπουν τη δυνητική κατάρρευση της σωλήνωσης πριν αυτή εκδηλωθεί, αλλά και το πιθανό βάθος στο οποίο ενδέχεται να εμφανιστεί.

Κύρια τεχνική που χρησιμοποιήθηκε, λόγω της υψηλής ικανότητας εκπαίδευσής της, ήταν τα νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα, όπως αναφέρουν οι Bello et al. [89], η σύνδεση που έχουν οι παράμετροι εισόδου και εξόδου στα νευρωνικά δίκτυα τα καθιστά ικανά να παρέχουν μία εκτίμηση σχετικά με το βάθος που υπάρχει πιθανότητα να εκδηλωθεί μία κατάρρευση.

Συνήθως, ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων, για να εκτιμήσει την πιθανότητα και το βάθος κατάρρευσης της σωλήνωσης, χρησιμοποιεί μία βάση δεδομένων όπου συγκεντρώνονται διάφορα γεωλογικά, γεωτεχνικά δεδομένα και στοιχεία θέσεων (συντεταγμένες) των γεωτρήσεων. Κάθε ερευνητής επιλέγει τα χαρακτηριστικά που θα κάνουν το μοντέλο του πιο αποδοτικό, χωρίζοντας τη βάση δεδομένων σε υποσύνολο εκπαίδευσης και επαλήθευσης, όπως αποτυπώνεται στο Σχήμα 4-7. Στόχος είναι η σωστή χωροχρονική εκτίμηση της κατάρρευσης.



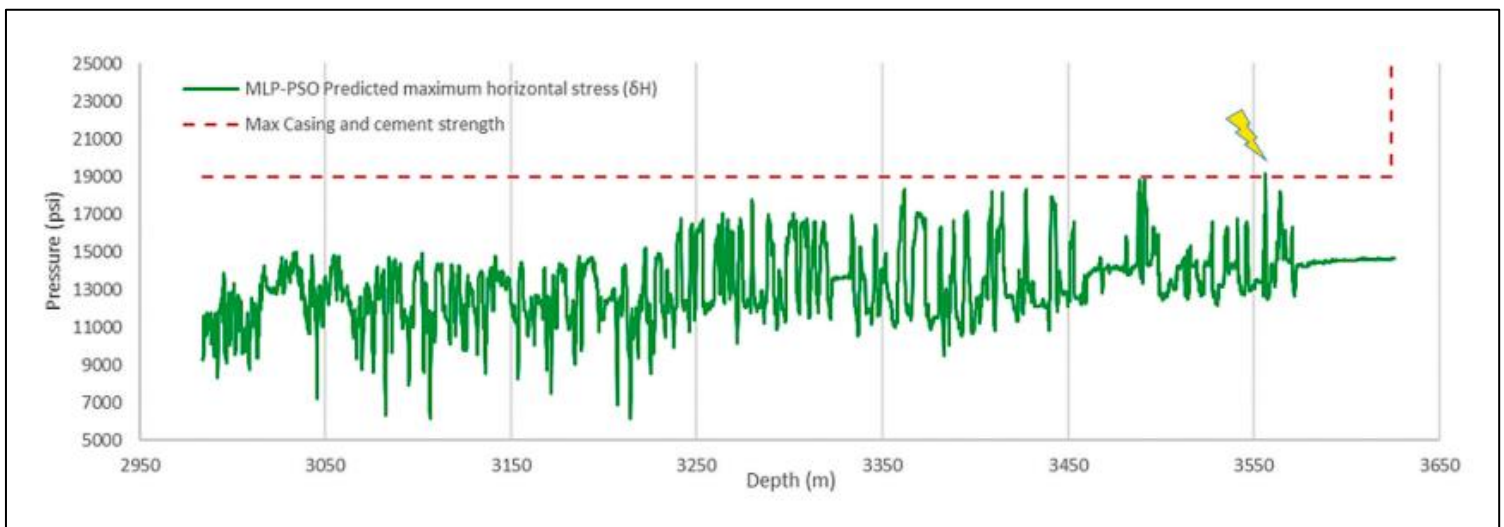
Σχήμα 4-7: Διάγραμμα Ροής Μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόβλεψη της Πιθανότητας και του Βάθους Κατάρρευσης των Σωληνώσεων

(Αποτελεί τροποποίηση του σχήματος 6 από τη μελέτη των Bello et. al. [89])

Για παράδειγμα, οι Saeed Salehi et al. [109] στη μελέτη τους ανέπτυξαν μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων το οποίο θα προέβλεπε την πιθανότητα κατάρρευσης της σωλήνωσης και το βάθος στο οποίο μπορεί αυτή να εκδηλωθεί. Η μελέτη επικεντρώθηκε στο πεδίο ανθρακικών σχηματισμών Asmari στο νοτιοδυτικό Ιράν, όπου είχαν συμβεί συνολικά 48 περιστατικά κατάρρευσης, τα οποία είχαν ως πιθανότερη αιτία τη διάβρωση της σωλήνωσης, εξαιτίας της επικοινωνίας της με θαλασσινό νερό και η οποία προκλήθηκε λόγω της χαμηλής ποιότητας τσιμέντωσης. Αξιοποιώντας δεδομένα από είκοσι (20) γεωτρήσεις και μελετώντας τη θέση των γεωτρήσεων στις οποίες είχε παρουσιαστεί κατάρρευση της σωλήνωσης, χρησιμοποιήθηκαν πέντε (5) τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης. Συνολικά, οι τεχνικές εξετάστηκαν σε εννέα (9) γεωτρήσεις, σε διαφορετικά βάθη. Η υψηλότερη πιθανότητα κατάρρευσης που σημειώθηκε ήταν περίπου 0,7 (70%) και αντιστοιχούσε σε βάθος 3.200 ποδιών (ft). Τα αποτελέσματα ήταν αρκετά ακριβή, καθώς υπήρχε καλή αντιστοιχία με τα πραγματικά, παρουσιάζοντας σφάλμα $\pm 5\%$. Κρίνοντας από τα αποτελέσματα, οι ερευνητές κατέληξαν ότι η πρόβλεψη των πιθανών καταρρεύσεων δύναται να βοηθήσει στον σχεδιασμό μίας οικονομικά βέλτιστης γεώτρησης.

Παρόλα αυτά, οι Nima Mohamadian et al. [108] έχουν αντίθετη άποψη, αφού πιστεύουν ότι ένα μοντέλο, για να θεωρηθεί πετυχημένο και αξιόπιστο, θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη ιστορικά δεδομένα των γεωμηχανικών χαρακτηριστικών των σχηματισμών, τα οποία θα πρέπει να εισάγονται και ως παράμετροι εισόδου. Στη μελέτη που πραγματοποίησαν οι ίδιοι ανέπτυξαν δύο (2) υβριδικές τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, βελτιστοποιημένα με τους γενετικούς αλγόριθμους και τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους), με στόχο να προβλέψουν

την πιθανότητα κατάρρευσης της σωλήνωσης, αλλά και το βάθος στο οποίο θα σημειωνόταν. Χρησιμοποιώντας 22.323 γεωλογικά και γεωμηχανικά δεδομένα από τον σχηματισμό Gachsaran στο νοτιοδυτικό τμήμα του Ιράν, υπολόγισαν τον στατικό²⁴ λόγο Poisson και τη μέγιστη ασκούμενη οριζόντια τάση (σ_H). Γενικά, τα διαστήματα βάθους που εμφανίζουν πολύ υψηλή οριζόντια τάση και ταχέως μεταβαλλόμενες τιμές λόγου Poisson αναγνωρίζονται ως εκείνα που εμφανίζουν τον μεγαλύτερο κίνδυνο κατάρρευσης της σωλήνωσης. Και οι δύο τεχνικές έδειξαν υψηλή αντιστοιχία μεταξύ των πειραματικών και των πραγματικών δεδομένων, αλλά αυτή του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους παρουσίασε καλύτερη απόδοση. Η σύγκριση των μέγιστων τιμών της προβλεπόμενης οριζόντιας τάσης (σ_{Hmax}) με την υπολογιζόμενη μέγιστη αντοχή της σωλήνωσης και της τσιμέντωσης αναδεικνύει τα διαστήματα βάθους, στα οποία οι πραγματικές τάσεις του σχηματισμού υπερβαίνουν την αντοχή της σωλήνωσης, όπως φαίνεται στην Εικόνα 4-7. Η επίγνωση των ανωτέρω πληροφοριών συνδράμει τόσο στον ορθότερο σχεδιασμό της γεώτρησης, προσδιορίζοντας τις ζώνες υψηλού κινδύνου κατάρρευσης της σωλήνωσης, όσο και στη βελτιστοποίηση της διαστασιολόγησης της τσιμέντωσης και της σωλήνωσης μετριάζοντας τους παραπάνω κινδύνους.



Εικόνα 4-7: Εκτίμηση Βάθους Κατάρρευσης Σωλήνωσης σε Δοκιμαστική Γεώτρηση με Μοντέλο Υβριδικής Μορφής Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους [108]

²⁴ Υπάρχουν δύο τρόποι προσδιορισμού των ιδιοτήτων των πετρωμάτων στην πετρελαϊκή βιομηχανία: Ο στατικός τρόπος που περιλαμβάνει εργαστηριακές μηχανικές δοκιμές πυρήνων σχηματισμών και ο δυναμικός που αντλεί τιμές από τα αρχεία διαγραφιών που εκτελούνται στις γεωτρήσεις, ως προς τα πετροφυσικά χαρακτηριστικά των σχηματισμών. Ο στατικός λόγος Poisson αναφέρεται στον όρο που χρησιμοποίησε εργαστηριακά δεδομένα για τον προσδιορισμό του.

ΣΧΟΛΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ

Όπως παρατηρήθηκε, πολλές τεχνικές της τεχνητής νοημοσύνης χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό των παραμέτρων μίας όρυξης. Παρακάτω παρουσιάζονται κάποιες παρατηρήσεις σχετικά με τις άνωθεν μελέτες:

- Γενικά, οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη των παραμέτρων όρυξης και των ενδεχόμενων προβλημάτων που δύναται να συμβούν κατά τη διάρκεια όρυξης μίας γεώτρησης σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους πρόβλεψης αυτών (λογισμικά μοντελοποίησης, αριθμητικές προσομοιώσεις κ.τ.λ.).
- Η κύρια τεχνική τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιήθηκε τόσο για την πρόβλεψη και την βελτιστοποίηση των παραμέτρων όρυξης, όσο και για την πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.
- Οι μελέτες που χρησιμοποιούσαν τα νευρωνικά δίκτυα ως κύρια τεχνική για την πρόβλεψη των πολφών διάτρησης, την παγίδευση της διατρητικής στήλης ήταν πάνω από το 50% των συνολικά εφαρμοζόμενων τεχνικών. Οι ερευνητές επέλεξαν τα νευρωνικά δίκτυα εξαιτίας της υψηλής ικανότητας εκπαίδευσης που διαθέτουν, ή όταν η βάση δεδομένων τους περιέχει πληθώρα δεδομένων
- Λίγες είναι οι περιπτώσεις στις οποίες χρησιμοποιήθηκαν υβριδικές μορφές τεχνητής νοημοσύνης, καθώς οι ερευνητές επέλεξαν μία μεμονωμένη τεχνική για την υλοποίηση του μοντέλου τους. Ωστόσο, στις περιπτώσεις που εφαρμόστηκαν, παρείχαν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τις μεμονωμένες μεθόδους.
- Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης ήταν η δεύτερη ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική. Ακόμη, σε συγκριτικές μελέτες που πραγματοποιήθηκαν για την πρόβλεψη των διατρητικών παραμέτρων της όρυξης, η απόδοση των νευρωνικών δικτύων υστερούσε έναντι αυτής των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης ή της ασαφούς λογικής.
- Η χρήση της ασαφούς λογικής παρουσιάζει καλές προοπτικές όσον αφορά την πρόβλεψη της παγίδευσης της διατρητικής στήλης, άσχετα από το γεγονός ότι αποτελούσε μονό το 17% των συνολικά εφαρμοζόμενων τεχνικών.
- Η ποιότητα και η επαρκής ποσότητα των δεδομένων παίζουν καθοριστικό ρόλο για την απόδοση του μοντέλου. Ελλιπείς βάσεις δεδομένων μπορούν να

αποσταθεροποιήσουν το μοντέλο και να οδηγήσει σε εσφαλμένα αποτελέσματα.

5 Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη στην Παραγωγή Υδρογονανθράκων

Στα Κεφάλαια 3 και 4, αναδείχθηκε η ανάγκη και η σημασία της τεχνητής νοημοσύνης στον χαρακτηρισμό των ταμιευτήρων, όπως επίσης και στο σχεδιασμό όρυξης των γεωτρήσεων.

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζεται η συμμετοχή της τεχνητής νοημοσύνης στην παραγωγική διαδικασία του πετρελαίου, αγγίζοντας τόσο θέματα της μηχανικής ταμιευτήρων (reservoir engineering), όσο και της παραγωγής υδρογονανθράκων (production engineering).

Σύμφωνα με τη διαθέσιμη βιβλιογραφία, αρκετές τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης έχουν βρει εφαρμογή σε διάφορα πεδία της μηχανικής ταμιευτήρων και της παραγωγής. Ενδεικτικά, αναφέρονται οι τομείς της επαύξησης απόληψης πετρελαίου (enhanced oil recovery), της ανάλυσης δοκιμών παραγωγής (well test analysis), της «βλάβης» του παραγωγικού σχηματισμού (formation damage), της δημιουργίας και καταβύθισης ασφαλτενίων και κηρών (asphaltene & wax deposition) κ.ά.

Ειδικότερα, σε πρώτη φάση αναδεικνύεται πώς η τεχνητή νοημοσύνη έχει εφαρμογές σε θέματα της μηχανικής ταμιευτήρων, και συγκεκριμένα, στην προσομοίωση ταμιευτήρων υδρογονανθράκων, καθώς επίσης και στη βελτίωση της απόληψης υδρογονανθράκων.

Με μία πρώτη ματιά, οι κύριες τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν τα νευρωνικά δίκτυα και τα υβρίδια τους. Ωστόσο, πολλές ακόμη τεχνικές χρησιμοποιήθηκαν για τον προσδιορισμό και την πρόβλεψη των εκάστοτε παραμέτρων, καθώς σε ευρύτερη κλίμακα, η τεχνητή νοημοσύνη δίνει πιο γρήγορες και ελεγχόμενες προβλέψεις από τις κλασσικές μεθόδους υπολογισμού της εκάστοτε παραμέτρου ξεχωριστά.

5.1 Ανάλυση & Πρόβλεψη Παραγωγικής Συμπεριφοράς

Μία από τις βασικές απαιτήσεις της μηχανικής ταμιευτήρων είναι ο συνδυασμός και η αξιοποίηση όλων των κατηγοριών δεδομένων, που συγκεντρώνονται για ένα κοίτασμα υδρογονανθράκων. Στόχος είναι να επιβλέπεται η λειτουργία του ταμιευτήρα, να σχεδιάζονται άλλες παραγωγικές διαδικασίες, να προβλέπεται η

συμπεριφορά του κοιτάσματος και, φυσικά, της παραγωγής, καθώς επίσης και να μπορούν να λαμβάνονται αποφάσεις σχετικά με τη διαχείριση του.

Τα παραπάνω δεδομένα αφορούν τόσο χαρακτηριστικά του ταμιευτήρα και των περιεχόμενων ρευστών του (όπως περιγράφηκαν και στα προηγούμενα κεφάλαια), όσο και παραμέτρους σχεδιασμού ανάπτυξης και αξιοποίησής του, καθώς επίσης και δεδομένα από τη λειτουργία του, όπως περιγράφονται στον Πίνακα 5-1. Για την συσχέτιση όλων αυτών των δεδομένων είναι προφανές ότι πραγματοποιούνται αριθμητικές προσομοιώσεις (numerical simulations) με χρήση μοντέλων.

Γενικά, είναι σύνηθες να χρησιμοποιούνται μοντέλα προσομοιώσεων είτε πετρελαίου-νερού (black-oil), είτε πολυσυστατικών μειγμάτων (compositional) – όπως είναι στην πραγματικότητα ένα πετρελαϊκό μείγμα. Αυτές προσομοιώσεις μπορούν να γίνουν ακόμα πιο πολύπλοκες, ειδικά όταν σύνθετα φυσικά, θερμοδυναμικά και χημικά φαινόμενα συνδυαστούν με τα μοντέλα αυτά, αυξάνοντας, κατά συνέπεια, τον υπολογιστικό χρόνο [110].

Πίνακας 5-1: Βασικές Κατηγορίες Δεδομένων στη Μηχανική Ταμιευτήρων [110]

Data Categories	Reservoir Engineering Components	
Reservoir characteristics data	Geophysical data	Seismic survey data Well log data
	Petrophysical data	Permeability distributions Porosity distributions Net pay thickness distributions Formation depth Reservoir pressure Reservoir temperature Fluid contact
	Fluid properties	Fluid composition Pressure–volume–temperature (PVT) data
	Rock/fluid interaction data	Relative permeability data Capillary pressure data
Project design parameters	Injection/production well specification Well pattern design Well spacing Well architecture design Enhanced oil recovery (EOR) design parameters	
Field responses data	Fluid production data Pressure data Project economics	

Αρκετές από τις διεργασίες στη μηχανική ταμιευτήρων απαιτούν την διεξαγωγή πολλαπλών κύκλων προσομοίωσης, όπως για παράδειγμα η ταύτιση των αποτελεσμάτων των μοντέλων με τα ιστορικά (πραγματικά) δεδομένα από την παραγωγή του κοιτάσματος (history-matching). Αυτή η ταύτιση είναι σημαντική για την πραγματοποίηση αναλύσεων ευαισθησίας και για τη βελτιστοποίηση διαδικασιών και διεργασιών.

Σε αυτόν τον τομέα των προσομοιώσεων, η τεχνητή νοημοσύνη λαμβάνει τεράστια προσοχή λόγω των γρήγορων ταχυτήτων απόκρισης, αλλά και των αυξημένων και αποτελεσματικών δυνατοτήτων γενίκευσης που παρουσιάζει. Εκτιμάται δε, ότι οι συμβατικοί προσομοιωτές μαζί με τα έξυπνα συστήματα επιδεικνύουν ένα «πρωτόκολλο χειραψίας (hand-shaking protocol)», αναδεικνύοντας, καθ' αυτόν τον τρόπο, τη δυνατότητα συνεργασίας που δύναται να έχουν. Οι περισσότεροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται ανήκουν στην κατηγορία της εποπτευόμενης μάθησης, ενώ στα εξελικτικά μοντέλα βελτιστοποίησης χρησιμοποιούνται οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης σμήνους. Συγκεκριμένα, οι τεχνικές της ασαφούς λογικής, των νευρωνικών δικτύων, των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιούνται σε πάρα πολλές μελέτες, τόσο ως εργαλεία παλινδρόμησης, όσο και κατηγοριοποίησης. Ωστόσο, η μέχρι σήμερα έρευνα καταδεικνύει ότι οι συμβατικοί προσομοιωτές δεν δύνανται να αντικατασταθούν εξ ολοκλήρου από τα έξυπνα συστήματα. Ειδικότερα, τονίζεται ότι η βέλτιστη λύση μπορεί να αποδοθεί από τον συνδυασμό των έξυπνων συστημάτων με τους συμβατικούς προσομοιωτές.

Παρόλα αυτά, υπάρχει μία βασική διαφορά μεταξύ των τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης και των συμβατικών αριθμητικών προσομοιώσεων (Σχήμα 5-1). Αυτή η διαφορά έγκειται στις λειτουργικές συσχετίσεις που χρησιμοποιούνται σε κάθε μοντέλο. Όσον αφορά τις αριθμητικές προσομοιώσεις, αυτές αφορούν την αρχή διατήρησης της μάζας, το νόμο Darcy σχετικά με τη ροή ρευστών μέσα σε πορώδη μέσα, τη θερμοδυναμική κ.ά. Με την πάροδο του χρόνου, αυτές οι συσχετίσεις τροποποιήθηκαν και έγιναν περισσότερο πολύπλοκες, με στόχο την αναλυτικότερη μοντελοποίηση του ταμιευτήρα και των ρευστών του, χρησιμοποιώντας πολυφασικές ροές, ροές διπλού πορώδους, σύνδεση με γεωμηχανικά χαρακτηριστικά, επιφανειακές εγκαταστάσεις κλπ. Στην περίπτωση που δεν υπάρχει καλή αντιστοιχία μεταξύ των αποτελεσμάτων των προσομοιώσεων και των δεδομένων πεδίου (π.χ. δεδομένα

παραγωγής), και δεδομένου ότι οι σχέσεις που χρησιμοποιούνται είναι αμετάβλητες (με την προϋπόθεση ότι έχουν γίνει πλήρως κατανοητά τα φαινόμενα που περιγράφουν π.χ. νόμος του Darcy), οι παράμετροι, και ειδικά τα χαρακτηριστικά του ταμιευτήρα (που συνήθως ενέχουν μεγαλύτερη αβεβαιότητα), τροποποιούνται προκειμένου να επιτευχθεί μία καλή ταύτιση.

Στην αντίστοιχη περίπτωση των τεχνικών της τεχνητής νοημοσύνης, οι σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών του ταμιευτήρα και της παραγωγής είναι υπό συνεχή τροποποίηση, όπως και τα χαρακτηριστικά του ταμιευτήρα (Σχήμα 5-1). Συνήθως, η λειτουργική σχέση που δημιουργεί τα παρατηρηθέντα δεδομένα παραγωγής, βάσει των χαρακτηριστικών του ταμιευτήρα, αναζητείται μέσω της αναγνώρισης προτύπων, η οποία βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη στην εξόρυξη δεδομένων (data mining) [111].

	Numerical Model	AI-Based Model
Reservoir Characteristics	<p><u>Uncertain:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Measurements • Interpretations <p>(subject to modification during the history matching)</p>	<p><u>Uncertain:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Measurements • Interpretations <p>(subject to modification during the history matching)</p>
Functional Relationships	<p><u>Certain:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Conservation of Mass • Darcy's Law <p>(unchanged during the history matching)</p>	<p><u>Uncertain:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Relationship between reservoir characteristics and production. <p>(subject to modification during history matching)</p>

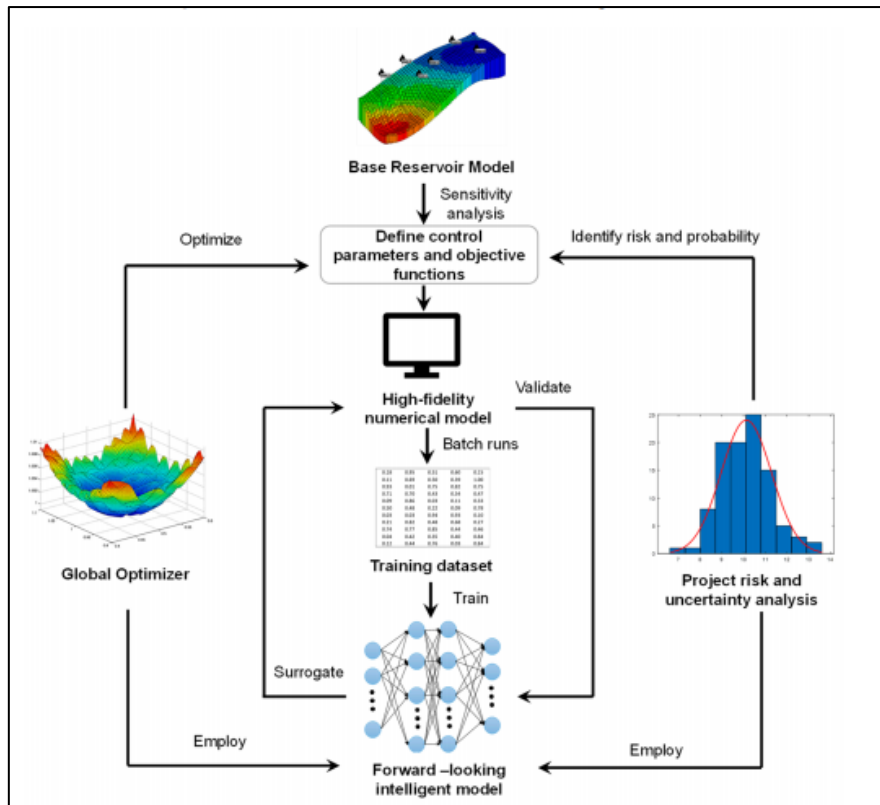
Σχήμα 5-1: Κύρια Διαφορά μεταξύ Μοντέλων Αριθμητικών Προσομοιώσεων και Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης [111]

Ειδικότερα, όσον αφορά τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στη μηχανική ταμιευτήρων, αυτά έχουν προοπτική είτε προς τα εμπρός²⁵ (forward-looking), είτε αντίστροφα (inverse-looking). Τα εν λόγω μοντέλα είναι απολύτως ικανά να επιλύσουν μία ποικιλία θεμάτων.

²⁵ Η προοπτική προς τα εμπρός ή ανάστροφη προοπτική αφορούν το μηχανισμό εύρεσης λύσεων και δεν πρέπει να συγχέονται με την πρόσθια ή οπίσθια τροφοδότησης δομή των νευρωνικών δικτύων (βλ. κεφ. 1.2.1.1). Οι προοπτικές αυτές αφορούν όλες τις τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (ασαφής λογική, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης κ.ά.) που δύναται να χρησιμοποιηθούν – όχι μόνο τα νευρωνικά δίκτυα.

Συγκεκριμένα, η προοπτική προς τα εμπρός χρησιμοποιεί τα χαρακτηριστικά του ταμιευτήρα και τις παραμέτρους σχεδιασμού ως παραμέτρους εισόδου (input data), για την πρόβλεψη της απόκρισης του ταμιευτήρα, όπως αποτυπώνεται στην Εικόνα 5-1. Ο μηχανισμός λειτουργίας της απαιτεί, αρχικά, την ανάπτυξη ενός βασικού γεωλογικού μοντέλου το οποίο θα ενσωματώνει τα γεωλογικά και πετροφυσικά χαρακτηριστικά του ταμιευτήρα της μελετώμενης περιοχής. Στην περίπτωση που τα παλαιότερα δεδομένα (historical data) είναι διαθέσιμα, τότε αυτά εισάγονται στο μοντέλο αυτό και αυτό ρυθμίζεται μέσω της ιστορικής ταύτισης (history matching). Ανάλογα με το στόχο που ορίζεται για το κάθε μοντέλο, μπορούν να προσδιοριστούν οι κρίσιμες παράμετροι ελέγχου και οι αντικειμενικές συναρτήσεις (objective functions). Μεταβάλλοντας τις παραμέτρους και τις αντικειμενικές συναρτήσεις σε ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών, πραγματοποιείται ένα σύνολο προσομοιώσεων (batch simulation runs) με το οποίο δημιουργείται ένα σετ δεδομένων παρουσιάζοντας την «ένα προς ένα» σχέση των παραμέτρων ελέγχου (δεδομένα εισόδου) και των αντικειμενικών συναρτήσεων (δεδομένα εξόδου). Ένα τέτοιο σετ δεδομένων μπορεί να αποτελέσει τη «γνώση» πάνω στην οποία θα εκπαιδευτεί ένα μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης. Στη συνέχεια, η επαλήθευση του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να επιτευχθεί «τυφλά (blind testing)» έναντι ενός συμβατικού προσομοιωτή σε διάφορες εφαρμογές δοκιμής. Η τυφλή δοκιμή (blind testing) αναφέρεται στη δοκιμή του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης με δεδομένα που δεν έχει «ξαναδεί» ποτέ.

Ένα τέτοιο καλά εκπαιδευμένο μοντέλο μπορεί να αποτελέσει ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο για υλοποίηση πολλαπλών προσομοιώσεων με χαμηλότερο υπολογιστικό κόστος έναντι των κλασσικών προσομοιωτών, καθώς λειτουργούν αποτελεσματικά ως προσεγγιστικά μοντέλα (proxy models/ surrogate models) αυτών, επιτυγχάνοντας πιο γρήγορα αποτελέσματα ειδικά σε αντικείμενα, όπως η βελτιστοποίηση ανάπτυξης ενός πεδίου ή οι αναλύσεις αβεβαιότητας, που απαιτούν εκτενή ανάλυση και προσομοιώσεις.



Εικόνα 5-1: Γενικό Διάγραμμα Χρήσης Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης με Προοπτική προς τα Εμπρός (forward looking) για την Υλοποίηση Εκτενών Μελετών [110]

Τέτοιου είδους μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης έχουν συνδυαστεί επιτυχώς με γενετικούς αλγορίθμους και βελτιστοποίηση σμήνους, σε διάφορες περιπτώσεις, όπως για τη βελτιστοποίηση σχήματος εισπίεσης CO₂ εναλλασσόμενο με νερό (water – alternative – gas, WAG), έχοντας λάβει υπ’ όψιν πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις συμπεριλαμβανομένης της ανάκτησης πετρελαίου, των καθαρών τρεχουσών αξιών του έργου (Net present values, NPV) και της απόδοσης αποθήκευσης CO₂ (CO₂ storage).

Επίσης, έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα νευρωνικών δικτύων τα οποία μιμούνται μοντέλα αριθμητικής προσομοίωσης και πάνω στα οποία έχει πραγματοποιηθεί ιστορική ταύτιση δεδομένων, με στόχο την πρόβλεψη της μελλοντικής απόκρισης του ταμειυτήρα. Τέτοιου είδους μελέτες λαμβάνουν ως δεδομένα εισόδου διάφορες παραμέτρους σχεδιασμού, όπως οι διάρκειες των κύκλων νερού και αερίου (για την εναλλασσόμενη εισπίεση νερού-αερίου, WAG), οι ρυθμοί εισπίεσης ρευστών, οι περιορισμοί στις πιέσεις στον πυθμένα της γεώτρησης. Η δυνατότητα που παρέχουν τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης ως προσεγγιστικά μοντέλα (proxy models)

διευκολύνει την εύρεση της βέλτιστης λύσης, μειώνοντας, ταυτόχρονα, τον αριθμό και το χρόνο των κύκλων προσομοιώσεων.

Όσον αφορά τη δεύτερη περίπτωση των τεχνικών, δηλαδή την αντίστροφη προοπτική (inverse looking), τα δεδομένα απόκρισης του πεδίου (π.χ. παραγωγή ρευστών και δεδομένα μετρήσεων πίεσης) χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εισόδου. Υπάρχουν δύο εκδοχές στη διαμόρφωσή τους.

Η πρώτη εκδοχή αναφέρεται ως μοντέλο αντίστροφης ιστορικής ταύτισης (inverse history-matching model) το οποίο χρησιμοποιεί παραμέτρους σχεδιασμού και ιστορικά δεδομένα παραγωγής ως δεδομένα εισόδου για να χαρακτηρίσει τις ιδιότητες του ταμιευτήρα. Μάλιστα, υπάρχουν αρκετές αναφορές και προσπάθειες ανάπτυξης αντίστροφου τέτοιου μοντέλου, χρησιμοποιώντας κατά κύριο λόγο τα νευρωνικά δίκτυα, στοχεύοντας σ' ένα καλά ρυθμισμένο (well-tuned) μοντέλο ταμιευτήρα.

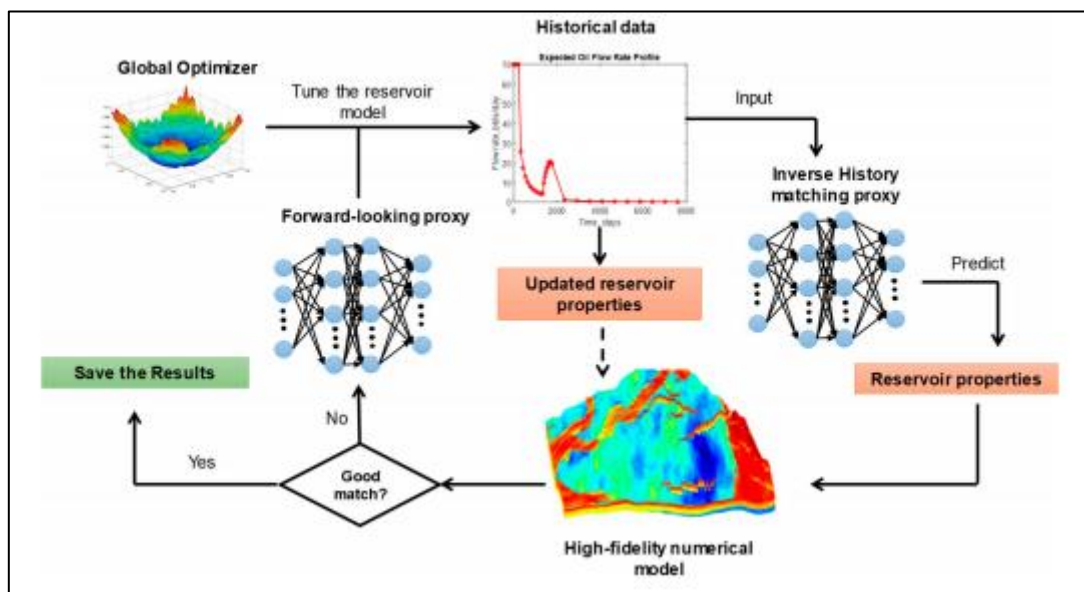
Η δεύτερη εκδοχή τέτοιου μοντέλου είναι η εύρεση της στρατηγικής σχεδιασμού που θα ικανοποιεί το επιθυμητό αποτέλεσμα του έργου, όπως η ανάκτηση πετρελαίου, NPVs, κλπ. Η συγκεκριμένη εκδοχή προτιμάται σε έργα που το λειτουργικό κόστος και στο κόστος κεφαλαίου είναι πολύ υψηλά. Ειδικότερα, αυτή η εκδοχή χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα αναφέρεται σε μελέτες αντίστροφου σχεδιασμού γεωτρήσεων MRC (maximum reservoir contact), και δη σε σχιστολιθικούς ταμιευτήρες, όπου εισάγοντας τα χαρακτηριστικά του ταμιευτήρα και την παραγωγή υδρογονανθράκων ως δεδομένα εισόδου, το μοντέλο παρέχει αποτελέσματα τόσο για το μήκος της μητρικής γεώτρησης, την πίεση στον πυθμένα της παραγωγικής γεώτρησης, όσο και για την απόσταση των πλευρικών γεωτρήσεων και το μήκος τους.

Μία προσπάθεια οπτικοποίησης των παραπάνω δομών τεχνητής νοημοσύνης, παρουσιάζεται στην Εικόνα 5-2, όπου αποτυπώνονται ο μηχανισμός λειτουργίας της κάθε δομής, όπως αναλύθηκαν εκτενέστερα στις προηγούμενες παραγράφους.

Reservoir Characteristics (Class <i>A</i> data)	Project Design Parameters (Class <i>B</i> data)	Response Function (Class <i>C</i> data)
1. Forward-looking Model:	$A \times B \rightarrow C$	
2. Inverse History-matching Model:	$C / B \rightarrow A$	
3. Inverse Project Design Model:	$C / A \rightarrow B$	

Εικόνα 5-2: Μηχανισμοί Λειτουργίας Δομών Τεχνητής Νοημοσύνης [110]

Ωστόσο, πρέπει να τονιστεί ότι η διαδικασία της ιστορικής ταύτισης δεδομένων σε μοντέλα πεδίων μεγάλης κλίμακας μπορεί να είναι μια επώδυνη και χρονοβόρα διαδικασία, ακόμη και για την εκπαίδευση έξυπνων συστημάτων, εξαιτίας των μεγάλων σφαλμάτων που δύναται να εμφανιστούν. Για το λόγο αυτό, προτιμάται ένας συνδυασμός των παραπάνω προσεγγίσεων μαζί με συμβατικούς προσομοιωτές (Εικόνα 5-3), οι οποίοι θα χρησιμοποιούνται ενδιάμεσα για να εξακριβώνουν την ποιότητα των προβλέψεων των ευφύων συστημάτων.



Εικόνα 5-3: Συνδυασμός Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης με Συμβατικούς Προσομοιωτές, Ιστορική Ταύτιση και Ρύθμιση Μοντέλων [110]

5.2 Επαύξηση Απόληψης Πετρελαίου

Η παραγωγική διαδικασία μπορεί να χωριστεί σε τρεις φάσεις/στάδια: την πρωτογενή, τη δευτερογενή και την τριτογενή παραγωγή. Η πρωτογενής συμβαίνει όταν η απόληψη των υδρογονανθράκων του ταμειυτήρα γίνεται χρησιμοποιώντας αποκλειστικά την ενέργεια του συστήματος, χωρίς καμία πρόσθετη παρέμβαση [112].

Η δευτερογενής παραγωγή είναι μία διαδικασία βελτίωσης της απόληψης πετρελαίου (Improved Oil Recovery - IOR) που χρησιμοποιείται, προσθέτοντας ενέργεια στο σύστημα μέσω της εισπίεσης ρευστών (νερού ή φυσικού αερίου). Βασική προϋπόθεση της δευτερογενούς παραγωγής είναι ότι δεν υπάρχει φυσικοχημική αλληλεπίδραση μεταξύ του εισπιεζόμενου υγρού και υδρογονανθράκων. Η ανάκτηση πετρελαίου από ταμειυτήρες κατόπιν της πρωτογενούς και δευτερογενούς παραγωγής μετά βίας φτάνει σε ποσοστό 30-50% επί των αρχικών αποθεμάτων. Η τριτογενής παραγωγή [ή Επαύξηση Απόληψης Υδρογονανθράκων (Enhanced Oil Recovery – EOR)] αποσκοπεί στην ανάκτηση των παγιδευμένων στους πόρους του ταμειυτήρα υδρογονανθράκων μετά την ολοκλήρωση των δύο προηγούμενων φάσεων, καθώς εκτιμάται ότι τα δύο τρίτα (2/3) των αρχικών αποθεμάτων παραμένουν εκεί. Εν αντιθέσει με τη δευτερογενή, στην τριτογενή παραγωγή τα εισπιεζόμενα ρευστά αλληλεπιδρούν με τους περιεχόμενους υδρογονάνθρακες είτε βελτιώνοντας τις ρεολογικές τους ιδιότητες, ή/και μεταβάλλοντας τις φυσικοχημικές (π.χ. εισπίεση αναμίξιμου ρευστού).

Δεδομένου ότι η παραγωγική διαδικασία αποτελεί το στάδιο υλοποίησης και εφαρμογής όλων των μελετών, ερευνών και εργασιών που προηγήθηκαν στη φάση της έρευνας και ανάπτυξης, κρίνεται αναγκαία η σωστή οργάνωση και πρόβλεψη του κάθε σταδίου της. Υπάρχουν αρκετές μέθοδοι οι οποίες χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη και αξιολόγηση των εκάστοτε φάσεων της παραγωγής. Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια, η τεχνητή νοημοσύνη έχει κατορθώσει να αποτελέσει σημαντικό εργαλείο στο εν λόγω πεδίο. Αξιοσημείωτο είναι ότι οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στο πεδίο της επαύξησης απόληψης πετρελαίου χρονολογούνται από το 1990, και συγκεκριμένα το 1995, όταν οι Gharbi et al. [113] εισήγαγαν τη χρήση των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη της αποτελεσματικότητας διαφόρων σεναρίων κατάκλισης του σχηματισμού με νερό (water flooding). Έκτοτε, στη βιβλιογραφία συγκεντρώνεται μία πληθώρα δημοσιεύσεων, οι οποίες έχουν ως αντικείμενο μελέτης την ανάπτυξη διαφόρων μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης με στόχο την πρόβλεψη της απόδοσης (πρόβλεψη συντελεστή ανάκτησης, οικονομικών δεικτών κ.ά.) διαφόρων τεχνικών επαύξησης απόληψης πετρελαίου.

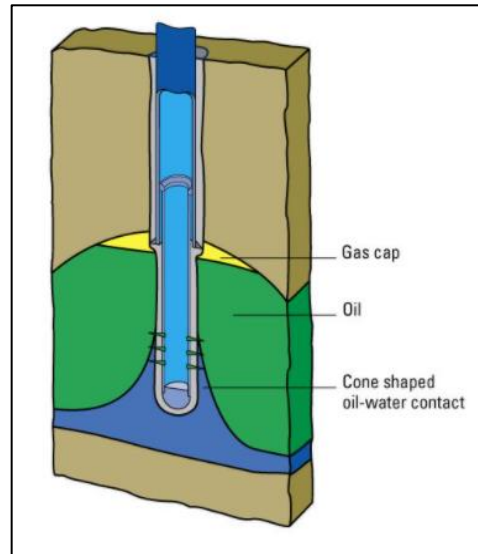
Στην παρούσα ενότητα, παρουσιάζεται η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης σε θέματα που είναι ιδιαίτερος σημαντικά για την επιτυχία μεθόδων που χρησιμοποιούνται τόσο στη δευτερογενή, όσο και στην τριτογενή παραγωγή. Αυτά αφορούν την πρόβλεψη

της χρονικής στιγμής που το μέτωπο του εισπιεζόμενου ρευστού φτάνει στην παραγωγική γεώτρηση (breakthrough) κατά τη διάρκεια της δευτερογενούς παραγωγής και της ελάχιστης πίεσης αναμιξιμότητας (που χαρακτηρίζει την εισπίεση αερίου κατά την τριτογενή παραγωγή), καθώς επίσης και την πρόβλεψη της εναλλασσόμενης εισπίεσης νερού-αερίου.

5.2.1 Χρονική Στιγμή Breakthrough

Κατά τη διάρκεια της μελέτης και του προγραμματισμού εκμετάλλευσης ενός κοιτάσματος απαιτείται η σκιαγράφηση του ρυθμού παραγωγής για όλη την παραγωγική ζωή του κοιτάσματος.

Ένα φαινόμενο που συνδέεται άρρηκτα με τον ρυθμό παραγωγής (από μία γεώτρηση) είναι ο σχηματισμός κώνου αερίου ή νερού (coning). Το φαινόμενο προκαλείται από την αυξανόμενη ταχύτητα του πετρελαίου, όπως επίσης και από την παράλληλη απώλεια ενέργειας πέριξ της παραγωγικής γεώτρησης,



Εικόνα 5-4: Σχηματισμός Κώνου (Coning) [114]

η οποία έχει ως αποτέλεσμα την κίνηση του ρευστού προς τις οπές της γεώτρησης και την τοπική παραμόρφωση της αρχικής επαφής πετρελαίου-νερού/αερίου, όπως φαίνεται στην Εικόνα 5-8 [68, 114].

Ο σχηματισμός κώνου από νερό (ή αέριο) συναντάται σε αρκετές γεωτρήσεις και αποτελεί σημαντικό πρόβλημα, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλό ρυθμό παραγωγής και ανάκτησης πετρελαίου, ενώ, ταυτόχρονα, αυξάνει σημαντικά τα κόστη των τεχνικών ανύψωσης πετρελαίου (lifting) [115]. Συνήθως, ο σχηματισμός κώνου αποτελεί πρόβλημα για τη δευτερογενή παραγωγή γιατί ο ρυθμός παραγωγής των υδρογονανθράκων, μειώνεται σε δραματικό βαθμό, όταν ο κώνος διεισδύσει στη γεώτρηση παραγωγής (breakthrough) [116].

Αντίστοιχα, η χρονική στιγμή breakthrough δείχνει τον χρόνο που απαιτείται για να φτάσει το μέτωπο του εισπιεζόμενου νερού/αερίου στις παραγωγικές γεωτρήσεις [115, 100]. Η χρονική στιγμή breakthrough είναι σημαντική, καθώς οποιαδήποτε παραγωγή νερού/αερίου αλλάζει τόσο την κατανομή των ρευστών, όσο και τις

σχετικές διαπερατότητες τους [115]. Ακόμη, παίζει καθοριστικό ρόλο στην απόδοση και στη χρονική επέκταση της παραγωγής. Πρέπει να τονιστεί ότι η γρήγορη εμφάνιση του εισπιεζόμενου ρευστού στην παραγωγική γεώτρηση (το οποίο εισπιάστηκε για να επιτύχει με διάφορους τρόπους τη μάζευση του πετρελαίου προς αυτή) είναι **μη** επιθυμητή.

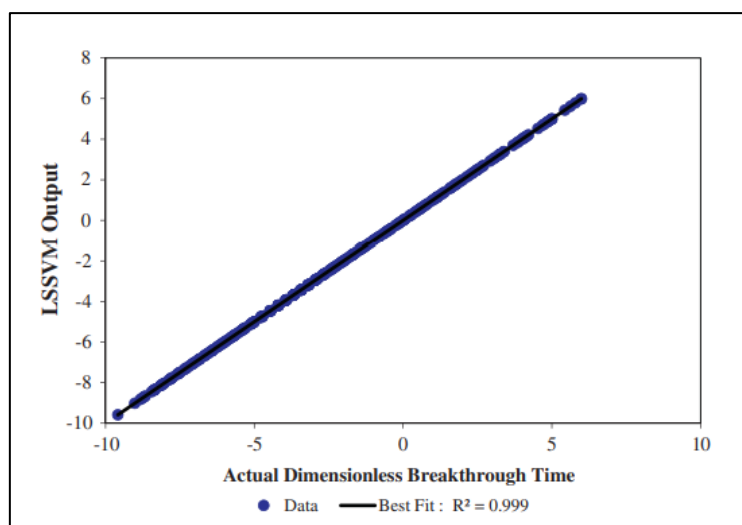
Ήδη, στη διαθέσιμη βιβλιογραφία, υπάρχουν μελέτες οι οποίες προσπαθούν να προβλέψουν τέτοιου είδους φαινόμενα, όπως ο σχηματισμός κώνου, υπολογίζοντας είτε τη χρονική στιγμή breakthrough, είτε τον κρίσιμο ρυθμό παραγωγής (critical rate) ή το νερό που παράγεται στην επιφάνεια (water cut). Συνήθως, οι τεχνικές οι οποίες χρησιμοποιούνται στις μελέτες, αφορούν εμπειρικές σχέσεις – συσχετίσεις ή αναλυτικές και εργαστηριακές μεθόδους. Ωστόσο, οι τεχνικές αυτές είτε δεν παρουσιάζουν την απαιτούμενη ακρίβεια, είτε είναι αρκετά χρονοβόρες και δαπανηρές [117].

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει τη δυνατότητα να προσδίδει σημαντική ακρίβεια στους εκάστοτε υπολογισμούς, μειώνοντας αντίστοιχα τον απαιτούμενο χρόνο και τα κόστη.

Για παράδειγμα, το 2014, οι Zendehboudi et al. [117] χρησιμοποίησαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη του σχηματισμού κώνου συναρτήσει της χρονικής στιγμής breakthrough, σε ρωγματομένα πορώδη συστήματα. Συνολικά, αναπτύχθηκαν δύο (2) μοντέλα νευρωνικών δικτύων, όπου το πρώτο εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο οπισθοδιάδοσης σφάλματος (backpropagation ANN - BPNN), ενώ το δεύτερο χρησιμοποίησε το υβρίδιο των νευρωνικών δικτύων και του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους. Τα δεδομένα, που χρησιμοποιήθηκαν για την κατασκευή και την επαλήθευση του μοντέλου, προήλθαν από τη βιβλιογραφία και από πειραματικά δεδομένα και αφορούσαν τον ρυθμό παραγωγής και τις φυσικές ιδιότητες του ταμιευτήρα (π.χ. πάχος ζώνης πετρελαίου). Από την ανάλυση ευαισθησίας που πραγματοποιήθηκε, διαπιστώθηκε ότι ο ρυθμός παραγωγής έχει τη μεγαλύτερη επίδραση στο μοντέλο. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν, έδειξαν ότι το μοντέλο παρουσίαζε μία καλή συσχέτιση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών, αφού το σφάλμα ήταν μικρότερο από 9%. Η υβριδική μορφή των νευρωνικών δικτύων ήταν σε θέση να εκτιμήσει τη χρονική στιγμή breakthrough με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σύγκριση με τα νευρωνικά δίκτυα και τις υπάρχουσες συσχετίσεις, ενώ, όπως επισημαίνουν οι Zendehboudi et al. η **υβριδική μορφή των**

νευρωνικών δικτύων έχει τη δυνατότητα να προβλέπει τον χρόνο breakthrough σε φυσικά ρωγματομένους ταμιευτήρες.

Αντίστοιχα, το 2015, οι Mohammad Ali Ahmadi et al. [115], μελέτησαν και τον αναμενόμενο χρόνο που χρειάζεται το εισπνεζόμενο νερό στον ταμιευτήρα να φτάσει στις παραγωγικές γεωτρήσεις (Breakthrough), χρησιμοποιώντας τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης ελαχίστων τετραγώνων. Για την κατασκευή του μοντέλου, οι ερευνητές μελέτησαν πλήθος αναφορών σχετικά με ταμιευτήρες που είχαν αέριο κάλυμα και υποκείμενο υδροφόρο, περιέχοντας σημαντικές πληροφορίες για τη χρονική στιγμή breakthrough. Ακόμη, για την βελτιστοποίηση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν οι γενετικοί αλγόριθμοι. Τα τελικά αποτελέσματα που έλαβαν οι συγγραφείς, έδειξαν ότι το μοντέλο βρισκόταν σε εξαιρετική συμφωνία με τα πραγματικά δεδομένα και ότι το μοντέλο μπορούσε να προβλέψει τον αναμενόμενο χρόνο breakthrough με απόλυτη ακρίβεια, καθώς οι τιμές του μοντέλου και τα πραγματικά δεδομένα είχαν γραμμική εξάρτηση μεταξύ τους (Εικόνα 5-5).



Εικόνα 5-5: Αποτελέσματα Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης για την Πρόβλεψη της Χρονικής Στιγμής Breakthrough [115]

5.2.2 Εισπίεση Αερίου (Gas Injection)

Κατά την τριτογενή παραγωγή, μία από τις μεθόδους επαύξησης απόληψης πετρελαίου (Enhanced Oil Recovery – EOR) είναι η εισπίεση αερίου (gas injection). Η πιο γνωστή και από τις πιο αποτελεσματικές μεθόδους είναι η εισπίεση διοξειδίου του άνθρακα (CO₂ injection) εξαιτίας της ικανότητας του να διαλυτοποιείται στο πετρέλαιο, προκαλώντας τη διόγκωσή του, μειώνοντας το ιξώδες του και αυξάνοντας την απόδοση σάρωσης του ταμιευτήρα [118]. Υπό συνθήκες πλήρους ανάμειξης,

αναπτύσσεται μία ενιαία φάση πετρελαίου – CO₂, η οποία μετατοπίζεται μέσα στον ταμιευτήρα. Αυτό που επιτυγχάνεται με την δημιουργία αυτής της φάσης, είναι ότι κατά τη σάρωση του ταμιευτήρα η ύπαρξη υπολειμματικού πετρελαίου ελαττώνεται, οδηγώντας το πετρέλαιο προς τις παραγωγικές γεωτρήσεις [68].

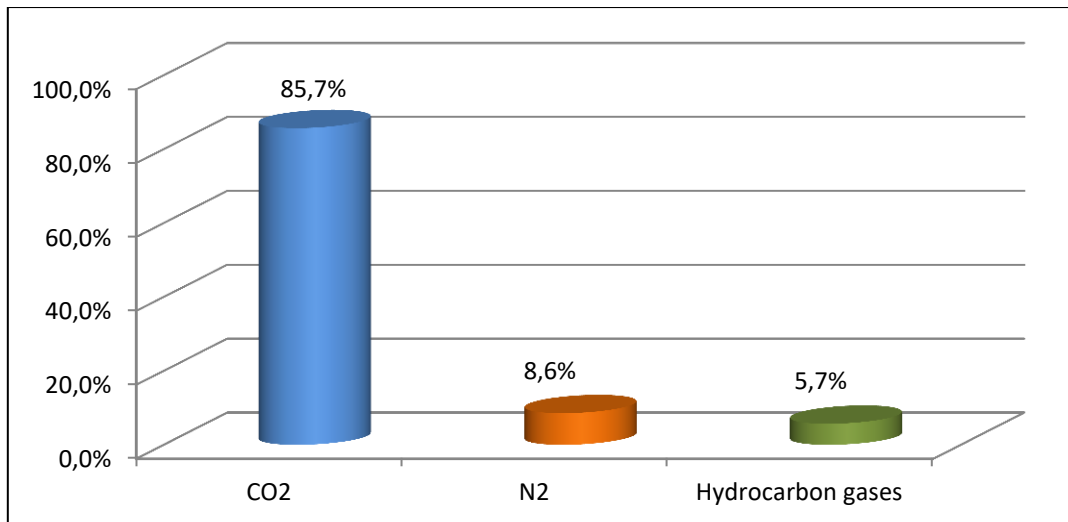
Η χαμηλότερη πίεση στην οποία το εισπνεζόμενο αέριο μπορεί να αναμειχθεί πλήρως με το πετρέλαιο του ταμιευτήρα ονομάζεται Ελάχιστη Πίεση Αναμειξιμότητας (Minimum Miscibility Pressure – MMP). Σε διεργασίες εισπίεσης αερίου υπό συνθήκες πλήρους αναμειξιμότητας, η πίεση εισπίεσης πρέπει να είναι αρκετά υψηλή (υψηλότερη από την MMP) [98].

Τα τελευταία χρόνια τόσο στο πλαίσιο αξιοποίησης κοιτασμάτων βαρέως (μαύρου) πετρελαίου, όσο και για περιβαλλοντικούς λόγους, υπάρχει ένα μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον σχετικά με την πρόβλεψη της MMP. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η εισπίεση CO₂, σε σύγκριση με άλλες μεθόδους, έχει διπλό όφελος. Αφενός, μπορεί να αυξάνει το συντελεστή ανάκτησης πετρελαίου, και αφετέρου προωθείται η χρήση της και ως μέθοδο δέσμευσης/αποθήκευσης του CO₂ (carbon storage) τόσο κατά τη διάρκεια της επαύξησης απόληψης πετρελαίου, όσο και μετά το πέρας αυτής, συμβάλλοντας, καθ' αυτόν τον τρόπο, στη μείωση των εκπομπών του CO₂ στην ατμόσφαιρα, στο πλαίσιο αντιμετώπισης του φαινομένου του θερμοκηπίου [119].

Η μέτρησή της μπορεί να γίνει εργαστηριακά με τη δοκιμή λεπτού σωλήνα (slim tube test), η οποία είναι εξαιρετικά ακριβής, αλλά πολύ υψηλού κόστους και χρόνου. Επίσης, για την εκτίμηση της τιμής MMP, έχουν αναπτυχθεί και χρησιμοποιηθεί εμπειρικές συσχετίσεις που κατά βάση στηρίζονται σε διάφορες παραμέτρους σχετικά με τη σύσταση των ρευστών και (fluid composition) και την κατάσταση του ταμιευτήρα, έχοντας ως κύρια παράμετρο τη θερμοκρασία. Γενικά, υπάρχει μία ευρεία γκάμα συσχετίσεων για την εκτίμηση της MMP τόσο για το CO₂, όσο και για άλλα αέρια. Για παράδειγμα, αναφέρονται οι συσχετίσεις των Glaso (1985), Sebastian et al. (1985), και Khazam et al. (2016) των οποίων η χρήση τους είναι συνήθως ενδεικτική, και θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη το εύρος εφαρμογής τους. Επιπλέον, διάφορα αριθμητικά μοντέλα προσομοιώσεων χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό της MMP, αλλά έχει παρατηρηθεί ότι τα συγκεκριμένα μοντέλα παρουσιάζουν τόσο αστάθεια, όσο και μικρό χρονικό βήμα (small time-step) για την επίτευξη σταθερών λύσεων [118, 120].

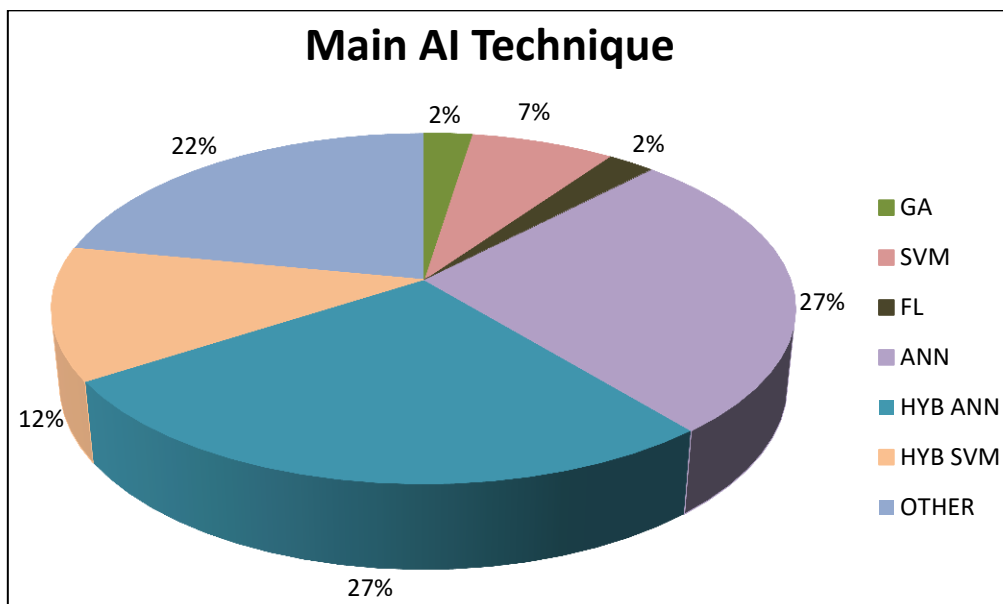
Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης έχει αποδειχθεί χρήσιμο εργαλείο για τις εργασίες πρόβλεψης, καθώς μπορεί και αντιλαμβάνεται τις πολύπλοκες σχέσεις που υφίστανται μεταξύ των παραμέτρων εισόδου και εξόδου. Η διαθέσιμη βιβλιογραφία περιέχει σημαντικό αριθμό αναφορών που χρησιμοποιούν μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης, καθώς ενδείκνυνται για αυστηρές και γρήγορες εκτιμήσεις της MMP [98].

Οι Abdolhossein Hemmati Sarapardeh et al. [98] συγκέντρωσαν διάφορες βιβλιογραφικές αναφορές, οι οποίες ασχολούνταν με την εκτίμηση της τιμής MMP για την εισπίεση διοξειδίου του άνθρακα (CO₂ injection), όσο και άλλων αερίων (άζωτο, αέριους υδρογονάνθρακες). Συγκεκριμένα, το 86% των αναφορών ανέπτυξε ευφυή μοντέλα για την εκτίμηση της MMP σε διεργασίες εισπίεσης CO₂ (Διάγραμμα 5-1). Από το σύνολο των αναφορών, το 31% χρησιμοποίησε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της MMP κατά τη διάρκεια εισπίεσης τόσο καθαρού (pure), όσο και με διάφορες προσμίξεις (impure) CO₂. Ακόμη, η κύρια τεχνική που χρησιμοποιήθηκε ήταν τα νευρωνικά δίκτυα, και μάλιστα, χρησιμοποιήθηκαν τόσο στη μεμονωμένη μορφή τους, όσο και στην υβριδική, λαμβάνοντας ποσοστό ίσο με 27% έκαστος (Διάγραμμα 5-2), ενώ έπονταν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (υβριδική και μεμονωμένη μορφή). Επισημαίνεται, ότι στη κατηγορία «Other» περιλαμβάνονται όσες τεχνικές χρησιμοποιήθηκαν από μία (1) ή δύο φορές (2) στο συνολικό πλήθος των αναφορών. Επιπλέον, στις μελέτες που συγκρίνονταν η απόδοση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και των νευρωνικών δικτύων, τα τελευταία υστερούσαν έναντι των πρώτων, ενώ ακόμη στις μελέτες που χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι βελτιστοποίησης ελήφθησαν πολύ καλύτερα αποτελέσματα.



Διάγραμμα 5-1: Κατανομή Βιβλιογραφικών Αναφορών βάσει του Εισπνεζόμενου Αερίου

Όλα τα ευφυή μοντέλα είχαν, σε γενικές γραμμές, τις ίδιες παραμέτρους εισόδου. Ειδικότερα, αυτές αφορούσαν τη θερμοκρασία του ταμιευτήρα, τη σύσταση των ρευστών του ταμιευτήρα, το μοριακό βάρος του βαρέος κλάσματος του πετρελαίου (molecular weight of C₅₊ fraction), το γραμμομοριακό ποσοστό σε πτητικά αέρια (mole percentage of volatile gases), την ειδική πυκνότητα του εισπνεζόμενου αερίου, την καθαρότητα του CO₂ κ.ά.

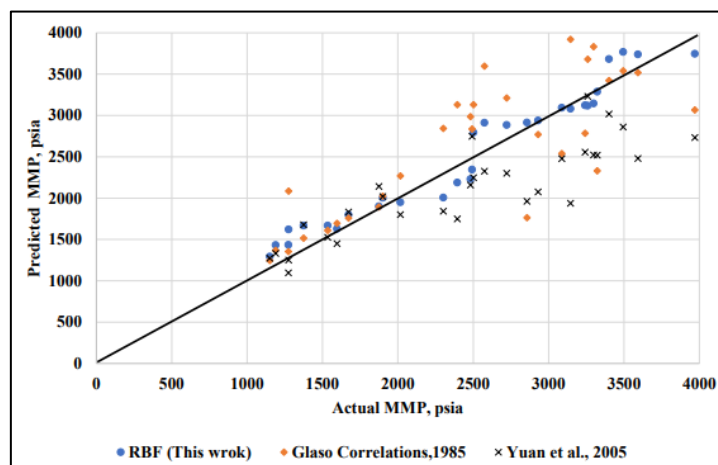


Διάγραμμα 5-2: Κατανομή Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης στην Πρόβλεψη της MMP

Στο συγκεκριμένο σημείο, θα πρέπει να τονιστεί ότι οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και η σύγκρισή τους με τις συσχετίσεις που έχουν αναπτυχθεί κατά καιρούς, και σε συνδυασμό την εισπνοή CO₂, που αποτελεί μία γνώριμη τεχνική για την πετρελαϊκή βιομηχανία, παρουσιάζουν έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον. Ειδικά, όσον αφορά το

πεδίο της πρόβλεψης της τιμής MMP, οι βιβλιογραφικές αναφορές είναι πάρα πολλές, με συνέπεια η συγκεντρωτική καταγραφή τους να είναι δυσχερής.

Ενδεικτικά, το 2019, οι Hassan et al. [118] δημιούργησαν τρία (3) διαφορετικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων για να υπολογίσουν την τιμή της MMP. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν τα νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης (Radial Basis Function Network), τα νευρωνικά δίκτυα γενικευμένης παλινδρόμησης (General Regression Neural Network)²⁶ και το προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System). Τα μοντέλα βασίστηκαν σε πραγματικά δεδομένα που αφορούσαν τη σύσταση των ρευστών, τις συνθήκες του ταμιευτήρα και τον όγκο του εισπνεζόμενου CO₂. Τα νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης χρησιμοποιήθηκαν και για την κατασκευή μίας εμπειρικής συσχέτισης, η οποία, στη συνέχεια, θα συγκρίνονταν με την συσχέτιση του Glaso και ενός ευφυούς μοντέλου (Yunan et al., 2005), όπως αποτυπώνονται στην Εικόνα 5-6. Όπως αναφέρουν οι Hassan et al., όλα τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης παρουσίασαν καλή απόδοση συγκριτικά με τους παραδοσιακούς τρόπους εκτίμησης της MMP, με τα νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης να παρουσιάζουν το βέλτιστο συντελεστή συσχέτισης (0,98).

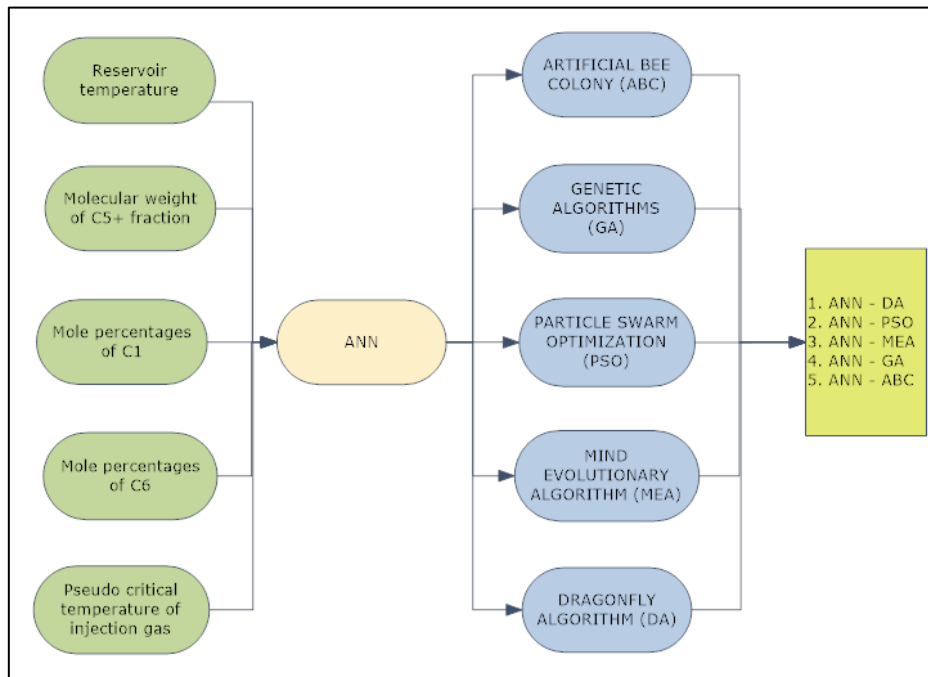


Εικόνα 5-6: Συγκριτικό Διάγραμμα μεταξύ Μεθόδων για την Πρόβλεψη της MMP [118]

Το 2020, οι Tian et al. [119] χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα βελτιστοποιημένα με πέντε (5) διαφορετικούς αλγορίθμους (Σχήμα 5-2) για να εκτιμήσουν την MMP κατά τη διάρκεια εισπνεύσης τόσο καθαρού CO₂, όσο και μη καθαρού CO₂. Συνολικά, για την κατασκευή των μοντέλων, απαιτήθηκαν 152 σύνολα δεδομένων και πέντε (5) παράμετροι εισόδου (Σχήμα 5-2), από τις οποίες η θερμοκρασία του ταμιευτήρα είχε

²⁶ Τα νευρωνικά δίκτυα γενικευμένης παλινδρόμησης είναι μια παραλλαγή ακτινικής βάσης νευρωνικά δίκτυα. Το GRNN μπορεί να χρησιμοποιηθεί για παλινδρόμηση, πρόβλεψη και ταξινόμηση [156].

την υψηλότερη επίδραση στην απόδοση του μοντέλου. Η απόδοση του εκάστοτε μοντέλου συγκρίθηκε και με τις υπάρχουσες, στη βιβλιογραφία, συσχετίσεις. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν, κατέδειξαν ότι όλες οι τεχνικές υπερίσχυαν των εμπειρικών συσχετίσεων, ενώ, ακόμη, τα νευρωνικά δίκτυα με τον αλγόριθμο λιβελούλας²⁷ (ANN-DA) παρουσίασε την καλύτερη απόδοση έναντι όλων των μοντέλων, δεδομένου ότι ο συντελεστής συσχέτισης του ήταν ο υψηλότερος και ίσος με 0,965 (Εικόνα 5-7).



Σχήμα 5-2: Μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης για την Εκτίμηση της Τιμής της MMP

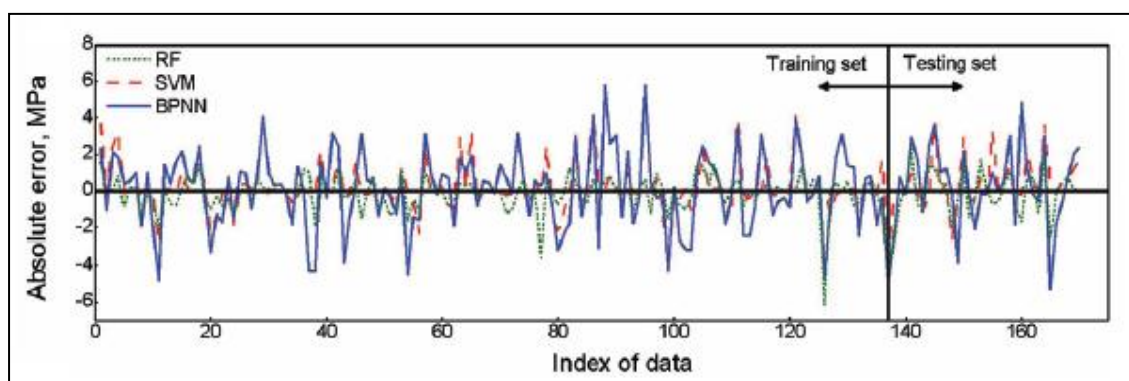
²⁷ Είναι υποκατηγορία της νοημοσύνης σμήνους (Swarm Intelligence) και αναπαριστά τη δυναμική (μετανάστευση) και στατική (κινήγι) συμπεριφορά που παρουσιάζουν οι λιβελούλες στα σμήνη. Όσον αφορά το υπολογιστικό μέρος του αλγορίθμου, οι άνω συμπεριφορές είναι στενά συνδεδεμένες με την έρευνα (exploration) και την εκμετάλλευση (exploitation) που χαρακτηρίζουν τους μεταερευνητικούς (metaheuristic) αλγορίθμους. Στη φάση της έρευνας (στατική συμπεριφορά), οι λύσεις αναζητούνται σε ένα ευρύ χώρο-δείγμα, ενώ στη φάση της εκμετάλλευσης (δυναμική συμπεριφορά), παρουσιάζονται κάποιες υποσχόμενες περιοχές, εντός του χώρου-δείγματος, που δύναται να υπάρχουν οι λύσεις.

Models	Modified correlation	AAPRE (%)	RMSE	R ²
Lee	Sebastian et al.	26.71	965.3	0.421
Orr and Jensen	Sebastian et al.	27.37	984.4	0.403
Yellig and Metcalfe	Sebastian et al.	31.51	1609.8	0.395
Alston et al.		34.92	1161.7	0.414
GA-SVR		7.93	267.1	0.939
RBF network		7.42	263.5	0.941
DA-BP		5.79	206.1	0.965
PSO-BP		6.42	234.7	0.957
MEA-BP		6.88	242.6	0.954
GA-BP		6.99	244.3	0.951
ABC-BP		7.21	254.7	0.946

AAPRE: average absolute percent relative error; ABC-BP: artificial bee colony algorithm-back propagation; DA-BP: dragonfly algorithm-back propagation; GA-BP: genetic algorithm-back propagation; GA-SVR: genetic algorithm-support vector regression; MEA-BP: mind evolutionary algorithm-back propagation; PSO-BP: particle swarm optimization-back propagation; RBF: radial basis function; RMSE: root mean square error.

Εικόνα 5-7: Αποτελέσματα Μοντέλων και Συσχετίσεων ως προς το Συντελεστή Συσχέτισης και τα Προκύπτοντα Σφάλματα [119]

Ομοίως την ίδια χρονιά, οι Jin Zhang et al. [121] χρησιμοποίησαν τρεις (3) διαφορετικές μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης στην κατασκευή μίας συσχέτισης για τον υπολογισμό της MMP. Αυτές ήταν τα δάση τυχαίας απόφασης²⁸, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και τα νευρωνικά δίκτυα οπισθοδιάδοσης (Random Forest (RF), SVM & BPNN αντίστοιχα). Οι Jin Zhang et al. χρησιμοποίησαν συνολικά, 170 σύνολα δεδομένων προερχόμενα από την βιβλιογραφία. Η σύγκριση των αποτελεσμάτων κατέδειξε ότι τα δάση τυχαίας απόφασης εξέδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα, καθώς ο συντελεστής συσχέτισης ήταν πολύ υψηλότερος και τα σφάλματα μικρότερα των υπολοίπων (Εικόνα 5-8), ενώ ακόμη, τα νευρωνικά δίκτυα είχαν τη χειρότερη επίδοση.



Εικόνα 5-8: Σύγκριση Απόδοσης Μοντέλων για την Πρόβλεψη της MMP [121]

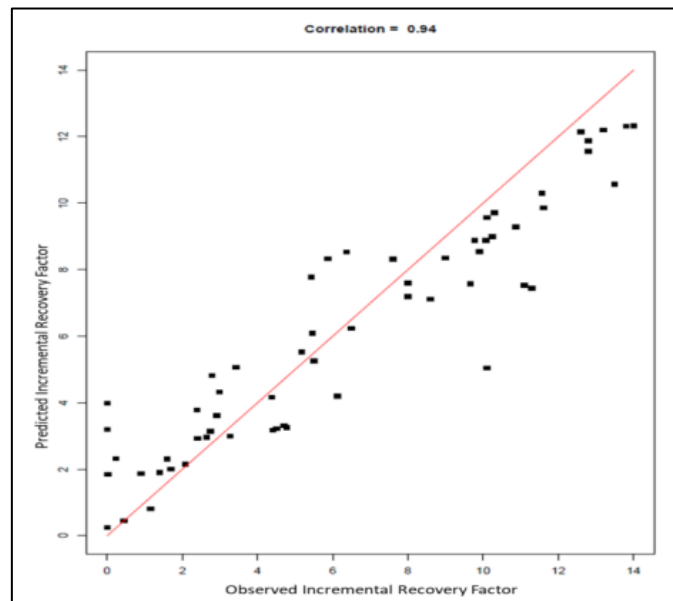
²⁸ Τα δάση τυχαίας απόφασης είναι μια μέθοδος εκμάθησης συνόλου (ensemble learning) για ταξινόμηση, παλινδρόμηση και άλλες εργασίες που λειτουργούν δημιουργώντας ένα πλήθος δέντρων αποφάσεων κατά το χρόνο εκπαίδευσης και εξαγόντας την τάξη (ταξινόμηση) ή τη μέση πρόβλεψη (παλινδρόμηση) των μεμονωμένων δέντρων.

Γενικά, η εισπίεση αερίου διαθέτει διάφορους τύπους. Μία παραλλαγή της εισπίεσης αερίου αποτελεί η εναλλαγή εισπίεσης νερού – αερίου (Water Alternated Gas - WAG). Με την μέθοδο αυτή επιτυγχάνεται καλύτερη σταθεροποίηση και έλεγχος του μετώπου εισπίεσης [68]. Μεταξύ των μεθόδων έγχυσης CO₂, η εναλλαγή εισπίεσης νερού – αερίου φαίνεται να είναι η πιο αποτελεσματική για τον έλεγχο της κινητικότητας του εγγεόμενου ρευστού, καθώς τα ρευστά εναλλάσσονται σε κύκλους – επαναλήψεις (cycles) [122]. Η μέθοδος εισπίεσης WAG σε πεδία πετρελαίου παρουσιάζει μία αυξητική τάση του βαθμού απόληψης (recovery factor), ο οποίος κυμαίνεται πάνω από 5 – 10% συγκρινόμενος με αυτόν της εισπίεσης νερού ή αερίου, σε διάφορα πετρελαϊκά πεδία ανά τον κόσμο [123].

Όσον αφορά το συγκεκριμένο πεδίο, η τεχνητή νοημοσύνη έχει κατορθώσει να αντιμετωπίσει σε μεγάλο βαθμό, τα προβλήματα που σχετίζονται με την αξιολόγηση, την απόδοση και τη βιωσιμότητα της μεθόδου. Συγκεκριμένα, το 2017, οι Le Van et al. [122] χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα για την αξιολόγηση της εναλλασσόμενης εισπίεσης νερού – αερίου. Η αξιολόγηση της μεθόδου εισπίεσης βασίστηκε στην παρακολούθηση της απόδοσης της παραγωγής μετά από 5, 15, 25 και 35 κύκλους έγχυσης για κάθε παράμετρο εξόδου ξεχωριστά. Οι παράμετροι εξόδου αφορούσαν τον βαθμό ανάκτησης πετρελαίου, την αθροιστική παραγωγή διοξειδίου του άνθρακα και την αποθήκευση καθαρού διοξειδίου (net CO₂ storage). Σε όλους του κύκλους εισπίεσης, ο συντελεστής συσχέτισης ήταν υψηλότερος από 0,98, ενώ το σφάλμα ήταν μικρότερο του 3,2%. Ακόμη, οι Le Van et al. χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα για τη βελτιστοποίηση της καθαρής παρούσας αξίας (NPV) για διάφορες περιπτώσεις για να εκφράσουν την κερδοφορία του έργου, όπως επίσης και την καταλληλότητα των χρονοδιαγραμμάτων εισπίεσης.

Επίσης, το 2020, οι Akmal Aulia et al. [123], χρησιμοποίησαν τα δάση τυχαίας απόφασης (Random Forests) για την πρόβλεψη του πρόσθετου βαθμού απόληψης (Incremental Recovery Factor, IRF) της εναλλασσόμενης εισπίεσης. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι Akmal Aulia et al., επέλεξαν να χρησιμοποιήσουν τα δάση τυχαίας απόφασης, καθώς αυτά έχουν την ικανότητα να πετυχαίνουν ορθότερα αποτελέσματα σε μικρότερο πλήθος δεδομένων, σε σύγκριση με τα νευρωνικά δίκτυα. Η βάση δεδομένων του μοντέλου κατασκευάστηκε από τα δεδομένα τριάντα πέντε (35) έργων εναλλασσόμενης εισπίεσης σε διάφορα πετρελαϊκά πεδία ανά τον κόσμο. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν ότι το μοντέλο μπορεί να προβλέψει με σχετικά υψηλή

ακρίβεια τον IRF, καθώς ο συντελεστής συσχέτισής του ισούταν με 0,94, όπως αποτυπώνεται στην Εικόνα 5-9.



Εικόνα 5-9: Αποτελέσματα Μοντέλου Δασών Τυχαίας Απόφασης για την Πρόβλεψη του Πρόσθετου Συντελεστή Απόληψης (IRF) [123]

5.3 Πρόβλεψη Πιθανότητας Εμφάνισης Προβλημάτων

Όμοια με την όρυξη γεωτρήσεων, έτσι και κατά τη διάρκεια της παραγωγής μπορεί να λάβουν χώρα διάφορα φαινόμενα τα οποία δύναται να δημιουργήσουν σημαντικά προβλήματα στην παραγωγική συμπεριφορά των γεωτρήσεων.

Στην παρούσα υποενότητα, αναλύονται δύο (2) από τα σημαντικότερα προβλήματα που εντοπίζονται κατά την διάρκεια της παραγωγικής διαδικασίας. Και στις δύο περιπτώσεις, ο μηχανικός αδυνατεί να προβλέψει άμεσα και έγκαιρα οποιοδήποτε πρόβλημα, ενώ οι συμβατικές διαδικασίες πρόβλεψής τους καταναλώνουν πολύ χρόνο. Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης έδωσε την ευκαιρία και τη δυνατότητα στους μηχανικούς να μπορούν να έχουν μία πρώτη εκτίμηση για την χρονική στιγμή που μπορεί να συμβεί τόσο ο σχηματισμός κηρός, όσο και η κατακρήμνιση των ασφαλτενίων. Παρακάτω, γίνεται εκτενής ανάλυση του κάθε προβλήματος.

5.3.1 Σχηματισμός Κηρού (Wax)

Ο σχηματισμός κηρού συμβαίνει όταν η θερμοκρασία του πετρελαίου πέφτει κάτω από μία συγκεκριμένη θερμοκρασία, γνωστή ως θερμοκρασία εμφάνισης κηρού (Wax

Appearance Temperature – WAT), κατά τη διάρκεια μεταφοράς του πετρελαίου από τον ταμιευτήρα στην επιφάνεια.

Ο σχηματισμός κηρού είναι ένα προβληματικό φαινόμενο για την πετρελαϊκή βιομηχανία, και δη για τις υπεράκτιες (offshore) εκμεταλλεύσεις, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε καταστροφικές συνέπειες τόσο στη παραγωγή, όσο και προκαλέσει αλλοιώσεις στον σχηματισμό (formation damage) [124]. Συγκεκριμένα, η εναπόθεση κηρού σε επιφανειακές και υποεπιφανειακές (subsurface) σωληνώσεις μειώνει την περιοχή ροής πετρελαίου, αυξάνει την απαιτούμενη ποσότητα ενέργειας, ενώ ακόμη δύναται να οδηγήσει και στη στερεοποίηση του εντός του αγωγού, με αποτέλεσμα να προκύπτουν συνεχώς μεγάλες οικονομικές απώλειες [112].

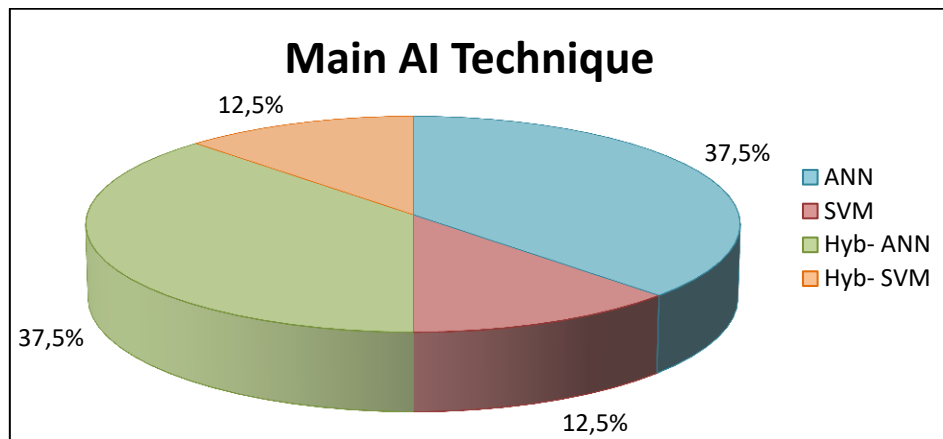
Μέχρι τώρα, έχουν δημιουργηθεί διάφορα μοντέλα πρόβλεψης εναπόθεσης κηρού τα οποία χωρίζονται σε θερμοδυναμικά μοντέλα, κινητικά μοντέλα και μοντέλα προσομοίωσης υπολογιστών. Ωστόσο, υπάρχουν δύο συγκεκριμένοι λόγοι για τους οποίους τα μοντέλα προσομοίωσης υπολογιστών υπερτερούν των άλλων. Ο πρώτος λόγος είναι ότι η επιστημονική κοινότητα δεν έχει καταλήξει σε συμφωνία για τον μηχανισμό με τον οποίο σχηματίζεται ο κηρός και ο δεύτερος είναι ότι τα θερμοδυναμικά μοντέλα αδυνατούν να συμπεριλάβουν τις διαφορετικές ιδιότητες και αναλογίες των διαθέσιμων πετρελαίων [112].

Η διαθέσιμη βιβλιογραφία περιέχει αρκετές αναφορές οι οποίες χρησιμοποιούν τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, οι οποίες μελετούν είτε την θερμοκρασία εμφάνισης (Wax Appearance Temperature – WAT) και εξαφάνισης κηρού (Wax Disappearance Temperature – WDT), είτε τον ρυθμό εναπόθεσης του ή ακόμη και το πάχος του.

Οι Abdolhossein Hemmati Sarapardeh et al. [98] συγκέντρωσαν τις διαθέσιμες βιβλιογραφικές αναφορές που σχετίζονταν με τον σχηματισμό κηρού. Από το συνολικό πλήθος των αναφορών, το 16,7% ερευνούσε το πάχος του σχηματιζόμενου κηρού, το 33,3% τη θερμοκρασία εξαφάνισής του, ενώ το υπόλοιπο 50% μελετούσε την καταβύθιση (precipitation) και τον ρυθμό εναπόθεσής (deposition rate) του.

Η πλειοψηφία των αναφορών χρησιμοποιούσε τα νευρωνικά δίκτυα είτε ως μεμονωμένη μέθοδο, είτε σε υβριδική μορφή καταλαμβάνοντας ποσοστό ίσο με 37,5% έκαστως (Διάγραμμα 5-3). Αντίθετα, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης έλαβαν ποσοστό ίσο με 12,5%. Αξιοσημείωτο είναι, επίσης, ότι παρόλο που τα νευρωνικά δίκτυα και οι υβριδικές τους μορφές χρησιμοποιήθηκαν πολύ περισσότερο

(ποσοτική επικράτηση), όταν συγκρίνονταν με τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και τις υβριδικές τους μορφές, η απόδοση τους ήταν χαμηλότερη (ποιοτική υστέρηση).



Διάγραμμα 5-3: Κατανομή Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης για την Πρόβλεψη Σχηματισμού Κεριοῦ

Ακόμη, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, η τεχνητή νοημοσύνη, εκτός των άλλων, έχει χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό της θερμοκρασίας εμφάνισης του κηρός (WAT). Πιο συγκεκριμένα, το 2020, οι Benamara et al. [125] δημοσίευσαν τη μελέτη τους, στην οποία ανέπτυξαν μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης με στόχο την πρόβλεψη της θερμοκρασίας WAT πάνω σε πενήντα εννιά (59) δείγματα πετρελαίων από την Αλγερία. Συνολικά, δημιουργήθηκαν τρία (3) μοντέλα, δύο (2) μοντέλα νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιώντας διαφορετικούς αλγορίθμους βελτιστοποίησης [Levenberg – Marquardt Algorithm και Bayesian Regularization (BR) Algorithm], και ένα (1) μοντέλο εξελικτικού αλγορίθμου (Gene expression programming – GEP). Ως παράμετροι εισόδου χρησιμοποιήθηκαν συνολικά πέντε (5) ιδιότητες του πετρελαίου [ιξώδες, πυκνότητα, σημείο ροής (pour point), σημείο πήξης (freeze point) και το περιεχόμενο σε κηρό (wax content)] για τις οποίες εφαρμόστηκε και η ανάλυση ευαισθησίας. Λαμβάνοντας τα τελικά αποτελέσματα, οι ερευνητές παρατήρησαν ότι όλες οι μέθοδοι ήταν ικανές να προσδιορίσουν την θερμοκρασία WAT, αλλά το μοντέλο των **νευρωνικών δικτύων & Levenberg-Marquardt** υπερίσχυε των υπολοίπων μοντέλων, καθώς ο συντελεστής συσχέτισης του ήταν ο μεγαλύτερος.

5.3.2 Κατακρήμνιση Ασφαλτενίων (Asphaltene Precipitation)

Τα ασφαλτένια είναι μεγάλες μοριακές ενώσεις, καθώς αποτελούνται από αρωματικούς δακτυλίους με μεγάλα αλκάνια (παραφίνες). Γενικά, συναντώνται ως ένα από τα βαριά κλάσματα του πετρελαίου και είναι ευδιάλυτα στο κλάσμα των αρωματικών ενώσεων (aromatics fraction). Ακόμη, η μοριακή τους δομή δύναται να περιέχει τόσο ανόργανα συστατικά (π.χ. θείο, άζωτο), όσο και μέταλλα (π.χ. βανάδιο, νικέλιο, σίδηρο κ.ά.) [98, 126].

Η σταθερότητα των ασφαλτενίων διαταράσσεται με την αλλαγή των συνθηκών πίεσης – θερμοκρασίας, καθώς και με την αλλαγή της σύστασης του πετρελαϊκού μείγματος. Όταν αυτές διαταραχθούν, τότε τα μόρια ασφαλτενίου δύναται να κροκιδωθούν, να καθιζάνουν και να εναποτίθενται [98]. Οι κύριες αιτίες κατακρήμνισης ασφαλτενίων μέσα σε μία γεώτρηση είναι δύο (2). Η πρώτη αιτία αφορά τη μείωση της πίεσης και η δεύτερη την ανάμιξη του αντλούμενου πετρελαίου με τον εγγερόμενο διαλύτη σε διεργασίες βελτίωσης ανάκτησης πετρελαίου (IOR) [127]. Ακόμη, εργασίες όπως η διάτρηση, η πλήρωση, η υδραυλική ρωγμάτωση δύναται να προκαλέσουν την καθίζηση των ασφαλτενίων σε περιοχές πέριξ της γεώτρησης. Η κατακρήμνιση και η εναπόθεση ασφαλτενίων αποτελεί σημαντικό πρόβλημα των παραγωγικών γεωτρήσεων, καθώς μπορεί να προκαλέσει τη φθορά του σχηματισμού, όπως και σημαντικές φθορές στον εξοπλισμό. Κατά συνέπεια, κρίνεται αναγκαία η πρόβλεψη ενός τέτοιου φαινομένου, ούτως ώστε να διενεργηθούν οι απαιτούμενες εργασίες και να ληφθούν προληπτικά μέτρα.

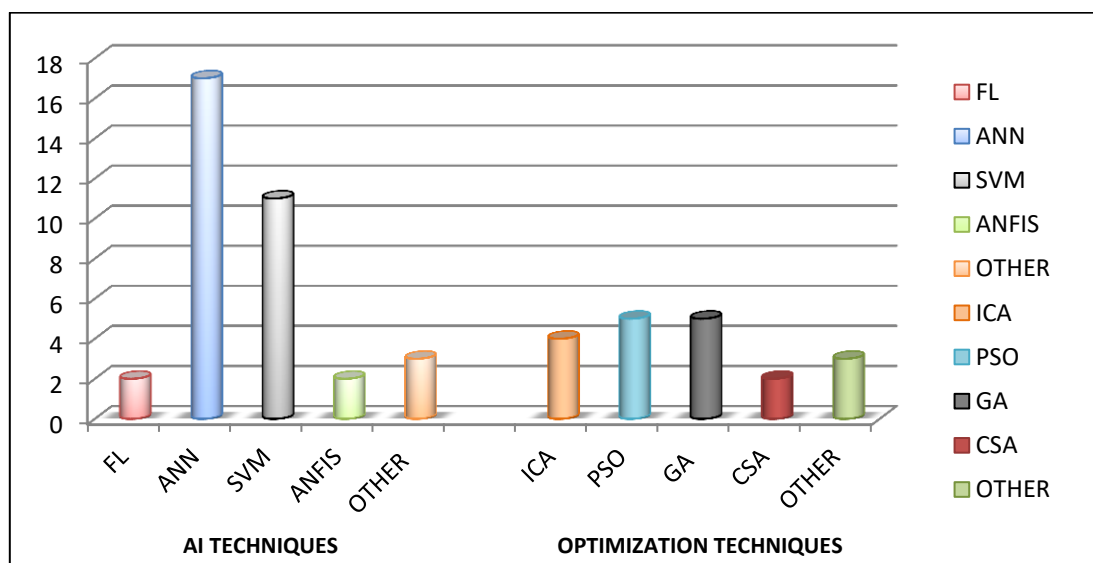
Στη διαθέσιμη βιβλιογραφία υπάρχει πλήθος ερευνών και μελετών που προσπαθούν να προβλέψουν την ποσότητα από την κατακρήμνιση των ασφαλτενίων τόσο σε θεωρητικό, όσο και σε πειραματικό επίπεδο. Γενικά, διάφορα μοντέλα έχουν δημιουργηθεί για την πρόβλεψη της κατακρήμνισης ασφαλτενίων, όπως τα μοριακά θερμοδυναμικά μοντέλα (molecular thermodynamic models), τα κολλοειδή μοντέλα (colloidal models), τα μοντέλα εξισώσεων κλιμάκωσης (scaling equation models) και τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης.

Βασικό πλεονέκτημα των μοντέλων της τεχνητής νοημοσύνης είναι ότι μπορούν να βρίσκουν τη σύνδεση μεταξύ της ποσότητας κατακρήμνισης και των σημαντικών παραμέτρων που την επηρεάζουν, χωρίς να λαμβάνουν υπόψη το χημικό φαινόμενο που πραγματοποιείται [128].

Στο βιβλίο τους οι Abdolhossein Hemmati Sarapardeh et al. [98] ασχολήθηκαν συνολικά με τριάντα τέσσερις (34) έρευνες και μελέτες, οι οποίες χρησιμοποιούσαν μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της κατακρήμισης ασφατενίων πριν συμβεί, καθώς και την ποσότητα αυτών. Συγκεκριμένα, κύριο θέμα μελέτης του 62% των βιβλιογραφικών αναφορών ήταν η εκτίμηση της κατακρήμισης ασφατενίων. Ακόμη, ένα σημαντικό μέρος των αναφορών (35%) μελετούσε την αναμενόμενη ποσότητα κατακρημιζόμενων ασφατενίων, ενώ μόλις το 3% πρότεινε μεθόδους για τη μείωση αυτών.

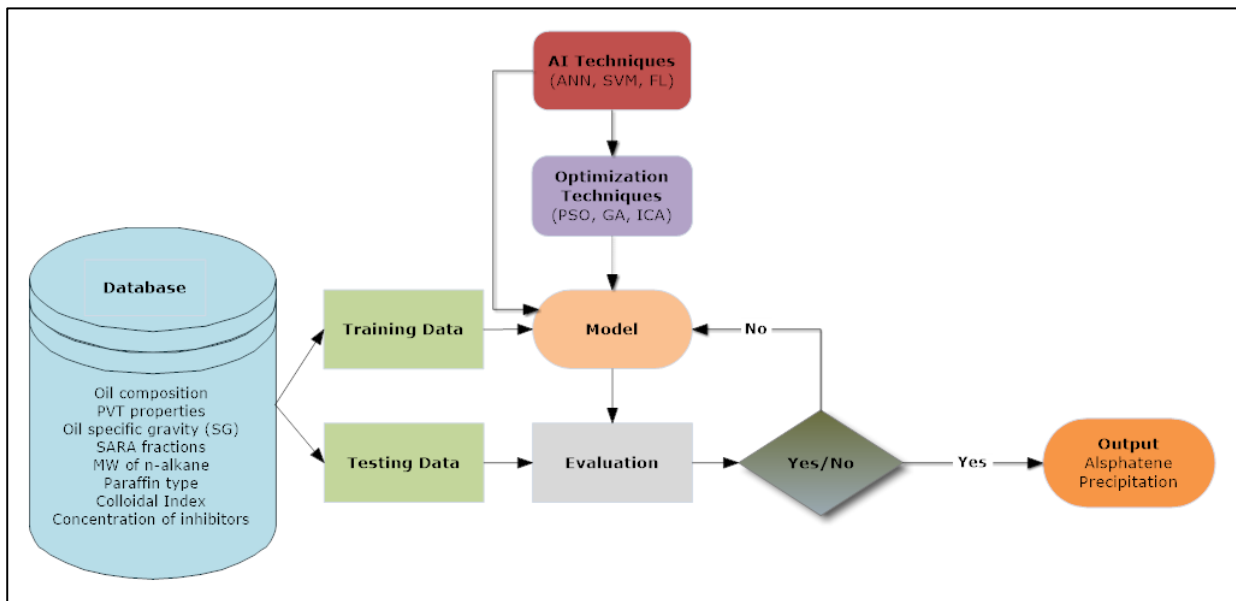
Όλες οι προαναφερθείσες μελέτες χρησιμοποίησαν διαφορετικές ιδιότητες του πετρελαίου ως παραμέτρους εισόδου, ενώ οι περισσότερες εξ αυτών, εκτός από την κύρια τεχνική τεχνητής νοημοσύνης, χρησιμοποίησαν και αλγορίθμους βελτιστοποίησης των λύσεων τους.

Επιπλέον, το μεγαλύτερο μέρος των αναφορών, χρησιμοποίησε τα νευρωνικά δίκτυα ως κύρια τεχνική τεχνητής νοημοσύνης. Ειδικότερα, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν σε ποσοστό της τάξης του 50%, ενώ η αμέσως επόμενη ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική ήταν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης ($\geq 30\%$). Αντίστοιχα, από τις τεχνικές βελτιστοποίησης των λύσεων, οι γενετικοί αλγόριθμοι και ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους ήταν οι κύριοι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν όπως παρουσιάζονται στο Διάγραμμα 5-4. Επισημαίνεται ότι στην κατηγορία «Other» έχουν συμπεριληφθεί όσες τεχνικές χρησιμοποιήθηκαν μόνο μία φορά.



Διάγραμμα 5-4: Κατανομή Κύριων Τεχνικών και Βελτιστοποίησης

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε ήταν, ως επί το πλείστον, ίδια σε όλες τις αναφορές. Η βάση δεδομένων περιείχε τις παραμέτρους εισόδου που θα χρησιμοποιούνταν για τη κατασκευή του μοντέλου και η οποία χωρίζονταν στα δεδομένα εκπαίδευσης και επαλήθευσης. Το μοντέλο εκπαιδεύονταν με την εκάστοτε τεχνική τεχνητής νοημοσύνης, ενώ η βελτιστοποίηση του μοντέλου ήταν στην ευχέρεια του κάθε ερευνητή.

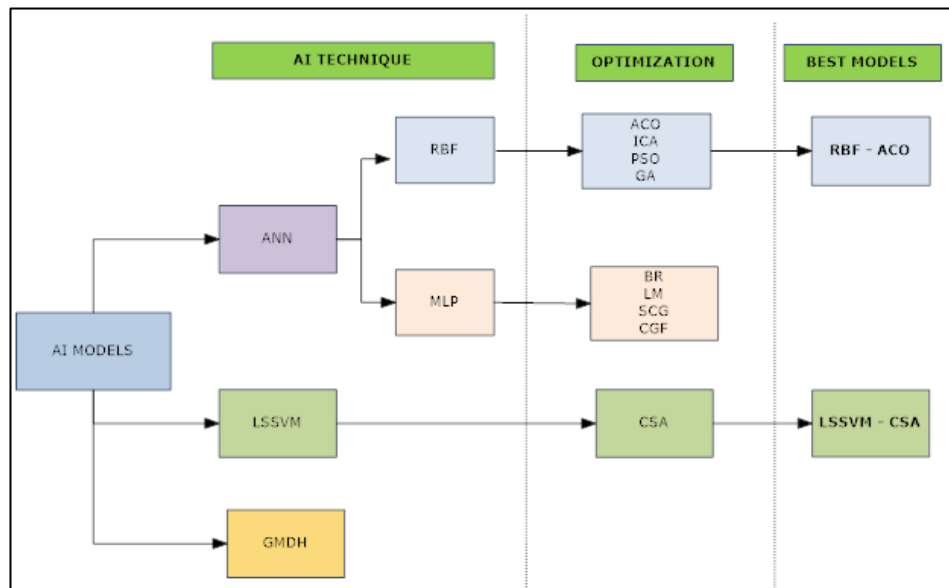


Σχήμα 5-3: Διάγραμμα Ροής Μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης για την Πρόβλεψη της Κατακρήμνισης Ασφαλτενίων

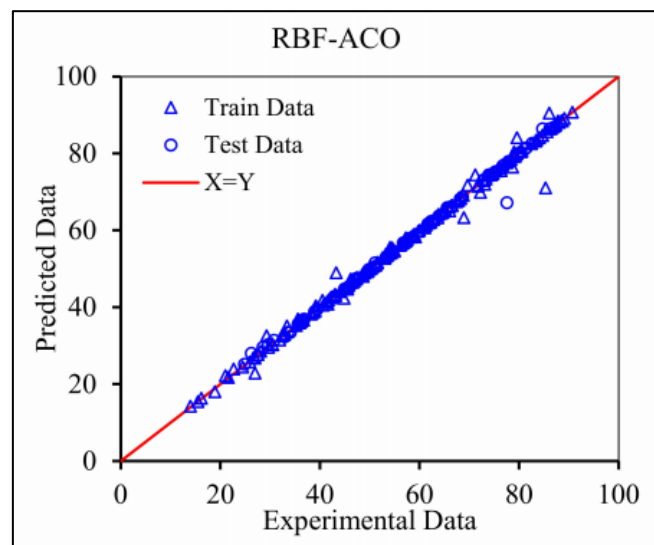
Για παράδειγμα οι Mazloom et al. [129] ανέπτυξαν δέκα (10) διαφορετικά μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (Σχήμα 5-4), στοχεύοντας στην απορρόφηση των ασφαλτενίων από νανοσύνθετες ενώσεις (nanocomposites). Η βάση δεδομένων αποτελούνταν από 252 σύνολα δεδομένων, από τα οποία η θερμοκρασία, το pH, το είδος της ένωσης και ο λόγος D/C_0 ²⁹, χρησιμοποιήθηκαν ως παράμετροι εισόδου. Επιπλέον, οι ερευνητές μελέτησαν ποια παράμετρος εισόδου επηρεάζει σημαντικά την απορρόφηση των ασφαλτενίων και κατέληξαν ότι η θερμοκρασία έχει τη μεγαλύτερη επίδραση. Όπως υπέδειξαν οι Mazloom et al., το μοντέλο που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα ήταν το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων ακτινικής βάσης με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization – ACO), καθώς παρείχε καλύτερη αντιστοιχία μεταξύ των πειραματικών και πραγματικών τιμών (Εικόνα 5-10). Ακόμη, το μοντέλο των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης

²⁹ Ο λόγος της ποσότητας των νανοσύνθετων ενώσεων προς την αρχική συγκέντρωση των ασφαλτενίων και εκφράζει τη γραμμική σχέση που έχει η προσρόφηση ασφαλτενίων από νανοσύνθετες ενώσεις.

ελαχίστων τετραγώνων με τον αλγόριθμο προσομοίωσης συζευγμένης ανόπτωσης (LSSVM – CSA) είχε την αμέσως επόμενη καλύτερη απόδοση.



Σχήμα 5-4: Σχηματική Απεικόνιση των Συνδυασμών Τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης και Αλγορίθμων Βελτιστοποίησης για την Απορρόφηση Ασφαλτενίων



Εικόνα 5-10: Αποτελέσματα Μοντέλου Νευρωνικών Δικτύων και Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών για την Απορρόφηση των Ασφαλτενίων [129]

ΣΧΟΛΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ

Όπως παρατηρήθηκε, η τεχνητή νοημοσύνη λαμβάνει όλο και περισσότερο χώρο για την πρόβλεψη και αξιολόγηση παραμέτρων που σχετίζονται με την παραγωγική διαδικασία του πετρελαίου. Παρακάτω παρουσιάζονται κάποιες παρατηρήσεις σχετικά με τις άνωθεν μελέτες, όπως:

- ▽ Γενικά, οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη των ενδεχόμενων προβλημάτων που δύναται να συμβούν κατά τη παραγωγική φάση σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους πρόβλεψης αυτών (εμπειρικές σχέσεις, αριθμητικά μοντέλα κ.τ.λ.), καθώς δίνουν πιο αυστηρές και γρήγορες εκτιμήσεις. Ωστόσο, πρέπει να τονιστεί ότι στην περίπτωση των προσομοιώσεων που πραγματοποιούνται για την πρόβλεψη της παραγωγής, οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης λειτουργούν συνεργατικά με τους κλασσικούς προσομοιωτές, παρέχοντας μεγαλύτερη ακρίβεια και ευελιξία.
- ▽ Η ποιότητα και η επαρκής ποσότητα των δεδομένων παίζουν καθοριστικό ρόλο για την αξιοπιστία του μοντέλου.
- ▽ Λόγω των αυξανόμενων ρύπων διοξειδίου του άνθρακα, υπάρχει έντονη ανάγκη αντιμετώπισης/δέσμευσης αυτών. Για αυτόν τον λόγο, οι περισσότερες μελέτες για την πρόβλεψη της MMP χρησιμοποίησαν ως εισπνεζόμενο αέριο το διοξείδιο του άνθρακα (ποσοστό εμφάνισης ίσο με 86%).
- ▽ Η κύρια τεχνική τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιήθηκε τόσο για την πρόβλεψη και την βελτιστοποίηση των MMP και WAG, όσο και για την πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων κατά την παραγωγική διαδικασία (σχηματισμός κηρού και κατακρήμνιση ασφαλτενίων) είναι τα **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα**.
- ▽ Ακόμη, οι υβριδικές μορφές των νευρωνικών υπερτερούν της μεμονωμένης μορφής αυτών. Οι υβριδικές μορφές μπορούν να προσφέρουν καλύτερες λύσεις, καθώς συνδυάζουν τα πλεονεκτήματα των διαφορετικών τεχνικών.
- ▽ Οι μελέτες που χρησιμοποιούσαν τα νευρωνικά δίκτυα ως κύρια τεχνική για την πρόβλεψη του σχηματισμού κηρός και της κατακρήμνισης ασφαλτενίων ήταν μεγαλύτερη ή ίση του 50% των συνολικά εφαρμοζόμενων τεχνικών. Ο λόγος για τον οποίο, οι ερευνητές επέλεξαν τα νευρωνικά δίκτυα ήταν είτε εξαιτίας της υψηλής ικανότητας εκπαίδευσης που διαθέτουν, είτε όταν η βάση δεδομένων τους περιέχει πληθώρα δεδομένων.
- ▽ Οι **μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης** ήταν η δεύτερη ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική. Ακόμη, σε όλες τις συγκριτικές μελέτες που πραγματοποιήθηκαν, η απόδοση των νευρωνικών δικτύων υστερούσε έναντι αυτής των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης.

- ☒ Αντίστοιχα, οι κύριοι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν στα παραπάνω πεδία ήταν οι γενετικοί αλγόριθμοι και η βελτιστοποίηση σμήνους, με την τελευταία να εμφανίζεται περισσότερο, λόγω της μικρότερης χρονικά εύρεσης λύσης και απαίτησης σε παραμέτρους εισόδου & σε αριθμό επαναλήψεων, καθιστώντας τα πιο εύκολα στη χρήση.

6 Κεφάλαιο: Η Τεχνητή Νοημοσύνη & η Ρομποτική στις Διαδικασίες Ελέγχου εργασιών της πετρελαϊκής Βιομηχανίας

Για τη διασφάλιση της υγείας, της ασφάλειας και της προστασίας του περιβάλλοντος οι εργασίες της πετρελαϊκής βιομηχανίας απαιτούν συστηματικές διαδικασίες παρακολούθησης, ελέγχου και επίβλεψης του υφιστάμενου εξοπλισμού. Επιπλέον, οι δραστηριότητες της σε όλο πιο δύσκολα περιβάλλοντα (υπεράκτιες εκμεταλλεύσεις) απαιτεί τη χρήση πιο εξειδικευμένων μεθόδων και εργαλείων που θα της επιτρέπουν να υλοποιεί τις απαραίτητες διαδικασίες ελέγχου.

Ταυτόχρονα, η εξέλιξη της τεχνολογίας οδηγεί τη βιομηχανία προς τη ψηφιοποίηση των πεδίων (digitalization of oilfield), μέσω των «έξυπνων» συσκευών (smart devices) σχετικά με τη συλλογή και την επεξεργασία δεδομένων, και τη μετατροπή τους σε πολύτιμες πληροφορίες. Κύριοι μηχανισμοί επικοινωνίας των συσκευών ήταν το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of Things) και τα Μεγάλα Δεδομένα (Big Data & Analytics), όπου η πληροφορία μεταφέρεται μέσω αισθητήρων και των οποίων η πρακτική εφαρμογή βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη [130].

Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης συντέλεσε στην ανάπτυξη νέων τεχνολογιών έγκαιρης πρόβλεψης και παρακολούθησης των διαδικασιών της πετρελαϊκής βιομηχανίας. Ακόμη, διάφορα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης έχουν αναπτυχθεί και για την αναβάθμιση των διαδικασιών ελέγχου του εξοπλισμού και των εργασιών [131, 17], ωστόσο, βρίσκονται ακόμη σε ερευνητικό στάδιο. Ο συνδυασμός της με τη ρομποτική ανέπτυξε ένα νέο κλάδο τεχνολογικών καινοτομιών, ο οποίος παρουσιάζει υψηλές προοπτικές και πρακτικές εφαρμογές στις διαδικασίες ελέγχου & επιτήρησης των δραστηριοτήτων της βιομηχανίας.

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζεται η συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης στη χρήση ειδικά εξοπλισμένων ρομπότ για την επίβλεψη και τον έλεγχο του εξοπλισμού της πετρελαϊκής βιομηχανίας. Ειδικότερα, στο κεφάλαιο αναλύονται τα αίτια που δημιούργησαν την ανάγκη για τη χρήση των ρομπότ, οι μηχανισμοί με τους οποίους λειτουργούν και οι εφαρμογές στις οποίες χρησιμοποιούνται.

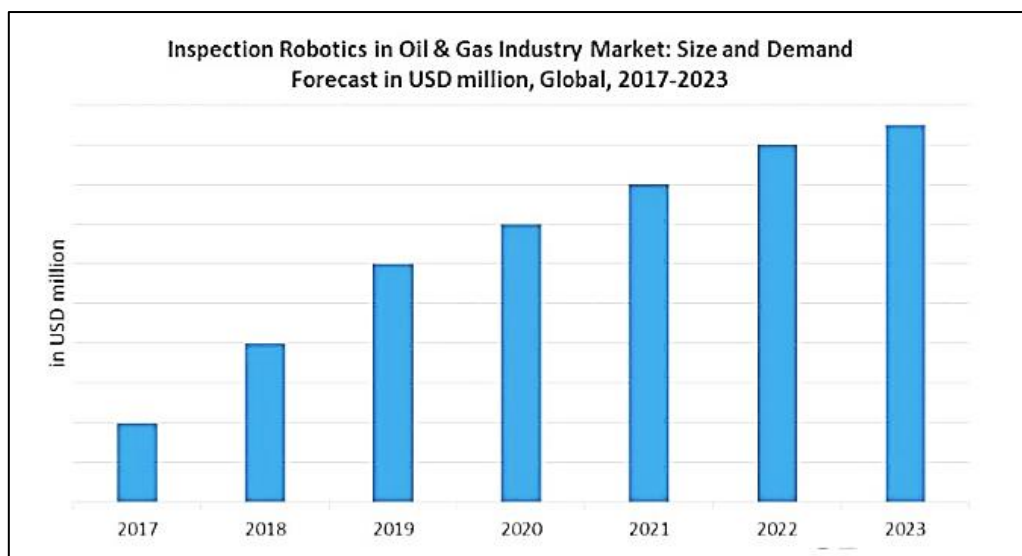
6.1 Αναγκαιότητα για ρομπότ

Η πετρελαϊκή βιομηχανία έχει αναπτύξει δραστηριότητες σε όλο πιο δύσκολα περιβάλλοντα, όπως σε βαθιά και πολύ βαθιά νερά (deep-water & ultra-deep-water), ή στον αρκτικό κύκλο (arctic zone). Τέτοιου είδους περιβάλλοντα απαιτούν συγκεκριμένες διαδικασίες ελέγχου βάσει των πρωτοκόλλων ασφαλείας [Health – Safety – Environment (HSE)] που τηρούν.

Επιπλέον, το ατύχημα του Deepwater Horizon, που έγινε το 2010 στον Κόλπο του Μεξικού προκαλώντας τον θάνατο 11 και τον τραυματισμό 17 ανθρώπων, καθώς επίσης και την διαρροή 4,9 εκατ. βαρέλια πετρελαίου, θανατώνοντας περίπου 60.000 ζώα, αποτέλεσε την αφορμή για την επιβολή ενός πιο ουσιαστικού μηχανισμού ελέγχου, τόσο σε υποθαλάσσιες συνθήκες, όσο και σε επιφανειακές [132].

Η εξέλιξη της τεχνολογίας, ενίσχυσε την αυτοματοποίηση των μηχανισμών ελέγχου, αντικαθιστώντας τις χειροκίνητες διαδικασίες ελέγχου, σε απομακρυσμένες (remote). Στόχος και προτεραιότητα, σε κάθε περίπτωση, ήταν η εξασφάλιση ενός ασφαλούς περιβάλλοντος, τόσο για τους ανθρώπους, όσο για την κατάσταση του εξοπλισμού.

Μία από τις εφαρμογές απομακρυσμένου ελέγχου αποτελούν τα **ρομπότ**. Δεδομένου ότι, τις περισσότερες φορές, ο κύριος εξοπλισμός της πετρελαϊκής βιομηχανίας βρίσκεται σε περιβάλλοντα με ακραίες συνθήκες, η χρήση των ρομπότ τα τελευταία χρόνια παρουσίασε, και εξακολουθεί να παρουσιάζει, ανοδική χρήση, όπως παρουσιάζεται και στην Εικόνα 6-1.



Εικόνα 6-1: Ζήτηση Ρομπότ Επίβλεψης στην Πετρελαϊκή Βιομηχανία [133]

Ειδικά εξοπλισμένα ρομπότ μπορούν να παρέχουν, σε συνεχή βάση, πληροφορίες σχετικά με την κατάσταση και τη λειτουργία των εργασιών τόσο σε υποθαλάσσια, όσο σε χερσαία και εναέρια περιβάλλοντα. Εκτός των ασφαλέστερων ελεγκτικών διαδικασιών που παρέχουν τα ρομπότ, προσφέρουν ακόμη:

1. **Βελτιωμένη ακρίβεια**, καθώς εξασφαλίζουν συγκεκριμένο βαθμό ποιότητας και ακρίβειας με όσο το δυνατόν ελάχιστα σφάλματα σε μεγάλα χρονικά διαστήματα, κάτι που η ανθρώπινη εργασία δεν θα μπορούσε να διατηρήσει με συνέπεια
2. **Ευελιξία**, καθώς δύναται να επαναπρογραμματιστούν και να χρησιμοποιηθούν και για άλλες χρήσεις, και
3. **Πολύωρη λειτουργία**, δεδομένου ότι δεν απαιτείται διάλειμμα και μπορούν να λειτουργούν συνεχώς [134].



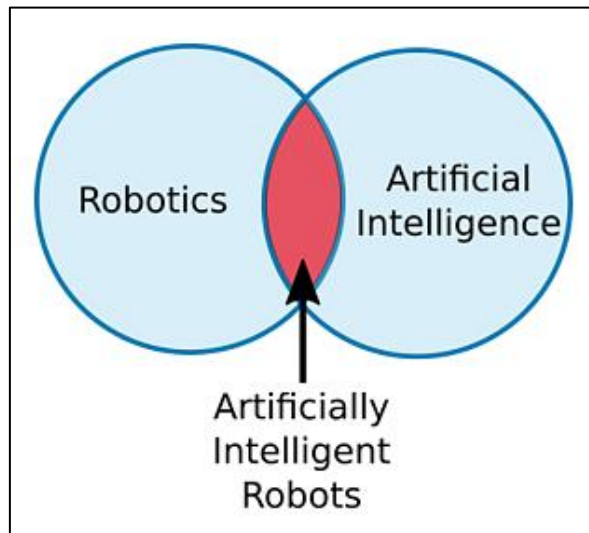
Σχήμα 6-1: Πλεονεκτήματα από τη Χρήση των Ρομπότ

6.2 Μηχανισμοί Λειτουργίας Έξυπνων Ρομπότ

Τα κλασσικά ρομπότ λειτουργούν βάσει προγραμματιστικών κανόνων, ενώ η προσθήκη κάμερας, και αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης εξελίσσουν τα ρομπότ από κλασσικά σε τεχνητά έξυπνα [134]. Πρακτικά, ο μηχανισμός λειτουργίας των τεχνητά έξυπνων ρομπότ βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη και στα ρομποτικά συστήματα (robotics). Η τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί ως **εγκέφαλος** και τα ρομποτικά συστήματα ως το **σώμα**.

Ο συνδυασμός της ρομποτικής και της τεχνητής νοημοσύνης, με κύρια τεχνική τη **μηχανική μάθηση**, αποτελεί μία δυναμική εξέλιξη για τις αυτοματοποιημένες

διαδικασίες των βιομηχανιών [135]. Η ρομποτική μάθηση (robotic learning) είναι ένα ερευνητικό πεδίο, το οποίο διασταυρώνει τη μηχανική μάθηση και τη ρομποτική. Το συγκεκριμένο πεδίο μελετά τεχνικές που δίνουν τη δυνατότητα σε ένα ρομπότ να αποκτήσει νέες δεξιότητες ή να προσαρμοστεί στο περιβάλλον του, μέσω αλγορίθμων μάθησης, καθιστώντας το, έξυπνο (Εικόνα 6-2). Παραδείγματα δεξιοτήτων που στοχεύουν οι αλγόριθμοι εκμάθησης είναι οι κινητικές, οι διαδραστικές, καθώς και οι γλωσσικές δεξιότητες [136].



Εικόνα 6-2: Πεδίο Ανάπτυξης Τεχνητά Έξυπνων Ρομπότ [137]

6.2.1 Ρομπότ (Robots)

Όπως αναφέρθηκε, η μηχανική μάθηση είναι ο κύριος μηχανισμός λειτουργίας των έξυπνων ρομπότ. Μία από τις εφαρμογές της αποτελεί η υπολογιστική όραση, μέσω της οποίας τα ρομπότ μπορούν να αναγνωρίζουν το περιβάλλον στο οποίο δραστηριοποιούνται, και να εντοπίσουν ανωμαλίες σχετικά με αυτό. Η εισαγωγή των Μεγάλων Δεδομένων (Big Data), δηλαδή οπτικοποιημένων δεδομένων (φωτογραφίες, βίντεο κ.ά.), έχει διευκολύνει την εξέλιξη της υπολογιστικής όρασης, η οποία, κατ' επέκταση, δίνει τη δυνατότητα στα ρομπότ να αποκτήσουν ικανότητες αναγνώρισης και ταξινόμησης αντικειμένων [135]. Συνήθως, η εκπαίδευση των ρομπότ για την ταξινόμηση και την ανίχνευση των αντικειμένων βάσει των οπτικοποιημένων δεδομένων, πραγματοποιείται με τα νευρωνικά δίκτυα.

Πολλοί επιστήμονες προτιμούν τον όρο «ρομποτική όραση», καθώς χρησιμοποιεί περισσότερους από έναν αλγορίθμους για τη λειτουργία των ρομπότ. Παρότι οι δύο έννοιες είναι στενά συνδεδεμένες, η ρομποτική όραση διαφέρει από τη μηχανική,

καθώς η πρώτη περιλαμβάνει την **κινηματική** (kinematics), με την οποία βαθμονομείται το πλαίσιο αναφοράς στο οποίο υπόκειται η δράση του ρομπότ, καθώς επίσης και η ικανότητα του ρομπότ να αλληλεπιδρά φυσικά με το περιβάλλον του [135].

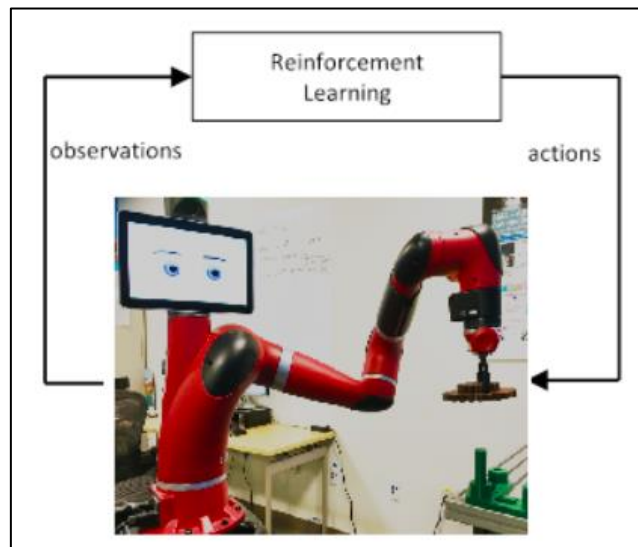
Ακόμη, η αυτό-εποπτευόμενη μάθηση (Self-Supervised Learning – SSL) και η μάθηση μίμησης (Imitation Learning – IL) μπορούν να θεωρηθούν σημαντικές τεχνικές εκπαίδευσης των ρομπότ.

Στην πρώτη περίπτωση, η αυτό-εποπτευόμενη μάθηση επιτρέπει στα ρομπότ να δημιουργήσουν τα δικά τους παραδείγματα εκπαίδευσης, προκειμένου να βελτιώσουν την απόδοσή τους. Η αυτό-εποπτευόμενη μάθηση περιλαμβάνει την εκ των προτέρων (a priori) εκπαίδευση, καθώς επίσης και την καταγραφή των διαφορούμενων δεδομένων που προέρχονται από τους αισθητήρες (sensors). Τα παραπάνω ενσωματώνονται στα ρομπότ, ούτως ώστε αυτά να μπορούν να αναγνωρίσουν διάφορα αντικείμενα και εμπόδια (π.χ. εμπόδια σε ανώμαλα εδάφη).

Ακόμη, η αυτόνομη μάθηση (Autonomous Learning) εφαρμόζεται επίσης στα αυτόνομα οχήματα – ρομπότ και στις εργασίες ελέγχου [135]. Η αυτόνομη μάθηση είναι μια παραλλαγή της αυτο-εποπτευόμενης μάθησης και περιλαμβάνει τη βαθιά μάθηση (deep learning) και τις μη-εποπτευόμενες μεθόδους [π.χ. οι αλγόριθμοι ανίχνευσης δρόμου (road detection algorithm) και τα μοντέλα ασαφούς λογικής & μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (FSVM)].

Αντίθετα, η μάθηση μίμησης αποτελεί ομπρέλα της ενισχυτικής μάθησης (βλ. ενότητα 1.2.1) ενώ ακόμη, παρακινεί ένα πράκτορα (agent) να ενεργήσει με στόχο τη βελτιστοποίηση της απόδοσής του. Η λειτουργία της μάθησης μίμησης βασίζεται στη μίμηση κινήσεων, προερχόμενη από τα παιδιά που μιμούνται τις κινήσεις των υπολοίπων ανθρώπων. Αντίστοιχα στην τεχνητή νοημοσύνη, αποτελεί ένα μέσο μάθησης και ανάπτυξης νέων δεξιοτήτων (actions) από την παρατήρηση εκείνων των δεξιοτήτων (observations) που εκτελούνται από έναν άλλο πράκτορα, όπως αποτυπώνεται στην Εικόνα 6-3. Η μίμηση μάθησης, όπως εφαρμόζεται στα ρομπότ, είναι μία τεχνική για τη μείωση της πολυπλοκότητας εύρεσης λύσεων. Έχει αποτελέσει σημαντική μέθοδο μάθησης, ιδιαίτερα για τα ρομπότ που χρησιμοποιούνται στον εργοστασιακό/βιομηχανικό κλάδο και αυτό διότι, ο

χειροκίνητος προγραμματισμός των ρομπότ είναι δύσκολος, καθώς οι λειτουργίες της βιομηχανίας είναι πολύπλοκες [135, 138].



Εικόνα 6-3: Εκπαίδευση Ρομπότ βάσει Ενισχυτικής Μάθησης [139]

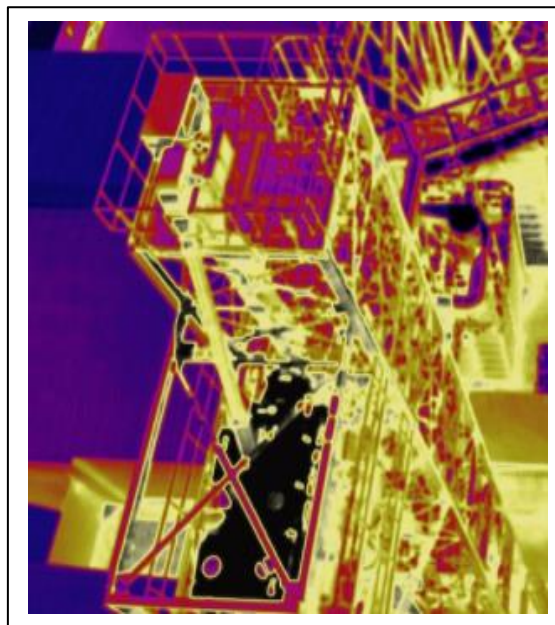
6.2.2 Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη (Drones)

Ένας τύπος απομακρυσμένου ελέγχου και επίβλεψης αποτελούν τα μη επανδρωμένα αεροσκάφη (drones). Τα μη επανδρωμένα αεροσκάφη ανήκουν στη κατηγορία των μη επανδρωμένων εναέριων οχημάτων των κινητών ρομπότ. Τα drones, έχοντας δυνατότητες μηχανικής όρασης, παρέχουν συνεχώς δεδομένα, από την εναέρια λειτουργία τους, στο προσωπικό των πετρελαϊκών εταιρειών.

Ο μηχανισμός λειτουργίας των drones βασίζεται σε ένα ανεπτυγμένο σύστημα υποστήριξης **τεχνητής νοημοσύνης** και **υπολογιστικής όρασης** με τον οποίο μπορούν να οπτικοποιούν τις λειτουργίες του πεδίου, να παρακολουθούν και να ελέγχουν απομακρυσμένες περιοχές, όπου η πρόσβαση σε αυτές μπορεί να καταστεί δύσκολη. Όπως αναφέρθηκε και στα ρομπότ, η υπολογιστική όραση προσφέρει την ικανότητα στα drones να αναγνωρίζουν και να ταξινομούν αντικείμενα μέσα από την εκπαίδευσή τους σε οπτικοποιημένα δεδομένα, τα οποία προέρχονται από τους αισθητήρες που διαθέτουν. Με αυτόν τον τρόπο, και σε συνδυασμό με προϊόντα και υπηρεσίες υψηλής τεχνολογίας [π.χ. κάμερες υψηλής ευκρίνειας (HD)] [46], μπορούν να αντιλαμβάνονται τον χώρο στον οποίο δρουν, να χαρτογραφούν την περιοχή δράσης, να ανιχνεύουν αντικείμενα και να παρέχουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο (real-time information). Ακόμη, τα drones δύναται να χρησιμοποιηθούν για την

επιθεώρηση και τον εντοπισμό τυχόν ανωμαλιών που ενδέχεται να εμφανιστούν κατά τις διαδικασίες όρυξης.

Τα drones είναι κατασκευασμένα, έτσι ώστε να εξασφαλίζουν ένα περιβάλλον ασφαλές, προστατευμένο και συμβατό με τις λειτουργίες της βιομηχανίας, όπως για παράδειγμα η εφαρμογή της θερμικής χαρτογράφησης του εξοπλισμού (Εικόνα 6-4) που καταγράφει τυχόν διαρροές αερίων (π.χ. διαρροές μεθανίου) [140]. Λόγω των μειωμένων δαπανών από τη λειτουργία των drones, δίνεται η δυνατότητα καθημερινής επίβλεψης και παρακολούθησης των διαδικασιών, ενώ οι καλύτερες και ασφαλέστερες συνθήκες επίβλεψης που προσφέρουν, αντικαθιστούν τις επικίνδυνες επανδρωμένες διαδικασίες ελέγχου [141].



Εικόνα 6-4: Απεικόνιση Εξοπλισμού μέσω Θερμικής Κάμερας [140]

6.3 Πρακτικές Εφαρμογές στη Βιομηχανία (Industrial Applications)

Τα ρομπότ και τα drones αποτελούν πλέον βασικά εργαλεία για τη λειτουργία της πετρελαϊκής βιομηχανίας. Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν τόσο στην ασφάλεια της ανθρώπινης ζωής, του περιβάλλοντος, καθώς και στην ακεραιότητα του εξοπλισμού, προσφέρουν στη βιομηχανία τη δυνατότητα να αναπτύξει νέες προοπτικές και εναλλακτικές για την υλοποίηση των εργασιών της.

Ωστόσο, παρότι τα ρομπότ καλύπτουν μεγάλο φάσμα των δραστηριοτήτων της βιομηχανίας, υπάρχει περιορισμένος αριθμός διαθέσιμων πρακτικών εφαρμογών που

αφορούν τα τεχνητά έξυπνα ρομπότ. Ενδεικτικά, αναφέρονται μερικές περιπτώσεις στις οποίες έχει γίνει γνωστή η συμμετοχή τέτοιων ρομπότ.

Παραδείγματα

Η χρήση των ρομπότ στη φάση της έρευνας, πλην της επιτήρησης αυτής, επικεντρώνεται στη συλλογή και ανάλυση δεδομένων, που προέρχονται από αισθητήρες. Συνήθως, εφαρμόζονται για περιοχές που ενδέχεται να υπάρχουν σημαντικές ποσότητες υδρογονανθράκων. Για τέτοιου είδους έρευνες, καθώς και την επίβλεψη αυτών σε χερσαίες συνθήκες (onshore conditions) χρησιμοποιούνται τα ρομπότ [οχήματα απομακρυσμένης λειτουργίας (Remote Operated Vehicle – ROV)], ενώ σε υπεράκτιες συνθήκες (offshore conditions) χρησιμοποιούνται τα drones. Ειδικότερα, **τα drones** ενδείκνυνται και όταν πραγματοποιούνται δειγματοληπτικές γεωτρήσεις, ανιχνεύοντας πιθανές διαρροές μεθανίου [132].

Για παράδειγμα, η Houston Mechatronics, το 2014, ανέπτυξε το Aquanaut με στόχο να μειώσει τα παραγόμενα έξοδα που προκύπτουν από τη μεταφορά των ρομπότ σε θαλάσσιες πλατφόρμες (π.χ. μεγάλα σκάφη υποστήριξης – support vessels). Η καινοτομία του συγκεκριμένου ρομπότ έγκειται στο γεγονός ότι μπορεί να αλλάζει από όχημα απομακρυσμένης λειτουργίας σε αυτόνομο μη επανδρωμένο όχημα (Autonomous Unmanned Vehicle – AUV). Το ρομπότ αυτό μπορεί να καταγράφει σεισμικά δεδομένα και να πραγματοποιεί διαδικασίες ελέγχου και επιθεώρησης, μέσω της καταγραφής δεδομένων υπολογιστικής όρασης, ενώ οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης δίνουν στο Aquanaut μεγαλύτερη αυτονομία. Το συγκεκριμένο ρομπότ πρόκειται να βγει στην αγορά το πρώτο τρίμηνο του 2021 [142, 143]. Επιπλέον, το 2016, η ExxonMobil σε συνεργασία με το MIT, ανέπτυξαν ένα έξυπνο ρομποτικό σύστημα για την αναζήτηση φυσικών διαρροών, από τις οποίες το πετρέλαιο διαφεύγει από τον θαλάσσιο πυθμένα [144, 145]. Το συγκεκριμένο ρομπότ με δυνατότητα πλοήγησης και ανίχνευσης διαρροών πετρελαίου δύναται να προστατεύσει το οικοσύστημα και να χρησιμεύσει ως δείκτης για ενεργειακούς πόρους.



Εικόνα 6-5: Aquanaut

Επιπλέον, οι δραστηριότητες σε πιο δύσκολα περιβάλλοντα δυσχεραίνει την παρουσία και εργασία των ανθρώπων σε αυτά. Η παρουσία τους σε **υπεράκτιες πλατφόρμες** έχει κριθεί δύσκολη και απαιτητική, με αντίστοιχα υψηλά κόστη. Πλέον, έχουν κατασκευαστεί αυτόματες και απομακρυσμένης διαχείρισης υπεράκτιες πλατφόρμες, οι οποίες μειώνουν τα κόστη συντήρησης του εξοπλισμού και εκτελούν τις εργασίες τους για χρονικό διάστημα 6-12 μηνών χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση [132]. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η πλατφόρμα Oseberg H (Εικόνα 6-6), η οποία κατασκευάστηκε από την Equinor στη Βόρειο Θάλασσα, όπου οι μηχανικοί την επισκέπτονται μία – δύο φορές τον χρόνο για την καταγραφή και επιβεβαίωση της ορθής λειτουργίας της. Βασικό πλεονέκτημα της συγκεκριμένης πλατφόρμας είναι ότι οι ελεγκτικές διαδικασίες πραγματοποιούνται αυτόματα από το σύστημα απομακρυσμένου ελέγχου, εξοικονομώντας με αυτόν τον τρόπο σημαντικά κόστη από την απασχόληση υψηλής τεχνογνωσίας ανθρώπινου δυναμικού στους επί τόπου ελέγχους.



Εικόνα 6-6: Πλατφόρμα Oseberg H [146]

Μία ακόμη χρήση έξυπνων ρομπότ πραγματοποιείται και για τον εντοπισμό διαρροών πετρελαίου εντός θαλάσσης, και όχι στην επιφάνεια αυτής, καθώς είναι πιο δύσκολες να εντοπιστούν. Η νορβηγική Aker BP για να επιθεωρεί και να ελέγχει τις δραστηριότητες της, χρησιμοποιεί ένα **τετράποδο έξυπνο ρομπότ (Spot)**, του οποίου τα καθήκοντα περιλαμβάνουν υποβρύχιες επιθεωρήσεις, εκτέλεση εργασιών αποτρέποντας την ανθρώπινη παρέμβαση σε υπεράκτιες δραστηριότητες, ενώ ακόμη μπορούν να ανταποκριθεί σε πιθανές διαρροές. Η απομακρυσμένη ανίχνευση (remote

sensing) δύναται να χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση διαρροών, τις εργασίες καθαρισμού των πετρελαιοκηλίδων κ.ά. [132].



Εικόνα 6-7: Τετράποδο Ρομπότ (Spot) [147]

ΣΧΟΛΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει αποτελέσει σημαντικό εργαλείο για την ανάπτυξη έξυπνων λειτουργιών επίβλεψης, ελέγχου και συντήρησης της πετρελαϊκής βιομηχανίας. Παρακάτω, παρουσιάζονται κάποιες παρατηρήσεις σχετικά με την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στα ρομποτικά συστήματα:

- ✎ Ο συνδυασμός κλασσικής ρομποτικής και τεχνητής νοημοσύνης, δημιουργεί τα τεχνητά έξυπνα ρομπότ, τα οποία παρουσιάζουν πρακτικό ενδιαφέρον από πολλές πετρελαϊκές εταιρείες
- ✎ Η ανάπτυξη των δεξιοτήτων που τα καθορίζει έξυπνα, βασίζεται στη τεχνητή νοημοσύνη, και δη στη μηχανική μάθηση
- ✎ Η υπολογιστική όραση, η αυτό-εποπτευόμενη μάθηση και η μάθηση μίμησης, αποτελούν τις κύριες τεχνικές για τα ρομπότ που εφαρμόζονται στην πετρελαϊκή βιομηχανία, ενώ οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται ποικίλλουν (π.χ. νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, αλγόριθμοι ανίχνευσης δρόμου κ.ά.)
- ✎ Η αναγνώριση του περιβάλλοντος, ο εντοπισμός τυχόν ανωμαλιών και η ταξινόμηση των αντικειμένων είναι οι βασικές λειτουργίες των ρομπότ και των drones, σε χερσαία και αέρια περιβάλλοντα αντίστοιχα.

7 Κεφάλαιο: Σχολιασμός – Συμπεράσματα

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν **«Η τεχνητή νοημοσύνη στην έρευνα και εκμετάλλευση υδρογονανθράκων»**. Η εν λόγω εργασία φαίνεται ότι αποτελεί την πρώτη προσπάθεια συγκεντρωτικής καταγραφής της συμβολής της τεχνητής νοημοσύνης στον τομέα αυτό, που πραγματοποιείται σε ελληνικό ακαδημαϊκό επίπεδο.

Από την βιβλιογραφική έρευνα που πραγματοποιήθηκε στο πλαίσιο της εργασίας, παρατηρείται ότι η τεχνητή νοημοσύνη έχει αρχίσει να αποτελεί βασικό εργαλείο της πετρελαϊκής βιομηχανίας. Έχει διεισδύσει σε πολλούς τομείς της, κυρίως λόγω των απαιτήσεων που προκύπτουν από:

- 📖 τη συλλογή/διαχείριση & επεξεργασία μεγάλων δεδομένων και
- 📖 τη βελτιστοποίηση των διεργασιών της,

στα όλο και πιο δύσκολα και απόμακρα περιβάλλοντα που δραστηριοποιείται.

Γενικά, οι παραδοσιακοί τρόποι πρόβλεψης αποτελούν σημαντικό και αναπόσπαστο κομμάτι της πετρελαϊκής βιομηχανίας, καθώς έχουν προέλθει μέσα από συνεχή επιστημονική αναζήτηση, ενώ ταυτόχρονα παρέχουν τη δυνατότητα πολλαπλής επιλογής και επαλήθευσης των λύσεων. Παρόλα αυτά, απαιτούν πολύ χρόνο για τη λειτουργία τους και μειονεκτούν στη διαχείριση πολλών δεδομένων ή δεδομένων μεγάλου όγκου – θέματα τα οποία αντιμετωπίζονται καλύτερα με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης. Στόχος της τεχνητής νοημοσύνης, σε κάθε περίπτωση, είναι:

- η βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων
- η μείωση του απαιτούμενου χρόνου και αντίστοιχα
- η μείωση του κόστους.

Από την άλλη πλευρά, δεδομένου ότι η πετρελαϊκή βιομηχανία (στο σύνολό της) καλύπτει ένα μεγάλο φάσμα δραστηριοτήτων (έρευνα, χαρακτηρισμός ταμιευτήρων και ρευστών, όρυξη γεωτρήσεων, μηχανική ταμιευτήρων και παραγωγής κλπ.) με πολλαπλές και σύνθετες διεργασίες ανά δραστηριότητα, διαπιστώθηκε δυσκολία συγκέντρωσης της εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης σε όλους αυτούς τους τομείς. Σε αυτό, επίσης, συντελεί και η στάση των πετρελαϊκών εταιρειών, οι οποίες δεν καθιστούν εύκολα διαθέσιμες πληροφορίες σχετικά με την εφαρμογή τέτοιων συστημάτων στις διεργασίες της.

Όπως διαπιστώθηκε, σημαντική πρόκληση αποτελούν η διαχείριση και επεξεργασία των δεδομένων. Η τεχνητή νοημοσύνη μέσω της ψηφιοποίησης των δεδομένων διευκολύνει την διαχείριση τους, καθώς μέσω αυτής αξιοποιούνται δεδομένα που είχαν παραληφθεί νωρίτερα, ενώ ακόμη δίνεται το κίνητρο για καλύτερους μηχανισμούς καταγραφής αυτών. Επιπλέον, η έγκαιρη διάγνωση ατυχημάτων μέσω της προγνωστικής ανάλυσης δύναται να μειώσει τέτοιου είδους καταστάσεις τόσο στο μηχανολογικό εξοπλισμό, όσο στην εργασία του ανθρωπίνου δυναμικού. Ακόμη, η ψηφιακή καταγραφή ατυχηματικών περιστατικών και η εκπαίδευση της τεχνητής νοημοσύνης μέσα από τα καταγεγραμμένα δεδομένα, δίνει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με το χρόνο, τα αίτια και το πλήθος αυτών των περιστατικών, και βοηθά τη βιομηχανία να περιορίσει την έκθεση σε επικίνδυνα περιβάλλοντα.

Σχετικά με τις τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, αυτές που φαίνεται να χρησιμοποιούνται περισσότερο στους τομείς της πετρελαϊκής βιομηχανίας που εξετάστηκαν παραπάνω, είναι:

- ☑ τα **νευρωνικά δίκτυα**, λόγω της υψηλής εκπαιδευτικής ικανότητας που διαθέτουν, συν του γεγονότος ότι είναι μία ενδεδειγμένη τεχνική για μεγάλα σύνολα δεδομένων. Επιπλέον, επειδή υπάρχει μεγαλύτερη εμπειρία των χρηστών ως προς αυτά, θεωρείται μία πρακτική τεχνική για την πρόβλεψη της κάθε παραμέτρου ξεχωριστά.
- ☑ οι **μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης**, λόγω της ικανότητας να χειρίζονται πιθανές αβεβαιότητες στα εισαγόμενα δεδομένα και του μικρού υπολογιστικού που χρειάζονται.
- ☑ οι **γενετικοί αλγόριθμοι** και η **βελτιστοποίηση σμήνους** σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές (υβριδικές μορφές), χάρη της ικανότητας τους να συνδέουν τα πλεονεκτήματα των εκάστοτε τεχνικών, αποφεύγοντας πιθανά σφάλματα και λόγω της απαίτησής τους σε μικρό αριθμό παραμέτρων εισόδου. Επισημαίνεται ότι και άλλοι αλγόριθμοι αρχίζουν παρουσιάζουν ολοένα και μεγαλύτερη προτίμηση από τους ερευνητές σε εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης (π.χ. Ant colony optimization algorithms – ACO) στη πετρελαϊκή βιομηχανία.

Μία ακόμη παρατήρηση είναι ότι η χρήση των διαφόρων τεχνικών ακολουθεί γενικά τη χρονολογική σειρά εμφάνισής τους. Εξ ου και τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν μεγαλύτερη συχνότητα εφαρμογής, καθώς χρονολογικά αποτελούν την πρώτη μορφή

τεχνητής νοημοσύνης (1943). Με την πάροδο του χρόνου, δόθηκε η δυνατότητα αναγνώρισης των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων της κάθε τεχνικής, ενώ η εμφάνιση και ανάπτυξη νέων έδωσε τη δυνατότητα συνδυασμού τεχνικών (υβριδίων), με κύριο στόχο τη βελτιστοποίηση της απόδοσης.

Παρότι, οι παραδοσιακοί τρόποι πρόβλεψης απαιτούν μία σειρά από επαναληπτικές διαδικασίες για την πλήρη επιβεβαίωση των λύσεων τους, καταναλώνοντας κατ' επέκταση περισσότερο χρόνο, η τεχνητή νοημοσύνη δύναται να παρέχει ακόμη καλύτερη ακρίβεια λύσεων σε μικρότερο υπολογιστικό χρόνο, λόγω της υψηλής υπολογιστικής της ικανότητας. Ωστόσο, θα πρέπει να τονιστεί ότι καίρια παράμετρος για την επιτυχία οποιασδήποτε τεχνικής τεχνητής νοημοσύνης είναι η επιλογή των δεδομένων εισόδου. Συγκεκριμένα, όσο πιο αξιόπιστα και αληθή είναι τα δεδομένα εισαγωγής, τόσο πιο έγκυρες θα είναι και οι παράμετροι εξόδου. Συνεπώς, θα πρέπει να λαμβάνονται υπ' όψιν τυχόν ανακρίβειες που ενδέχεται να έχουν, αξιολογώντας, αντίστοιχα, και τα τελικά αποτελέσματα. Σε αυτό το πλαίσιο, και συγκεκριμένα για την πετρελαϊκή βιομηχανία, η δημιουργία μίας ενιαίας βάσης δεδομένων (μέσα στην οποία θα περιέχονται πραγματικά δεδομένα παλαιότερων εκμεταλλεύσεων από διάφορα πεδία παγκοσμίως), είτε σε επίπεδο μίας εταιρείας, είτε και συνεργατικά με άλλες, θα μπορούσε να αποτελέσει μία αξιόπιστη βάση για την ανάπτυξη αυτών των τεχνικών.

Οι τομείς της πετρελαϊκής βιομηχανίας που εμφανίζουν το μεγαλύτερο ερευνητικό ενδιαφέρον εφαρμογών τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης – βάσει του πλήθους των σχετικών δημοσιευμένων αναφορών – παρατηρείται ότι είναι:

1. Η γεωτρητική διαδικασία του πετρελαίου, με το μεγαλύτερο ερευνητικό ενδιαφέρον να επικεντρώνεται:
 - α) Στην πρόβλεψη και βελτιστοποίηση ρυθμού προχώρησης
 - β) Στην κατάλληλη επιλογή ρευστού διάτρησης
 - γ) Στη χωροχρονική πρόβλεψη ενδεχόμενων προβλημάτων

όπου η πρόβλεψη και η βελτιστοποίηση των παραμέτρων όρυξης προσέφερε τη δυνατότητα της βέλτιστης επιλογής διάφορων παραμέτρων που σχετίζονται με το σχεδιασμό, ενώ ακόμη η χωροχρονική εκτίμηση των ενδεχόμενων προβλημάτων, διευκόλυνε τους μηχανικούς για την έγκαιρη και βέλτιστη αντιμετώπισή τους. Οφείλεται να αναγνωριστεί ότι τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης επέδειξαν

σημαντική επιτυχία στη πρόβλεψη όμοιων καταστάσεων, αποτελώντας ένα σημαντικό εργαλείο ασφάλειας και ακεραιότητας του εξοπλισμού.

2. Ο χαρακτηρισμός του ταμιευτήρα, με τον προσδιορισμό των πετροφυσικών του ιδιοτήτων και των PVT χαρακτηριστικών του πετρελαίου, με κύριο θέμα μελέτης να αποτελούν:

- α) Η πρόβλεψη της πίεσης φυσαλίδας
- β) Η πρόβλεψη του συντελεστή μεταβολής όγκου του πετρελαίου και
- γ) Η πρόβλεψη του πορώδους

όπου η κατασκευή εμπειρικών συσχετίσεων και μοντέλων, μέσω της τεχνητής νοημοσύνης, κατόρθωσε να περιγράψει και να προσδιορίσει με υψηλή ακρίβεια τις σημαντικότερες ογκομετρικές ιδιότητες, δείχνοντας καθ' αυτόν τον τρόπο την επιτυχία των τεχνικών. Επιπλέον, η ανάλυση σεισμικών δεδομένων, με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης, διευκολύνει την ερμηνεία τους, καθώς και την τρισδιάστατη απεικόνιση των γεωλογικών ρηγμάτων.

3. Η παραγωγική διαδικασία του πετρελαίου, όπου οι περισσότεροι ερευνητές εστίασαν:

- α) Στις μεθόδους επαύξησης απόληψης πετρελαίου, και δη στον προσδιορισμό της ελάχιστης πίεσης αναμιξιμότητας
- β) Στην πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων.

Ο συνδυασμός της τεχνητής νοημοσύνης και των αριθμητικών προσομοιώσεων βελτιστοποιεί τα αποτελέσματα που έδιναν τα τελευταία, επιτρέποντας στους μηχανικούς να συμπεριλαμβάνουν περισσότερες κατηγορίες δεδομένων, μειώνοντας τον υπολογιστικό χρόνο. Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη παρείχε τη δυνατότητα στους μηχανικούς και στους επιστήμονες να προβλέπουν την πιθανότητα εμφάνισης προβλημάτων κατά τη διάρκεια της παραγωγικής διαδικασίας, καθώς και τις συνθήκες στις οποίες ενδέχεται να συμβεί.

Ακόμη, πρέπει να αναφερθεί ότι η συνένωση της ρομποτικής και της τεχνητής νοημοσύνης στις διαδικασίες ελέγχου της βιομηχανίας έχει αποτελέσει σημαντική καινοτομία σε παγκόσμιο επίπεδο. Αναφορικά με τη πετρελαϊκή βιομηχανία, αρκετές εταιρείες υιοθετούν και εισάγουν στον κύκλο εργασιών τους τα έξυπνα ρομπότ με στόχο την έγκαιρη πρόβλεψη τυχόν ατυχημάτων – ζημιών, ελαχιστοποιώντας την έκθεση των ανθρώπων σε επικίνδυνα περιβάλλοντα. Βάσει των συνεχώς

εξελισσόμενων τεχνικών, παρατηρείται ότι τα έξυπνα ρομπότ θα είναι μία βασική δραστηριότητα της ρομποτικής βιομηχανίας, καθώς παρουσιάζουν ολοένα και μεγαλύτερο πρακτικό ενδιαφέρον από τις συνεργαζόμενες βιομηχανίες.

Οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν ανά τομέα ακολουθούν την γενικότερη τάση που αναφέρθηκε παραπάνω, δηλαδή τα νευρωνικά δίκτυα είναι η πρώτη χρησιμοποιούμενη τεχνική, μετά οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και οι υβριδικές μορφές των τεχνικών. Ωστόσο, πρέπει να τονιστεί ότι στην περίπτωση της ανάλυσης σεισμικών κυμάτων και των ρευστών διάτρησης, σημαντική προσφορά έχει η χρήση της βαθιάς μάθησης και της συλλογιστικής βάσει περιπτώσεων, αντίστοιχα.

Θα πρέπει, επίσης, να τονιστεί ότι η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης παρουσιάζει νέους κινδύνους, όπως είναι οι κυβερνοεπιθέσεις (cyber attacks) ή θέματα ιδιοκτησίας δεδομένων (data ownership) με τα οποία κρίνεται η ασφάλεια των δεδομένων και η ακεραιότητα μίας πετρελαϊκής εταιρείας, ενώ σημαντικός κίνδυνος κρίνεται ακόμη η αντικατάσταση του ανθρώπινου δυναμικού από αυτήν.

Σε παγκόσμιο επίπεδο, η διεθνής επιστημονική κοινότητα εκφράζει διάφορες πεποιθήσεις σχετικά με την τεχνητή νοημοσύνη. Μία από αυτές τη θεωρεί ως μέσο υπονόμησης και αντικατάστασης της ανθρώπινης εργασίας, στοχεύοντας στην εξοικονόμηση χρόνου και κόστους παραγωγίζοντας τον ανθρώπινο παράγοντα. Υπάρχουν αρκετά πεδία και επαγγέλματα στα οποία η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να μειώσει τις υφιστάμενες θέσεις εργασίας. Παρότι η τεχνητή νοημοσύνη φαίνεται να λειτουργεί, συνεργατικά της πετρελαϊκής βιομηχανίας, παρατηρείται ότι η αντικατάσταση του ανθρώπινου δυναμικού εντοπίζεται, κατά κύριο λόγο, στις περιπτώσεις που υπάρχουν δραστηριότητες σε εξαιρετικά δύσκολα και επικίνδυνα περιβάλλοντα, όπως συμβαίνει με τα έξυπνα ρομπότ.

Ωστόσο, η τεχνητή νοημοσύνη δεν μπορεί να αντικαταστήσει την ανθρώπινη **εμπειρία** και **κρίση**. Μπορεί να τις ενισχύσει και να τις συμπληρώσει, αλλά δεν μπορεί να τις αντικαταστήσει. Ειδικά στο χώρο της πετρελαϊκής βιομηχανίας, χωρίς τη βαθιά τεχνολογική και τεχνική εμπειρία των μηχανικών και των ειδικών της, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης δεν θα μπορεί να θεωρηθεί επιτυχής. Και αυτό γιατί, άμα δεν υπάρχει η δυνατότητα κατανόησης ή εξήγησης των αποτελεσμάτων που προκύπτουν, καθώς και η απόδειξη της ακρίβειάς τους, δεν υπάρχει κανένας λόγος εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης. Η επιτυχής εφαρμογή της εξαρτάται, σαφώς

από το συνδυασμό της γνώσης των ειδικών του χώρου με τις ισχυρές υπολογιστικές δυνατότητες που υπάρχουν διαθέσιμες.

Εν κατακλείδι, η επιπλέον εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης είναι δεδομένο ότι θα αποφέρει ακόμα περισσότερες σημαντικές και ενδιαφέρουσες αλλαγές, τόσο στην λειτουργία της πετρελαϊκής βιομηχανίας, όσο και στην καθημερινότητα ολόκληρης της ανθρωπότητας, αρκεί να γίνεται με σύνεση και όχι εναντίον της κοινωνίας. Αντίστοιχα, δεν πρέπει ούτε να θεοποιείται, αλλά ούτε να δαιμονοποιείται, καθώς η χρήση της και τα αποτελέσματά της εξαρτώνται από τον εκάστοτε χρήστη.

8 Βιβλιογραφία

- [1] Roberto Colom et al., «Human Intelligence and brain networks,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3181994/#ref6>.
- [2] Κ. Γεωργούλη, Τεχνητή Νοημοσύνη- Μια εισαγωγική προσέγγιση, ΣΕΑΒ, 2015.
- [3] SAS , «Analytics Software & Solutions,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.sas.com/el_gr/insights/analytics/what-is-artificial-intelligence.html.
- [4] L. Zhaoping, «Artificial and Natural Intelligence: From Invention to Discovery,» *Neuron*, 202.
- [5] Wikipedia, «Machine Learning,» Wikipedia, [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning.
- [6] C. Kumar, «Artificial Intelligence vs Machine Learning,» Medium, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://medium.com/@chethankumargn/artificial-intelligence-vs-machine-learning-3c599637ecdd>.
- [7] Ν. ΤΣΟΥΡΟΥΦΛΗΣ, σε *ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΗ ΔΗΜΟΣΙΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗ*, 2018.
- [8] Wikipedia, «Turing Test,» Wikipedia, [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Turing_test.
- [9] S. Glen, «Correlation Coefficient: Simple Definition, Formula, Easy Steps,» StatisticsHowTo.com: Elementary Statistics for the rest of us!, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/correlation-coefficient-formula/>.

- [10] Y. N. Pandey, A. Rastogi, S. Kainkaryam, S. Bhattacharya και L. Saputelli, *Machine Learning in the Oil and Gas Industry*, Apress, 2020.
- [11] Dr Will Browne, «Useful Techniques in Artificial Intelligence,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.slideshare.net/ZiadIla1/useful-techniques-in-artificial-intelligence>.
- [12] IBM, «Data science and machine learning,» IBM, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.ibm.com/analytics/machine-learning>.
- [13] K. M. Hanga και Y. Kovalchuk, «Machine learning and multi-agent systems in oil and gas industry applications: A survey,» *Computer Science Review*, 2019.
- [14] Fatai Anifowosea, Abdulazeez Abdulraheemb και Abdullatif Al-Shuhaile , «A parametric study of machine learning techniques in petroleum reservoir permeability prediction by integrating seismic attributes and wireline data,» *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019.
- [15] P. Panja, R. Velasco, M. Pathak και M. Deo, «Application of artificial intelligence to forecast hydrocarbon production from shales,» *Petroleum*, 22 November 2017.
- [16] Aref Hashemi Fatha, Farshid Madanifar και Masood Abbasi, «Implementation of multilayer perceptron (MLP) and radial basis function (RBF) neural networks to predict solution gas-oil ratio of crude oil systems,» *Petroleum*, τόμ. 6, αρ. 1, March 2020.
- [17] Kang Ma, Hanqiao Jiang , Junjian Li , Rongda Zhang, Wenchao Fang, Kangqi Shen και Rencheng Dong, «A Novel Early Warning System of Oil Production Based on Machine,» σε *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference* , Abu Dhabi, UAE, 2019.
- [18] Opeyemi Bello et al., «Application of Artificial Intelligence Methods In Drilling System Design And Operations: A review of The State Of The Art,» τόμ. 5, αρ. 2, 2015.

- [19] ΖΩΡΗΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ και ΚΑΤΣΙΝΟΥΛΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ, «ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΥΤΩΝ,» 2014.
- [20] L. Saputelli, H. Malki, J. Canelon και M. Nikolaou, «A Critical Overview of Artificial Neural Network Applications in the Context of Continuous Oil Field Optimization,» σε *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, September 2002, September 2002.
- [21] P.Tsiotakis, «Το Στέκι των Πληροφορικών,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://alkisg.mysch.gr/steki/index.php?topic=8105.0>.
- [22] HARSHITA SRIVASTAVA , «Magoosh,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://datascience.magoosh.com/>.
- [23] Jahedul Islama, Pandian M. Vasan, Berihun Mamo Negash, Moacyr Bartholomeu Laruccia, Myo Myint και Junzo Watada, «A holistic review on artificial intelligence techniques for well placement optimization problem,» *Advances in Engineering Software*, 2020.
- [24] Wikipedia, «Expert Systems,» Wikipedia, [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Expert_system.
- [25] Γ. Α. Θεοδώρου, Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική, Θεσσαλονίκη: ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΤΖΙΟΛΑ, 2010.
- [26] Artificial Intelligence Tutorial, «Artificial Intelligence - Fuzzy Logic Systems,» Artificial Intelligence Tutorial, [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.tutorialspoint.com/artificial_intelligence/artificial_intelligence_fuzzy_logic_systems.htm.
- [27] Σ. ΛΥΚΟΘΑΝΑΣΗΣ, Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές, τόμ. Γ', Πάτρα: ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, 2001.
- [28] Maximos A. Kaliakatsos - Papakostas, Andreas Floros και Michael V. Vrahatis, «Intelligent Music Composition,» *Swarm Intelligence and Bio-Inspired*

- Computation*, pp. 239-256, 2013.
- [29] Abdolhossein Hemmati Sarapardeh, Aydin Larestani, Nait Amar Menad και Sassan Hajirezaie, «Training & Optimization Algorithms,» σε *Applications of Artificial Intelligence Techniques in the Petroleum Industry*, Gulf Professional Publishing , 2020, pp. 56-57.
- [30] Wikipedia, «Particle swarm optimization,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Particle_swarm_optimization.
- [31] Hong Li, Haiyang Yu, Nai Cao, He Tian και Shiqing Cheng, «Applications of Artificial Intelligence in Oil and Gas Development,» *Archives of Computational Methods in Engineering* , 2 January 2020.
- [32] Wikipedia, «Hybrid Intelligent System,» Wikipedia. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Hybrid_intelligent_system.
- [33] H. Rahmanifard και T. Plaksina, «Application of artificial intelligence techniques in the petroleum industry: a review,» *Artificial Intelligence Review*, 2019.
- [34] Z. Abdmouleh, A. Gastli, L. Brahim, M. Haouari και N. Al-Emadi, «Review of optimization techniques applied for the integration of distributed generation from renewable energy sources,» *Renewable Energy*, May 2017.
- [35] J. Fan, L. Fang, J. Wu, Y. Guo και Q. Dai, «From Brain Science to Artificial Intelligence,» *Engineering*, 2020.
- [36] H. Mayo, H. Punchihewa, J. Emile και J. Morrison, «History of Machine Learning,» Imperial College UK, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.doc.ic.ac.uk/~jce317/history-machine-learning.html>.
- [37] Ι. Ρεφανίδης , «Ενότητα 1: Εισαγωγή στην Τεχνητή,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://opencourses.uom.gr/assets/site/public/259/187-Texnhth-Nohmosynh-01-Refanidis.pdf>. [Πρόσβαση 2020].

- [38] EUROPEAN COMMISSION, «EUR-Lex Access to European Union Law,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=COM%3A2018%3A237%3AFIN>.
- [39] iefimerida, «Η ιδιοφυΐα Κωνσταντίνος Δασκαλάκης μιλά για την τεχνητή νοημοσύνη,» iefimerida.
- [40] SAS, «Analytics Software & Solutions,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.sas.com/content/dam/SAS/en_us/doc/infographic/artificial-intelligence-109282.pdf.
- [41] ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ, «Τεχνητή νοημοσύνη για την Ευρώπη,» σε *ΑΝΑΚΟΙΝΩΣΗ ΤΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗΣ ΠΡΟΣ ΤΟ ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΚΟΙΝΟΒΟΥΛΙΟ, ΤΟ ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΣΥΜΒΟΥΛΙΟ, ΤΟ ΣΥΜΒΟΥΛΙΟ, ΤΗΝ ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΚΑΙ ΚΟΙΝΩΝΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΚΑΙ ΤΗΝ ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΤΩΝ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΩΝ*, Βρυξέλλες, 2018.
- [42] Oea Consulting, «Field Life Cycle - The 5 Stages,» 26 October 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.oea-consulting.ca/post/27-field-life-cycle-the-5-stages>.
- [43] A. Mittal, A. Slaughter και V. Bansal, From bytes to barrels: The digital transformation in upstream oil and gas, Deloitte Development LLC, 2017.
- [44] César Bravo, Luigi Saputelli, Francklin Rivas, Anna Gabriela Pérez, Michael Nikolaou, George Zangl, Neil de Guzman , Shahab Mohaghegh και Gustavo Nunez, «State of the Art of Artificial Intelligence and Predictive Analytics in the E&P Industry: A Technology Survey,» *Society of Petroleum Engineers*, 2012.
- [45] Ernst & Young , «AI in oil and gas,» 2019.
- [46] G. Carvajal, M. Maucec και S. Cullick, Intelligent Digital Oil and Gas Fields, 2018.

- [47] Glacier Resource Innovation Group, «Energizing the Oil and Gas Industry with AI,» Glacier Resource Innovation Group, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.jwnenergy.com/article/2020/2/21/energizing-oil-and-gas-industry-ai/>.
- [48] Mordor Intelligence, «Description,» σε *AI in Oil and Gas Market - Growth, Trends, and Forecast (2020 - 2025)*, New York, USA, 2020.
- [49] Belmont Technology Inc., «Belmont Technology Inc.,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.b15y.io/>.
- [50] Towards AI, «Towards AI,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://towards.ai/a-look-at-the-presence-of-ai-in-the-oil-gas-industry/>.
- [51] Mordor Intelligence, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/ai-market-in-oil-and-gas>.
- [52] Wikipedia, «Predictive Analytics,» Wikipedia, 30 December 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Predictive_analytics.
- [53] J. Matlis, «How to Predictive Analytics,» Computer World, 9 October 2006. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.computerworld.com/article/2554079/predictive-analytics.html>.
- [54] Techopedia, AI AND ML IN THE OIL & GAS INDUSTRY: 10 REAL-WORLD USES CASES, Techopedia & Alta ML , 2020.
- [55] Ole Evensen και David Womack, «How AI can pump new life into oilfields,» *Fueling oil and gas industry performance*, February 2020.
- [56] J. Williams, «How AI can help manage the oil and gas talent crisis,» Ernst & Young Global Limited, 12 April 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.ey.com/en_gl/oil-gas/how-ai-can-help-manage-the-oil-and-gas-talent-crisis.

- [57] Vinodkumar Raghothamarao, «Machine Learning and AI Industry shaping the oil and gas industry,» 4 July 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://oglinks.news/hse/news/machine-learning-ai-industry-shaping-oil-gas-industry>.
- [58] R. Merkazy, «A Bright New Era For HSE Management "Digitized systems help companies capture and better understand HSE incidents",» HartEnergy, 6 March 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.hartenergy.com/exclusives/bright-new-era-hse-management-180367>.
- [59] Marit Engebretsen, «Session II: The investment climate,» Oslo, Norway, 2003.
- [60] Kc Cheung, «10 Applications of Machine Learning in Oil & Gas,» 8 July 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://algorithmxlab.com/>.
- [61] Macrotrends, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.macrotrends.net/>.
- [62] William W. Weiss, Robert S. Balch και Bruce A. Stubbs, «How Artificial Intelligence Methods can Forecast Oil Production,» Tulsa, Oklahoma, 2002.
- [63] Geoteric, «An in-depth look at AI integration in the seismic interpretation workflow,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.geoteric.com/>.
- [64] Ben Lasscock και Brendon Hall, «Enthought,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.enthought.com/case-studies/accelerating-seismic-interpretation-with-machine-learning/>.
- [65] James Lowell, Peter Szafian και Nicola Tessen, «Geoexpo,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.geoexpo.com/articles/2019/05/artificial-intelligence-and-seismic-interpretation>.
- [66] Mark Brownless, «Geoexpo,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.geoexpo.com/articles/2020/05/advancing-subsurface-understanding-and-maximising-operational-efficiency-with-ai>.

- [67] NAVEEN JOSHI, «How AI is helping seismic interpreters,» Allerin, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.allerin.com/blog/how-ai-is-helping-seismic-interpreters>.
- [68] Σοφία Σταματάκη και Γεράσιμος Αυλωνίτης, Μηχανική Πετρελαίων, Αθήνα : Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2004.
- [69] M.-A. Ahmadi, M. R. Ahmadi, Seyed Moein Hosseini και Mohammad Ebadi, «Connectionist model predicts the porosity and permeability of petroleum reservoirs by means of petro-physical logs: Application of artificial intelligence,» *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2014.
- [70] Briones Victor και Abel Carrasquilla, «Simulating Porosity and Permeability of NMR Log in Carbonate Reservoirs of Campos Basin Southeast Brazil Using Conventional Logs and Artificial Intelligence Techniques,» σε *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 2013.
- [71] Salaheldin Elkatatny, Zeeshan Tariq, Mohamed Mahmoud και Abdulazeez Abdulraheem, «New Insights into Porosity Determination Using Artificial Intelligence Techniques for Carbonate Reservoirs,» *Petroleum*, 2018.
- [72] Fatai Adesina Anifowose, «Artificial Intelligence Application in Reservoir Characterization and Modeling: Whitening Black Box,» σε *SPE Saudi Arabia section Young Professionals Technical Symposium*, Dhahran, 2011.
- [73] Saud M. Al-Fattah και Hamad A. Al-Naim, «Artificial-Intelligence Technology Predicts Relative Permeability of Giant Carbonate Reservoirs,» *Reservoir Evaluation & Engineering*, 2009.
- [74] Mohammad Ali Ahmadi, Sohrad Zendehboudi, Maurice B. Dusseault και Ioannis Chatzis, «Evolving simple-to-use method to determine water- oil relative permeability in petroleum reservoirs,» *Petroleum*, τόμ. 2, αρ. 1, 2016.
- [75] Chico Horacio Sambo, Maman Hermana, Amir Babasari και Deva P. Ghosh, «Application of Artificial Intelligence Methods for Predicting Water

- Saturation,» σε *Offshore Technology Conference Asia*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2018.
- [76] Zeeshan Tariq, Mohamed Mahmoud και Abdulazeez Abdulraheem,, «An Artificial Intelligence Approach to Predict the Water Saturation in Carbonate Reservoir Rocks,» σε *SPE Annual Technical Conference and Exhibition* , Calgary, Alberta, Canada, 2019.
- [77] Amjed Hassan, Abdulazeez Abdulraheem και Abdelmjeed Mohamed, «Reliable Models for Determining the Pressure-Volume-Temperature PVT Properties Using Artificial Intelligence Technique,» σε *International Petroleum Technology Conference*, Dhahran, Saudi Arabia, 2020.
- [78] Emad A. El-Sebakhy, «Forecasting PVT properties of crude oil systems based on support vector machines modeling scheme,» *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2009.
- [79] Masoud Karimnezhad, Mohammad Heidarian, Mosayyeb Kamari και Hossein Jalalifar, «A new empirical correlation for estimating bubble point oil formation volume factor,» *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, τόμ. 18, pp. 329-335, 2014.
- [80] M. Vasquez και H.D. Beggs , «Correlations for Fluid Physical Property Prediction,» *Society of Petroleum Engineers*, τόμ. 32, αρ. 06, 1980.
- [81] Hajirahimova Makruf και Aliyeva Aybeniz, «CURRENT APPROACHES IN PREDICTION OF PVT PROPERTIES OF RESERVOIR OILS,» *Review of Information Engineering and Applications*, τόμ. 5, αρ. 2, 2018.
- [82] Ridha B. Gharbi και A. M. Elsharkawy, «Neural Network Model for Estimating The PVT Properties of Middle East Crude Oils,» σε *Middle East Oil Show and Conference*, Bahrain, 1997a.
- [83] N. Varotsis , V. Gaganis , J. Nighswander και P. Guieze, «A Novel Non-Iterative Method for the Prediction of the PVT Behavior of Reservoir Fluids,»

- σε *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Houston, Texas, 3–6 October 1999.
- [84] Y. Hajizadeh, «Viscosity prediction of crude oils with genetic algorithms,» σε *Latin American & Caribbean Petroleum Engineering Conference*, Buenos Aires, Argentina, April 2007.
- [85] E. A. El-Sebakhy, T. Sheltami, S. Y. Al-Bokhitan, Y. Shaaban, P. D. Raharja και Y. Khaeruzzaman, «Support Vector Machines Framework for Predicting the PVT Properties of Crude Oil Systems,» σε *SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference*, Manama, Bahrain, March 2007.
- [86] Fahd S. Alakbari, Salsaheldin Elkatany και Salem O. Baarimah, «Prediction of Bubble Point Pressure Using Artificial Intelligence AI Techniques,» σε *SPE Middle East Artificial Lift Conference and Exhibition*, Manama, Kingdom of Bahrain, 2016.
- [87] Luai Ali Al-Amoud, Badr Salem Ba geri, Shirish Patil και Shirish Patil, «Development of Artificial Intelligence Models for Prediction of Crude Oil Viscosity,» σε *SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference* , Manama, Bahrain, 2019.
- [88] S. S. Basaleh, S. O. Baarimah, W. A. AL-Ameri και A. A. AlMohdar, «Predict the Crude Oil Density, Gas Specific Gravity and Molecular Weight Using Artificial Intelligence,» *American Journal of Engineering Research*, 31 March 2020.
- [89] O. Bello, C. Teodoriu, T. Yaqoob, J. Oppelt, J. Holzmann και A. Obiwanne, «Application of Artificial Intelligence Techniques in Drilling System Design and Operations: A State of the Art Review and Future Research Pathways,» σε *Annual International Conference and Exhibition*, Lagos, Nigeria, 2016.
- [90] Σοφία Σταματάκη, Ειρήνη Δημητρέλλου και Ιωάννης Κωνσταντακόπουλος, *Τεχνολογία Γεωτρήσεων*, Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2003.

- [91] A. Ahmed , S. Elkatatny και A. Ali, «Fracture Pressure Prediction Using Surface Drilling Parameters by Artificial Intelligence Techniques,» 2020.
- [92] S. Edalatkhah , R. Rasoul και A. Hashemi, «Bit Selection Optimization Using Artificial Intelligence Systems,» *Petroleum Science and Technology*, 2010.
- [93] B. Bloys, N. Davis, B. Smolen, L. Bailey, O. Houwen, P. Reid, J. Sherwood, L. Fraser και M. Hodder, «Designing and managing drilling fluid,» 1 April 1994.
- [94] Okorie E. Agwua., Julius U. Akpabio, Sunday B. Alabi και Adewale Dosunmu, «Artificial intelligence techniques and their applications in drilling fluid engineering: A review,» *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 12 April 2018.
- [95] D. L. Barton και J. Sviokla, «Putting Expert Systems to Work,» *Harvard Business Review* , [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://hbr.org/1988/03/putting-expert-systems-to-work>.
- [96] A. Ahmed, S. Elkatatny, A. Ali, M. Abughaban και A. Abdulraheem, «Application of Artificial Intelligence Techniques in Predicting the Lost Circulation Zones Using Drilling Sensors,» *Journal of Sensors*, 22 September 2020.
- [97] Haddoum, Nadia, Hadjadj, Ahmed και Benmounah, Abdelbaki, «Study assesses materials to minimize mud losses in Algeria's Hassi Messaoud field,» *Oil & Gas Journal*, 2016.
- [98] Abdolhossein Hemmati Sarapardeh , Aydin Larestani , Nait Amar Menad και Sassan Hajirezaie, *Applications of Artificial Intelligence Techniques in the Petroleum Industry 1st Edition*, Elsevier Inc., 2020.
- [99] Wikipedia, «Differential Sticking,» Wikipedia, [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Differential_sticking.
- [100] Schlumberger , «The Oilfield Glossary: Where the Oil Field Meets the

Dictionary».

- [101] Ευθυμιάδου Σοφία-Μαρία, «Ανάλυση και εκτίμηση κόστους γεωτρήσεων υδρογονανθράκων,» Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, 2018.
- [102] S. R. Shadizadeh, F. Karimi και M. Zoveidavianpoor, «Drilling Stuck Pipe Prediction in Iranian Oil Fields:An Artificial Neural Network Approach,» *Iranian Journal of Chemical Engineering* , τόμ. 7, αρ. 4, 2010.
- [103] Morteza Elahi Naraghi, Peyman Ezzatyar και Saeid Jamshidi, «Prediction of drilling pipe sticking by active learning method (ALM),» *Journal of Petroleum and Gas Engineering*, 29 August 2013.
- [104] Patryk Ziolkowski και Maciej Niedostatkiewicz, «Machine Learning Techniques in Concrete Mix Design,» *Materials*, 17 April 2019.
- [105] Y. Wang, M. Duan, D. Wang, J. Liu και Y. Dong, «A Model for Deepwater Floating Platform Selection Based on BP Artificial Neural Networks,» 2011.
- [106] Omogbolahan S. Ahmed, Ahmed A. Adeniran και Ariffin Samsuri, «Computational Intelligence based Prediction of Drilling Rate of Penetration: A Comparative Study,» *Journal of Petroleum Science and Engineering*, January 2019.
- [107] Mohammad Sabah, Mohsen Talebkeikhah, David A. Wood, Rasool Khosravanian, Mohammad Anemangely και Alireza Younesi, «A machine learning approach to predict drilling rate using petrophysical and mud logging data,» *Earth Science Informatics*, 4 March 2019.
- [108] Nima Mohamadian , Hamzeh Ghorbani, David A. Wood , Mohammad Mehrad, Shadfar Davoodi, Sina Rashidi, Alireza Soleimanian και Amirafzal Kiani Shahvand , «A geomechanical approach to casing collapse prediction in oil and gas wells aided by machine learning,» *Journal of Petroleum Science and Engineering* , 26 August 2020.

- [109] Saeed Salehi , Geir Hareland, Keivan Khademi Dehkordi, Mehdi Ganji και Mahmoud Abdollahi, «Casing collapse risk assessment and depth prediction with a neural network system approach,» *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2009.
- [110] Turgay Ertekin και Qian Sun , «Artificial Intelligence Applications in Reservoir Engineering: A Status Check,» *Energies*, 2019.
- [111] S. D. Mohagheh, «Reservoir simulation and modeling based on artificial intelligence and data mining (AI&DM),» *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2011.
- [112] Ying Xie και Yu Xing, «A prediction method for the wax deposition rate based on a radial basis function neural network,» *Petroleum*, June 2017.
- [113] R. Gharbi, M. Karkoub και A. ElKamel, «An artificial neural network for the prediction of immiscible flood performance,» *Energy Fuels*, 1 September 1995.
- [114] Schlumberger, «Water Coning,» *The Oilfield Glossary: Where the Oil Field Meets the Dictionary*, [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.glossary.oilfield.slb.com/en/Terms/w/water_coning.aspx.
- [115] Mohammad Ali Ahmadi και Alireza Bahadori, «A LSSVM approach for determining well placement and conning phenomena in horizontal wells,» *Fuel*, 2015.
- [116] PetroWiki, «Water and gas coning,» PetroWiki, 9 October 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://petrowiki.spe.org/Water_and_gas_coning.
- [117] S. Zendejboudi, A. Elkamel, I. Chatzis, M. A. Ahmadi, A. Bahadori και A. Lohi, «Estimation of Breakthrough Time for WaterConing in Fractured Systems: Experimental Study and Connectionist Modeling,» *American Institute of Chemical Engineers*, 2 February 2014.
- [118] A. Hassan, S. Elkatatny και A. Abdurraheem, «Intelligent Prediction of

Minimum Miscibility Pressure (MMP) During CO₂ Flooding Using Artificial Intelligence Techniques,» *Sustainability*, 9 December 2019.

- [119] Y. Tian, B. Ju, Y. Yang, H. Wang, Y. Dong, N. Liu, S. Ma και J. Yu, «Estimation of minimum miscibility pressure during CO₂ flooding in hydrocarbon reservoirs using an optimized neural network,» *Energy Exploration & Exploitation*, November 2020.
- [120] P. Dong, X. Liao, J. Wu, J. Zou, R. Li και H. Chu, «A New Method for Predicting CO₂ Minimum Miscibility Pressure MMP Based on Deep Learning,» σε *SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition* , Bali, Indonesia, 29-31 October 2019.
- [121] J. Zhang, X. Zhang και S. Dong , «Estimation of Crude Oil Minimum Miscibility Pressure During CO₂ Flooding: A Comparative Study of Random FOrest, Support Vector Machine and Back Propagation Neural Network,» σε *2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference*, 2020.
- [122] S. Le Van και B. H. Chon, «Applicability of an Artificial Neural Network for Predicting Water-Alternating-CO₂ Performance,» *Energies*, 24 June 2017.
- [123] A. Aulia, L. Belazreg και S. M. Mahmood, «Random Forest Algorithm for CO₂ Water Alternating Gas Incremental Recovery Factor Prediction,» *International Journal of Advanced Science and Technology*, 2020.
- [124] B. Adeyemi και A. Sulaimon, «Predicting Wax Formation Using Artificial Neural Network,» σε *SPE Nigerian Annual International Conference and Exhibition*, Abuja, Nigeria, 2012.
- [125] C. Benamara, K. Gharbi, M. N. Amar και B. Hamada, «Prediction of Wax Appearance Temperature Using Artificial Intelligent Techniques,» *Arabian Journal for Science and Engineering* , February 2020.
- [126] S. M. Bassir και M. Madani, «A new model for predicting asphaltene

- precipitation of diluted crude oil by implementing LSSVM-CSA algorithm,» *Petroleum Science and Technology*, 1 July 2019.
- [127] PetroWiki, «Asphaltene Precipitation,» PetroWiki, 2 June 2015. [Ηλεκτρονικό].
- [128] M. Ghorbani, G. Zargar και H. Jazayeri-Rad, «Prediction of asphaltene precipitation using support vector regression tuned with genetic algorithms,» *Petroleum*, 3 September 2016.
- [129] M. S. Mazloom, F. Rezaei, A. Hemmati-Sarapardeh , M. . M. Husein, S. Zendejboudi και A. Bemani, «Artificial Intelligence Based Methods for Asphaltenes Adsorption by Nanocomposites: Application of Group Method of Data Handling, Least Squares Support Vector Machine, and Artificial Neural Networks,» *Nanomaterials* , 6 May 2020.
- [130] C. Temizel, C. H. Canbaz, Y. Palabiyik, D. Putra, A. Asena, R. Ranjith και K. Jongkittinarukorn, «A Comprehensive Review of Smart/Intelligent Oilfield Technologies and Applications in the Oil and Gas Industry,» σε *SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference*, Manama, Bahrain, 2019.
- [131] L. T. Akanji και I. Ofi, «Application of Artificial Intelligence in Oilfield Operation and Intervention,» σε *SPE Intelligent Energy International Conference and Exhibition*, Aberdeen, Scotland, UK, 2016.
- [132] A. Shukla και H. Karki, «Application of robotics in offshore oil and gas industry— A review Part II,» *Robotics and Autonomous Systems*, 2016.
- [133] Leijian Yu, Erfu Yang, Peng Ren, Cai Luo, Gordon Dobie, Dongbing Gu και Xiutian Yan, «Inspection Robots in Oil and Gas Industry: a Review of Current Solutions and Future Trends,» σε *25th International Conference on Automation & Computing*, Lancaster UK, 2019.
- [134] B. Christiansen, «Using Robots For Inspection, Maintenance, And Repairs,» *Robotics Tomorrow*, 12 November 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.roboticstomorrow.com/story/2020/12/using-robots-for-inspection->

maintenance-and-repairs/16008/.

- [135] Daniel Faggella, «Emerj - The AI Research and Advisory Company,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://emerj.com/ai-sector-overviews/machine-learning-in-robotics/>.
- [136] Wikipedia, «Robot learning,» Wikipedia, 31 March 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Robot_learning.
- [137] A. Owen-Hill, «What's the Difference Between Robotics and Artificial Intelligence?,» Robotiq, 11 March 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://blog.robotiq.com/whats-the-difference-between-robotics-and-artificial-intelligence>.
- [138] A. Billard και D. Grollman, «Imitation Learning in Robots,» σε *Encyclopedia of the Sciences of Learning*, Boston, MA, Springer, 2012.
- [139] E. Solowjow και J. Aparicio , «Reinforcement learning shows promise for industrial robotics,» The Robot Report, 10 December 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.therobotreport.com/reinforcement-learning-industrial-robotics/>.
- [140] PERCEPTO, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://percepto.co/>.
- [141] Techopedia , «AI AND ML IN THE OIL & GAS INDUSTRY:10 REAL-WORLD USE CASES,» Techopedia & AltaML, 2020.
- [142] E. Maslin, «Packing AI into Offshore Robotics,» Offshore Engineer: The Future of Offshore Energy & Technology, 30 October 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.oedigital.com/news/472300-packing-ai-into-offshore-robotics>.
- [143] T. M. Anandan, «Deep Dive: Robotics in Oil & Gas, Improve Safety and Productivity,» Robotic Industries Association, 19 October 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.robotics.org/content-detail.cfm/Industrial-Robotics-Industry-Insights/Deep-Dive-Robotics-in-Oil->

Gas-Improve-Safety-and-Productivity/content_id/9271.

- [144] Raghav Bharadwaj, «AI for Exploration & Production (Upstream) in the Oil and Gas Industry – Current Applications,» Emerj, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://emerj.com/ai-sector-overviews/ai-exploration-production-upstream-oil-gas-industry-current-applications/>.
- [145] Kumba Sennaar, «Emerj Artificial Intelligence Research and Advisory Company,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://emerj.com/ai-sector-overviews/artificial-intelligence-in-oil-and-gas/>.
- [146] Equinor, «The Oseberg area,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.equinor.com/en/what-we-do/norwegian-continental-shelf-platforms/oseberg.html>.
- [147] Aker BP, «Exploring the potential of robotics in the oil and gas industry,» Aker BP, 11 February 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://akerbp.com/exploring-the-potential-of-robotics-in-the-oil-and-gas-industry/>.
- [148] Α. Κερασοβίτης, «Φίλοι της Επικούρειας φιλοσοφίας «Κήπος Θεσσαλονίκης»,» [Ηλεκτρονικό]. Available: http://epicuros.net/new/203_aristetoteleiaepicuriaskepsi.
- [149] Wikipedia, «Perceptron,» Wikipedia, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://el.wikipedia.org/wiki/Perceptron>.
- [150] AI Wiki, «Weights and Biases,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://docs.paperspace.com/machine-learning/wiki/weights-and-biases>.
- [151] DeepAI, « Weight (Artificial Neural Network),» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/weight-artificial-neural-network>.
- [152] Wikipedia, «Μετάλλαξη,» Wikipedia, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9C%CE%B5%CF%84%CE%AC%CE%B>

Β%CE%BB%CE%B1%CE%BE%CE%B7.

[153] Wikipedia, «Metaheuristic,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Metaheuristic>.

[154] AAPG Wiki, «AAPG Wiki,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://wiki.aapg.org/>.

[155] Hamid Taheri Shahraini , «Fuzzy modeling by Active Learning Method,» σε *New Advanced Technologies*, INTECH Open Access Publisher, 2010, pp. 195-210.

[156] Wikipedia, «General regression neural network,» Wikipedia, 13 December 2020. [Ηλεκτρονικό].

[157] SEG Wiki, «Seismic attenuation,» SEG Wiki, 14 April 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://wiki.seg.org/wiki/Seismic_attenuation#Quality_Factor_Q.