



ΣΧΟΛΗ
Οικονομικών Επιστημών

ΤΜΗΜΑ
Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΤΗΣ ΑΠΑΤΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΜΕΘΟΔΩΝ
ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ

ΘΕΟΔΩΡΑ ΤΗΓΑΝΗ

ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2024



ΣΧΟΛΗ

Οικονομικών Επιστημών

ΤΜΗΜΑ

Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΤΗΣ ΑΠΑΤΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ

ΜΕΘΟΔΩΝ

ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ

**Διατριβή η οποία υποβλήθηκε προς απόκτηση εξ
αποστάσεως μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών στην
Εγκληματολογική Λογιστική στο Πανεπιστήμιο Νεάπολις**

ΘΕΟΔΩΡΑ ΤΗΓΑΝΗ

ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2024

Πνευματικά δικαιώματα

Copyright © **Θεοδώρα Τηγάνη, 2024**

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Η έγκριση της διατριβής από το Πανεπιστημίου Νεάπολις δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Πανεπιστημίου.

Ονοματεπώνυμο Φοιτητή/Φοιτήτριας: Τηγάνη Θεοδώρα

Τίτλος Μεταπτυχιακής Διατριβής: Ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης

Η παρούσα Μεταπτυχιακή Διατριβή εκπονήθηκε στο πλαίσιο των σπουδών για την απόκτηση εξ αποστάσεως μεταπτυχιακού τίτλου στο Πανεπιστήμιο Νεάπολις και εγκρίθηκε στις από τα μέλη της Εξεταστικής Επιτροπής.

Εξεταστική Επιτροπή:

Πρώτος επιβλέπων (Πανεπιστήμιο Νεάπολις Πάφος): Δημήτριος Νίκλης, Αναπληρωτής Καθηγητής

Μέλος Εξεταστικής Επιτροπής: Ανδρονίκη Καταραχιά, Καθηγήτρια

Μέλος Εξεταστικής Επιτροπής: Ηλέκτρα Πιτόσκα, Καθηγήτρια

Η ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ

Η Τηγάνη Θεοδώρα, γνωρίζοντας τις συνέπειες της λογοκλοπής, δηλώνω υπεύθυνα ότι η παρούσα εργασία με τίτλο **“Ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης”**, αποτελεί προϊόν αυστηρά προσωπικής εργασίας και όλες οι πηγές που έχω χρησιμοποιήσει, έχουν δηλωθεί κατάλληλα στις βιβλιογραφικές παραπομπές και αναφορές. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο ή/και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή.

Η Δηλούσα

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία αναφέρεται στην ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης. Ξεκινά με αναφορά στην έννοια της απάτης και των πιο συνηθισμένων μοντέλων της. Μετά παρουσιάζει τους διάφορους τύπους της τεχνητής νοημοσύνης, την ιστορική της εξέλιξη καθώς και τις τεχνικές που χρησιμοποιεί αλλά και τις λύσεις που προσφέρει.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι τρόποι με τους οποίους η τεχνητή νοημοσύνη βοηθά στην ανίχνευση της απάτης και συζητείται η αναγκαιότητα δημιουργίας ενός μοντέλου που θα πραγματοποιεί μια τέτοια ανίχνευση. Περιγράφονται τα βήματα υλοποίησης ενός τέτοιου μοντέλου και μελετώνται αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιεί.

Έπειτα παρουσιάζεται επιλεγμένη βιβλιογραφία και μελετάται η δημιουργία μοντέλων ανίχνευσης απάτης καθώς και η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε. Γίνεται καταγραφή της αξιολόγησης κάθε αλγορίθμου και ερευνάται αν υπήρξε κάποια προτίμηση στη χρήση κάποιων αλγορίθμων. Ακολουθεί η παρουσίαση των παραμέτρων από τις οποίες εξαρτάται η απόδοση ενός αλγορίθμου και απαριθμούνται τα σημεία στα οποία ο ρόλος του ανθρώπινου παράγοντα είναι απαραίτητο να συνυπάρχει με τις μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης για την δημιουργία ενός συστήματος ανίχνευσης της απάτης. Τέλος, παρατίθενται τα συμπεράσματα που εξάχθηκαν και προτάσεις για μελλοντικές έρευνες.

Λέξεις κλειδιά: απάτη, τεχνητή νοημοσύνη, ανίχνευση απάτης, μηχανική μάθηση

Abstract

This study refers to the detection of fraud using artificial intelligence methods. It starts with a reference to the concept of fraud and its most common patterns. It presents the different types of artificial intelligence, its historical evolution, the techniques it uses and the solutions it offers.

It then presents the ways in which artificial intelligence helps in detecting fraud and discusses the necessity of creating a model that performs such detection. The steps to implement such a model are described and machine learning algorithms used by artificial intelligence are studied.

Next, selected literature is presented and the creation of fraud detection models and the methodology followed are studied. The evaluation of each algorithm is recorded and it is investigated whether there was a preference in using certain algorithms. The parameters on which the performance of an algorithm depends are presented and the points are listed where the role of the human factor must coexist with artificial intelligence methods in order to create a fraud detection system. Finally, the conclusions drawn and suggestions for future research are given.

Keywords: fraud, artificial intelligence, fraud detection, machine learning

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στον επιβλέποντα καθηγητή κ. Δημήτρη Νίκλη για τις πολύτιμες συμβουλές του σε όλη τη διάρκεια συγγραφής της παρούσας διπλωματικής, την υποστήριξή του σε κάθε επίπεδο, την πάντα άμεση ανταπόκρισή του και την εν γένει άψογη συνεργασία την οποία είχαμε.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για τη συμπαράσταση και την υπομονή τους σε όλο το διάστημα που χρειάστηκε για την ολοκλήρωση της συγγραφής.

Αφιέρωση

Αφιερώνεται με εκτίμηση και αγάπη
στην οικογένειά μου.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη	iv
Abstract.....	v
Ευχαριστίες.....	vi
Αφιέρωση.....	vii
Κατάλογος Γραφικών Παραστάσεων/Εικόνων/Διαγραμμάτων	xi
Κατάλογος Πινάκων	xii
Συνοτομογραφίες.....	xiii
Εισαγωγή	i
Κεφάλαιο 1 – Απάτη.....	1
1.1 Εισαγωγή	1
1.2 Ορισμός της απάτης.....	2
1.3 Θεωρίες / μοντέλα απάτης	5
1.3.1 Λευκό κολάρο (White collar)	5
1.3.2 Το τρίγωνο της απάτης (Fraud triangle)	5
1.3.3 Η κλίμακα απάτης (Fraud scale).....	7
1.3.4 Το διαμάντι απάτης (Fraud Diamond).....	7
1.3.5 Το μοντέλο ABC (ABC model).....	8
1.3.6 Το μοντέλο MICE (MICE model)	9
1.3.7 Το πεντάγωνο της απάτης (Fraud pentagon)	9
1.3.8 Το νέο τρίγωνο της απάτης (New fraud triangle)	10
1.3.9 Το μοντέλο SCORE.....	10
1.4 Επιμύθιο.....	11
Κεφάλαιο 2 – Τεχνητή Νοημοσύνη.....	13
2.1 Εισαγωγή	13
2.2 Ορισμοί για την TN	14
2.3 Ιστορική εξέλιξη της TN.....	15
2.4 Τύποι, προσεγγίσεις και τεχνικές που εντάσσονται στο πλαίσιο της TN.....	18
2.5 Εφαρμογές και λύσεις.....	21

2.6 Μελλοντικές εξελίξεις	23
Κεφάλαιο 3 - Προσεγγίσεις της TN στην ανίχνευση της απάτης.....	25
3.1 Εισαγωγή	25
3.2 Τεχνικές της TN.....	26
3.2.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)	27
3.2.2 Βαθιά μάθηση (Deep learning).....	27
3.2.3 Επεξεργασία φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing)	28
3.2.4 Μηχανική όραση (computer vision)	28
3.2.5 Γνωστική Πληροφορική (Cognitive Computing).....	28
3.3 Βήματα δημιουργίας και εκπαίδευσης μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης.....	28
3.3.1 Βήμα 1: Συλλογή των δεδομένων.....	29
3.3.2 Βήμα 2. Προεπεξεργασία των δεδομένων	29
3.3.3 Βήμα 3: Διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων	30
3.3.4 Βήμα 4: Ανίχνευση της τεχνολογίας χαρακτηριστικών	30
3.3.5 Βήμα 5: Επιλογή μοντέλου	30
3.3.6 Βήμα 6: Εκπαίδευση μοντέλου.....	30
3.3.7 Βήμα 7: Αξιολόγηση μοντέλου	30
3.3.8 Βήμα 8: Ρύθμιση υπερπαραμέτρων	31
3.3.9 Βήμα 9: Επικύρωση μοντέλου.....	31
3.3.10 Βήμα 10: Ανάπτυξη μοντέλου	31
3.3.11 Βήμα 11: Παρακολούθηση και συντήρηση.....	31
3.4 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση απάτης	32
3.4.1 Αφελής Bayes (Naive Bayes)	32
3.4.2 Δίκτυα Bayesian (Bayesian Networks-BNs).....	33
3.4.3 Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression)	33
3.4.4 Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression).....	33
3.4.5 K-κοντινότεροι γείτονες (K-Nearest Neighbors).....	34
3.4.6 Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine).....	34
3.4.7 Νευρωνικό Δίκτυο (Neural Network).....	34

3.4.8 Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Network)	34
3.4.9 Δέντρο αποφάσεων (Decision Tree).....	35
3.4.10 Τυχαίο Δάσος (Random Forest)	35
3.4.11 Ενίσχυση κλίσης (Gradient Boosting)	35
3.4.12 Εξαιρετική Ενίσχυση Κλίσης (Extreme Gradient Boosting).....	35
3.5 Επιμύθιο.....	36
Κεφάλαιο 4 - Η ανίχνευση της απάτης στη βιβλιογραφία.....	37
4.1 Εισαγωγή	37
4.2 Βιβλιογραφική ανασκόπηση.....	37
4.3 Επιμύθιο.....	52
Κεφάλαιο 5 - Παράμετροι που επηρεάζουν την απόδοση ενός αλγορίθμου.....	54
5.1 Εισαγωγή	54
5.2 Εξωτερικές παράμετροι	54
5.2.1 Μέγεθος συνόλου δεδομένων	54
5.2.2 Φύση δεδομένων.....	55
5.2.3 Είδος του προβλήματος	56
5.2.4 Περιβάλλον	56
5.3 Εσωτερικές παράμετροι.....	57
5.3.1 Υπερπαράμετροι	57
5.3.2 Προετοιμασία δεδομένων	58
5.3.3 Διαδικασία εκπαίδευσης.....	58
5.3.4 Διαδικασία αξιολόγησης.....	58
5.4 Ο ρόλος του ανθρώπινου παράγοντα.....	59
5.4 Επιμύθιο.....	61
Συμπεράσματα	62
Βιβλιογραφία	64

Κατάλογος Γραφικών Παραστάσεων/Εικόνων/Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1: Το δένδρο της απάτης.....	4
Διάγραμμα 2: Το τρίγωνο της απάτης	6
Διάγραμμα 3: Η κλίμακα απάτης	7
Διάγραμμα 4: Το διαμάντι της απάτης	8
Διάγραμμα 5: Το πεντάγωνο της απάτης	10
Διάγραμμα 6: Το μοντέλο S.C.O.R.E.....	11
Διάγραμμα 7: Σχέση μεταξύ AI, ML, NN και DL	26
Διάγραμμα 8: Προτεινόμενο FDS	44
Διάγραμμα 9: Σχήμα ερευνητικών διαδικασιών της μελέτης	51

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1. Ιστορική Εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης.....	16
Πίνακας 2. Βήματα δημιουργίας και εκπαίδευσης μοντέλου	29
Πίνακας 3. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης	32

Συντομογραφίες

AB	Adaptive Boosting
AGI	Artificial General Intelligence
AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Networks
AUC-ROC	Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve
BBN	Bayes Belief Network
BCR	Balanced classification rate
BN	Bayesian Networks
CNN	Convolutional Neural Networks
DBN	Deep Belief Networks
DL	Deep Learning
DNN	Deep Neural Networks
DT	Decision Tree
ERT	Extremely Randomized Trees
FDS	Fraud Detection System
GBM	Gradient Boosting Machine
GBoost	Gradient Boosting
GBT	Gradient Boosted Trees
IIA	Institute of Internal Auditors
KNN	K-Nearest Neighbors
LDA	Linear Discriminant Analysis
LR	Linear Regression
LR	Logistic Regression
LSTM	Long Short-Term Memory networks
MCC	Matthews Correlation Coefficient
MICE	Money Ideology Coercion Ego
ML	Machine Learning
MLP	Multilayer Perceptron
NB	Naive Bayes
NLP	Natural Language Processing
NN	Neural Networks
NN	Neural Network

PCA	Principal Component Analysis
PPC	Pay-per-click
RBM	Restricted Boltzmann Machines
RF	Random Forest
RMSE	Root Mean Squared Error
SAS	Statement on Auditing Standards
SCORE	Stimulus,Capability,Opportunity, Rationalization Ego
SGD	Stochastic Gradient Descent
SMOTE	Synthetic Minority Over Sampling Technique
SVM	Support Vector Machine
XGBoost	Extreme Gradient Boosting

Εισαγωγή

Στις μέρες μας διανύουμε την 4η Βιομηχανική Επανάσταση η οποία αντιπροσωπεύει μια νέα εποχή καινοτομίας στην τεχνολογία και ιδιαίτερα σε αυτήν που βασίζεται στην Τεχνητή Νοημοσύνη. Οι τεχνολογικές αλλαγές εκτός από ραγδαίες είναι και απροσδόκητες και δημιουργούν νέες προκλήσεις σε παγκόσμιο επίπεδο. Σίγουρα η ανάπτυξη νέων τεχνολογικά εξελισσόμενων διαδικασιών σε κάθε τομέα της ανθρώπινης δραστηριότητας αποτελεί θετική εξέλιξη, από την άλλη όμως την τεχνολογία εκμεταλλεύονται και οι απατεώνες που προσαρμόζεται σε αυτήν με τον ίδιο αν όχι με ταχύτερο ρυθμό.

Για το λόγο αυτό ακαδημαϊκοί, επαγγελματικές ενώσεις και οργανισμοί καθώς και κυβερνητικοί αξιωματούχοι επικεντρώνουν το ενδιαφέρον τους στις μεθόδους ανίχνευσης της απάτης προσπαθώντας να βρουν τρόπο να θωρακίσουν τις οικονομικές και μη δραστηριότητες από τα αρνητικά της αποτελέσματα. Η τεχνητή νοημοσύνη καλείται να συνδράμει σε αυτόν τον συνεχή αγώνα ανάμεσα στην ολοένα εξελισσόμενη απάτη και την ανίχνευσή της. Οι εμπειρογνώμονες που ασχολούνται με το θέμα περιμένουν από αυτήν μεθόδους και εργαλεία που θα καταστούν αρωγοί στην καθημερινή τους προσπάθεια.

Κύριο αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης. Περιλαμβάνει πέντε κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μία εισαγωγή στην έννοια της απάτης και γνωριμία με τα πιο συνηθισμένα μοντέλα της κατά χρονολογική σειρά.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι διάφοροι τύποι της τεχνητής νοημοσύνης και η ιστορική της εξέλιξη. Αναφέρονται οι τεχνικές που χρησιμοποιεί και οι εφαρμογές και λύσεις που μπορεί να προτείνει σε προβλήματα της ανθρώπινης δραστηριότητας.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι τρόποι με τους οποίους η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βοηθήσει στην ανίχνευση της απάτης. Αναφέρεται η αναγκαιότητα δημιουργίας ενός μοντέλου που θα πραγματοποιεί μια τέτοια ανίχνευση και η δυσκολία υλοποίησης μιας και η διαδικασία αυτή είναι πολύπλοκη και δεν είναι αυστηρά προδιαγεγραμμένη. Έγινε περιγραφή των βημάτων για την υλοποίηση ενός τέτοιου μοντέλου και η μελέτη των πιο γνωστών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιεί για την υποστήριξη του στα διάφορα βήματα.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η επιλεγμένη βιβλιογραφία με βάση τα κριτήρια που τέθηκαν και μελετήθηκε η δημιουργία μοντέλων ανίχνευσης απάτης σε διάφορους τομείς καθώς και η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε. Δόθηκε έμφαση στον τρόπο χρήσης των αλγορίθμων που ήδη είχαν αναφερθεί στο αντίστοιχο κεφάλαιο καθώς και η συμμετοχή τους

στα διάφορα βήματα του μοντέλου που ο κάθε ερευνητής χρησιμοποίησε. Έγινε καταγραφή της αξιολόγησης του κάθε αλγορίθμου στο έργο που είχε αναλάβει και ερευνήθηκε αν υπήρξε κάποια τάση χρησιμοποίησης κάποιων αλγορίθμων έναντι άλλων.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι παράμετροι από τις οποίες εξαρτάται η απόδοση ενός αλγορίθμου και επισημαίνεται η πολυπλοκότητα στη διαδικασία αξιολόγησης, καθώς απαιτείται η σε βάθος κατανόηση των παραμέτρων και όχι η απλή εφαρμογή βημάτων. Στη συνέχεια απαριθμήθηκαν τα σημεία στα οποία ο ρόλος του ανθρώπινου παράγοντα διαδραματίζει σημαντικό ρόλο και είναι απαραίτητο να συνυπάρχει με τις μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης για την δημιουργία ενός συστήματος αντίχνευσης της απάτης.

Η διπλωματική ολοκληρώνεται με την παράθεση των συμπερασμάτων που εξάγονται με βάση τα όσα αναφέρθηκαν σε αυτήν καθώς και με προτάσεις για μελλοντικές έρευνες.

Κεφάλαιο 1 – Απάτη

1.1 Εισαγωγή

Σημαντικός παράγοντας για να αναπτυχθούν σοβαρές οικονομικές κρίσεις θεωρείται η απάτη και οι διάφοροι τύποι της. Το γεγονός ότι τόσο στον ιδιωτικό όσο και στον δημόσιο τομέα τα οικονομικά εγκλήματα επαναλαμβάνονται συνεχώς δεν μας αφήνουν να ξεχάσουμε ότι οι αρνητικές συνέπειες της απάτης έχουν τη δυνατότητα να παραλύουν τις οικονομικές οντότητες σε όλο τον κόσμο. Όποιος κι αν είναι ο τύπος μιας οικονομικής οντότητας, κερδοσκοπικός ή μη, όπως για παράδειγμα οι κάθε είδους φιλανθρωπικές οργανώσεις, είναι αδύνατο να ξεφύγει από τις συνέπειες της απάτης. (Ohalehi , 2019) Δόλιες δραστηριότητες, πολιτικά σκάνδαλα, κυβερνητική διαφθορά και άλλου είδους θέματα σχετικά με την απάτη έχουν αρνητικό αντίκτυπο στη νομιμότητα τέτοιων οντοτήτων και θεσμών. (Cooper, et al., 2013)

Έχουμε συνειδητοποιήσει ότι το πρόβλημα της απάτης είναι παγκόσμιας εμβέλειας. Η επιρροή του φτάνει στους οργανισμούς κάθε κράτους και κάθε κλάδου. Είναι πολύ δύσκολο να μετρήσουμε το μέγεθος της πραγματικής ζημίας που προκαλείται από την επαγγελματική απάτη και αυτό οφείλεται στην εγγενή φύση της απόκρυψης και της εξαπάτησης η οποία εμπλέκεται στα περισσότερα συστήματα.

Η έκθεση της (ACFE, 2022) "Occupational Fraud 2022: A Reports to the Nations" η οποία κάλυψε 2.110 περιπτώσεις απάτης από 133 χώρες αναφέρει ότι οι συνολικές απώλειες λόγω απάτης μετρήθηκαν και βρέθηκε ότι ανήλθαν σε ποσό άνω των 3,6 δις δολάρια. Οι πιστοποιημένοι εξεταστές απάτης (Certified Fraud Examiners) κάνουν την εκτίμηση ότι το συνολικό ύψος της απώλειας εσόδων των οργανισμών από απάτη κάθε χρόνο ανέρχεται στο 5% των εσόδων τους. Με βάση αυτό και το γεγονός ότι το ύψος του ακαθάριστου παγκόσμιου προϊόντος για το 2021 ανήλθε στα 94,94 τρις δολάρια αντιλαμβανόμαστε ότι οι απώλειες λόγω απάτης σε παγκόσμιο επίπεδο ανήλθαν σε περισσότερο από 4,7 τρις δολάρια.

Το μεγάλο, λοιπόν, ενδιαφέρον για την έννοια της απάτης -και τους διάφορους τύπους με τους οποίους παρουσιάζεται- το οποίο δείχνουν ακαδημαϊκοί, επαγγελματικές ενώσεις και οργανισμοί καθώς και κυβερνητικοί αξιωματούχοι είναι πλήρως αναμενόμενο και μάλιστα επικεντρώνεται ειδικά στις μεθόδους ανίχνευσης και πρόληψής της. (Asare & Wright, 2004) Στην επόμενη ενότητα θα ασχοληθούμε εκτενώς με τον ορισμό της απάτης. Αυτό θα μας δώσει τη δυνατότητα να αντιληφθούμε ότι η έννοια έχει μεγάλο πλάτος και βάθος και η προσέγγισή της δεν μπορεί να είναι παρά μόνο διεπιστημονική.

1.2 Ορισμός της απάτης

Σαν φαινόμενο η απάτη δεν είναι κάτι νέο. Παρουσιάζεται ιστορικά όταν εμφανίστηκαν συστηματικά δραστηριότητες τήρησης εμπορικών αρχείων. (Basu & Waymire, 2005)

Η απάτη έχει πολυδιάστατη φύση και αυτό δυσχεραίνει τον προσδιορισμό των ορίων της και δημιουργεί μεγάλες δυσκολίες στο να δοθεί ένας ενιαίος και καθολικός ορισμός ο οποίος να περιλαμβάνει όλες τις πτυχές του όρου. Πολύ γλαφυρά ο (Lokanap, 2015) αναφέρει ότι το να προσπαθήσεις να ορίσεις την απάτη είναι ένας “πνευματικός εφιάλτης”. Διάφοροι ακαδημαϊκοί κλάδοι, όπως η κοινωνιολογία, η εγκληματολογία, η ψυχολογία και η λογιστική/ελεγκτική έχουν ερευνήσει την απάτη. Αποτελεί κοινό τόπο ότι για να κατανοηθεί αυτό το σύνθετο κοινωνικοοικονομικό φαινόμενο χρειάζεται διεπιστημονική προσέγγιση. (Cooper, et al., 2013)

Στο λεξικό του Black's Law Dictionary ως απάτη ορίζεται: “Η εν γνώσει παραποίηση της αλήθειας ή απόκρυψη ουσιώδους γεγονότος ή ψευδής δήλωση με σκοπό να παρακινήσει κάποιον άλλο να ενεργήσει εις βάρος του. Είναι συνήθως αδικοπραξία, αλλά σε ορισμένες περιπτώσεις (ιδίως όταν η συμπεριφορά είναι εσκεμμένη) μπορεί να είναι έγκλημα”. (Garner, 2009)

Σύμφωνα με το Διεθνές Ελεγκτικό Πρότυπο 240 - "Ευθύνες του ελεγκτή σχετικά με απάτη σε έναν έλεγχο οικονομικών καταστάσεων" στην παράγραφο 11 η απάτη ορίζεται ως: "Μια εκ προθέσεως πράξη από ένα ή περισσότερα πρόσωπα από τη διοίκηση, από εκείνους που είναι επιφορτισμένοι με τη διακυβέρνηση, από εργαζόμενους ή από τρίτα μέρη, η οποία ενέχει παραπλάνηση για την απόκτηση ενός μη δίκαιου ή παράνομου πλεονεκτήματος" (ΕΛΤΕ, 2010) και σύμφωνα με (OLAF, 2023) ορίζεται ως "μια πράξη δόλου / παραπλάνησης εκ προθέσεως με σκοπό την αποκόμιση προσωπικού οφέλους ή την πρόκληση ζημίας σε άλλον." Στον ελληνικό Ποινικό Κώδικα (Νόμος 4619/2019) στο άρθρο 386 για την απάτη ορίζεται "ως ενέργεια κάποιου ο οποίος εν γνώσει του εμφανίζει ψευδή γεγονότα σαν αληθινά ή αθέμιτα αποκρύπτει ή παρασιωπάει αληθινά γεγονότα βλάπτοντας ξένη περιουσία και πείθει κάποιον σε πράξη, παράλειψη ή ανοχή με σκοπό από τη βλάβη αυτής της περιουσίας να αποκομίσει ο ίδιος ή άλλος παράνομο περιουσιακό όφελος" (LawSpot, 2021).

Με την ευρύτερη έννοια, η απάτη μπορεί να περιλαμβάνει κάθε έγκλημα που αποσκοπεί στο κέρδος και χρησιμοποιεί ως κύριο τρόπο δράσης την εξαπάτηση. Σύμφωνα με το κοινό δίκαιο, πρέπει για να υπάρξει απάτη να συντρέχουν τέσσερις συνιστώσες: (Wells, 2013)

- Μια ουσιώδης ψευδής δήλωση

- Γνώση ότι η δήλωση ήταν ψευδής όταν διατυπώθηκε
- Αξιοπιστία του θύματος στην ψευδή δήλωση
- Ζημίες που προκύπτουν από την εμπιστοσύνη του θύματος στην ψευδή δήλωση

Τα παραπάνω ισχύουν και στο ποινικό και στο αστικό δίκαιο.

Στην ίδια φιλοσοφία οι (Βενιέρης, et al., 2015) αναφέρουν ότι από νομικής πλευράς, η απάτη μπορεί να αφορά:

- Τη ψευδή δήλωση ή παροχή ψευδών πληροφοριών.
- Ένα πραγματικό γεγονός που θίγει ένα πρόσωπο.
- Την πρόθεση για παραπλάνηση
- Την πρόκληση απώλειας.

Οι ίδιοι, όσον αφορά στο χώρο των επιχειρήσεων, αναφέρουν ότι η απάτη μπορεί να λάβει μορφές όπως:

- απώλεια περιουσιακών στοιχείων
- παροχή παραπλανητικών αναφορών
- απάτη χρηματοοικονομικών καταστάσεων
- φοροδιαφυγή
- αθέμιτη απόκρυψη ή παρασιώπησης αληθινών γεγονότων

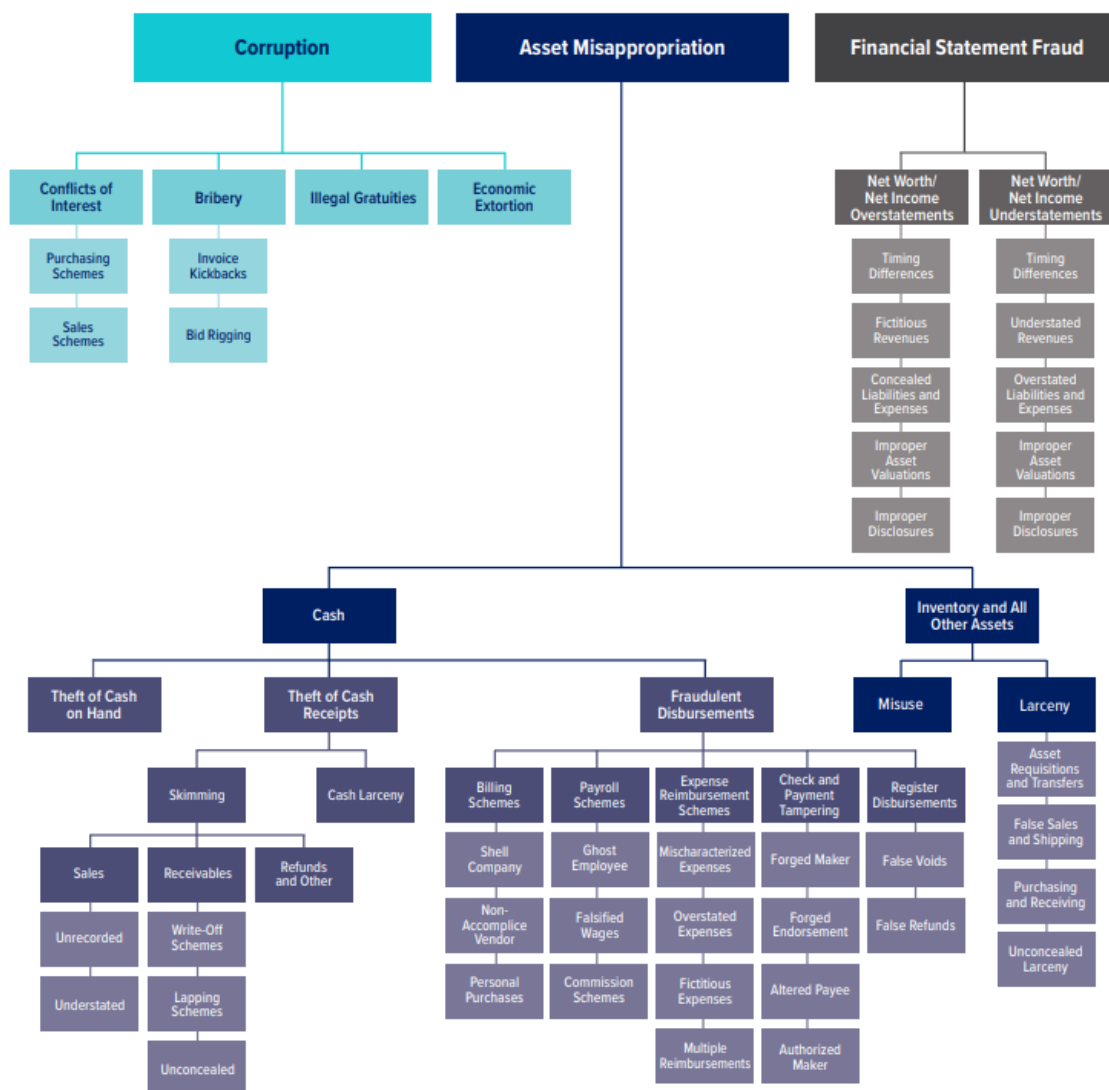
Ο (Simmons, 1995) ισχυρίζεται ότι για να διαπραχθεί απάτη πρέπει να συντρέχουν όλα τα ακόλουθα στοιχεία:

- ένα άτομο ή ένας οργανισμός προβαίνει εσκεμμένα σε αναληθή δήλωση σχετικά με ένα σημαντικό γεγονός ή συμβάν
- η αναληθής παράσταση γίνεται πιστευτή από το θύμα (το άτομο ή ο οργανισμός που στο οποίο έγινε η παράσταση)
- το θύμα βασίζεται στην αναληθή παράσταση και ενεργεί βάσει αυτής
- το θύμα υφίσταται απώλεια χρημάτων και/ή περιουσίας ως αποτέλεσμα της εμπιστοσύνης σε και ενεργεί βάσει της αναληθούς παράστασης

Ο μεγάλος αριθμός των ορισμών από διαφορετικούς φορείς δείχνει το ενδιαφέρον που υπάρχει στην κοινότητα για την απάτη. Ο λόγος είναι ότι επηρεάζει αρνητικά την ανάπτυξη των επιχειρήσεων και αποτελεί διαρκές και σημαντικό πρόβλημα για τους περισσότερους οργανισμούς. Όσο μάλιστα η τεχνολογία εξελίσσεται -και μάλιστα με γοργούς ρυθμούς- τα συστήματα απάτης εξελίσσονται και αυτά και καθίστανται πιο περίπλοκα και πολύπλοκα. Η κατάχρηση των περιουσιακών στοιχείων, η διαφθορά και η απάτη των οικονομικών καταστάσεων που έχουν διαπραχθεί σε βάρος οργανισμών είναι μερικά μόνο από τα πολυάριθμα σχήματα απάτης που έχουν οδηγήσει στην απώλεια της εμπιστοσύνης των

καταναλωτών, σε αποφυγή επενδύσεων και ακόμα και στην κατάρρευση επιχειρήσεων κατά τα άλλα ακμαζουσών. (ACFE, 2022)

Οι διάφορες μορφές με τις οποίες παρουσιάζεται η απάτη στους οργανισμούς μπορούν να διακριθούν σε τρεις κατηγορίες και η κάθε μία από αυτές εμφανίζει πλήθος υποκατηγοριών. Η πιο γνωστή αναπαράσταση αυτών των μορφών είναι το Δένδρο Απάτης το οποίο παρουσιάζεται στο επόμενο διάγραμμα:



Διάγραμμα 1: Το δένδρο της απάτης

Πηγή: (ACFE, 2022)

Από τα παραπάνω συμπεραίνουμε ότι δεν είναι δυνατή η αποτελεσματική καταπολέμηση της απάτης, αν οι επιχειρήσεις δεν κατανοήσουν τους παράγοντες κινδύνου και τις

συνιστώσες της απάτης. Σε αυτό το εγχείρημα θα βοηθηθούν από τις θεωρίες οι οποίες έχουν διατυπωθεί για την απάτη και οι οποίες αναφέρονται στα συστατικά στοιχεία της απάτης, στους τύπους αυτής, εξηγούν τους παράγοντες που οδηγούν στην απάτη, σκιαγραφούν το προφίλ του ανθρώπου ο οποίος είναι ικανός να την διαπράξει, εξετάζουν τους παράγοντες που βοηθούν στην εμφάνισή της και ανιχνεύονται οι οπτικές με βάση τις οποίες εξετάζεται η απάτη.

1.3 Θεωρίες / μοντέλα απάτης

Οι θεωρίες / μοντέλα απάτης που έχουν δημιουργηθεί βοηθούν πριν από όλα στην κατανόηση των παραγόντων που συμβάλλουν στην απάτη, προσφέρουν ένα πλαίσιο για την ανάλυση των περιστατικών απάτης που έχουν ήδη διαπραχθεί και αποτελούν τη βάση για μία εκπαίδευση των εργαζομένων σχετικά με την απάτη. Άρα οι εργαζόμενοι με τη βοήθεια των μοντέλων έχουν τη δυνατότητα να αναγνωρίζουν τα σημάδια της απάτης και να αναφέρουν ύποπτες δραστηριότητες και οι επιχειρήσεις και οι οργανισμοί αποκτούν μεγαλύτερη κατανόηση των συμβάντων και μπορούν να βελτιώσουν τα μέτρα ανίχνευσης και πρόληψης της απάτης.

Ακολουθεί μία παρουσίαση των θεωριών / μοντέλων απάτης κατά χρονολογική σειρά με την οποία εμφανίστηκαν. Με τον τρόπο αυτό φαίνεται η εξέλιξη την οποία παρουσιάζουν.

1.3.1 Λευκό κολάρο (White collar)

Ο (Sutherland, 1940) πιστώνεται με την επινόηση του όρου “έγκλημα λευκού κολάρου” το 1940 για να αναφερθεί σε επαγγελματικά αδικήματα που διαπράχθηκαν από αξιοσέβαστα άτομα υψηλής κοινωνικής θέσης. Ο Sutherland εξήγησε τα αίτια της εγκληματικής συμπεριφοράς απορρίπτοντας προηγούμενες εγκληματολογικές απόψεις “που απέδιδαν την εγκληματική συμπεριφορά στη φτώχεια και τις σχετικές παθολογίες της” και υποστήριξε ότι η εγκληματική συμπεριφορά επηρεάζεται από πολλαπλούς κοινωνιολογικούς παράγοντες και όχι από ατομικά ψυχολογικά χαρακτηριστικά. (Shapiro, 1990)

Ο (Coleman, 1987) υποστήριξε πολύ παλιά ότι το κύριο κίνητρο για τη διάπραξη ενός εγκλήματος λευκού κολάρου προέρχεται από ένα συνδυασμό ανθρώπων - που σημαίνει συμπαιγνία. και όσο περισσότερο αβέβαιο και απρόβλεπτο γίνεται το περιβάλλον στο οποίο λειτουργεί ο οργανισμός τόσο αυξάνεται το έγκλημα λευκού κολάρου. (Βιδάλη, et al., 2019)

1.3.2 Το τρίγωνο της απάτης (Fraud triangle)

Το τρίγωνο της απάτης είναι μια θεωρία που εξηγεί τους παράγοντες που πρέπει να υπάρχουν ώστε να διαπραχθεί η απάτη. Αρχικά προτάθηκε από τον εγκληματολόγο Donald Cressey την δεκαετία του 1950. Ο Cressey υπέθεσε ότι τα έμπιστα άτομα γίνονται παραβάτες εμπιστοσύνης όταν ισχύουν τρεις παράγοντες: ο πρώτος είναι να

αντιλαμβάνονται ότι έχουν ένα οικονομικό πρόβλημα που δεν μπορούν να χειριστούν, ο δεύτερος να γνωρίζουν ότι το προηγούμενο πρόβλημα μπορεί να επιλυθεί κρυφά αν παραβιάσουν τη θέση της οικονομικής εμπιστοσύνης και ο τρίτος να μπορέσουν να διατυπώσουν μία ορθολογική εξήγηση για τη συμπεριφορά τους. (Wells, 2013)



***Διάγραμμα 2:** Το τρίγωνο της απάτης.*

***Πηγή:** (Putri, 2018)*

Παρόλο που ο Δρ.Cressey ανέπτυξε τους τρεις παραπάνω παράγοντες δεν ονόμασε τη θεωρία τρίγωνο της απάτης, αυτό το έκανε αργότερα ο Δρ. Wells. (Morales, et al., 2014)Συνοπτικά οι τρεις παράγοντες του τριγώνου όπως αναφέρονται στον (Wells, 2013) είναι: το κίνητρο/πίεση, η ευκαιρία και ο εξορθολογισμός.

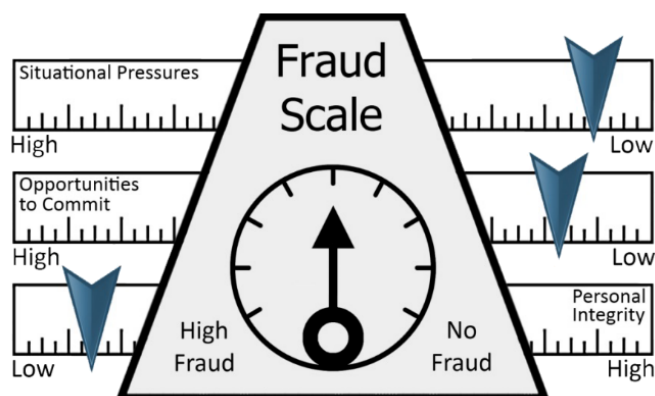
Το τρίγωνο της απάτης δημιουργήθηκε για να βοηθήσει τους ερευνητές να κατανοήσουν ποιος μπορεί να διαπράξει την απάτη. Έχει ως αναφορά του τον τυχαίο απατεώνα και δεν έχει τη δυνατότητα να εντοπίσει εκείνον τον τύπο απατεώνα που είναι γνωστός ως αρπακτικό (predator). Αυτός ο τύπος διαπράττει απάτη γιατί αυτή είναι η φύση του. (Kranacher & Riley, 2020)

Η χρησιμότητα της θεωρίας έγκειται στο γεγονός ότι παρέχει ένα εύχρηστο εννοιολογικό μοντέλο που είναι χρήσιμο βοήθημα στην καταπολέμησης της απάτης και επίσης βοηθά στο να κατανοήσουν οι ερευνητές προηγούμενες περιπτώσεις απάτης. Εγχειρίδια ελέγχου και πληροφοριακών συστημάτων καθώς και η δήλωση των ελεγκτικών προτύπων (SAS) της (AICPA, 2021), χρησιμοποιούν διαχρονικά στοιχεία από το τρίγωνο της απάτης.

Οι (Morales, et al., 2014) μάλιστα ισχυρίζονται ότι το υβριδικό πεδίο γνώσης (από την εγκληματολογία και τη λογιστική) με ονομασία “εξέταση της απάτης” βασίστηκε στο τρίγωνο της απάτης. Η (LaSalle, 2007) έχει δείξει ότι η χρήση του Τριγώνου Απάτης μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένη αξιολόγηση του κινδύνου.

1.3.3 Η κλίμακα απάτης (Fraud scale)

Η κλίμακα απάτης εισήχθη από τους Steve Albrecht, Keith Howe και Marshall Romney. Διατυπώθηκε από αυτούς ότι η απάτη ήταν δύσκολο να προβλεφθεί και ότι οι δράστες της επαγγελματικής απάτης, ως ομάδα, ήταν δύσκολο να σκιαγραφηθούν. Η μελέτη κατέληξε σε αποτελέσματα τα οποία οδήγησαν στο να προταθεί η κλίμακα απάτης, η οποία βασίζεται στην πίεση και την ευκαιρία, τα οποία είναι δύο από τα τρία συστατικά του τριγώνου της απάτης. Το τρίτο συστατικό, ο εξορθολογισμός αντικαταστάθηκε από την προσωπική ακεραιότητα. (Albrecht, et al., 1984)



Διάγραμμα 3: Η κλίμακα απάτης

Πηγή: (Putri, 2018)

Η προσωπικότητα με υψηλότερη ακεραιότητα είναι πιθανό να μην διαπράξει καμία δόλια δραστηριότητα σε σύγκριση με κάποιον που έχει χαμηλή ακεραιότητα.

Οι (Dorminey, et al., 2012) ισχυρίστηκαν ότι η κλίμακα απάτης είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για την ανίχνευση της απάτης στις οικονομικές καταστάσεις, εκεί δηλαδή που μπορούν να παρατηρηθούν αιτίες πίεσης όπως το να ζητηθεί να ελεγχθούν οι οικονομικές καταστάσεις και τα κέρδη ενός οργανισμού. Επίσης ισχυρίστηκαν ότι υπάρχει πλεονέκτημα σε ένα μοντέλο το οποίο χρησιμοποιεί την προσωπική ακεραιότητα και αυτό έγκειται στο γεγονός ότι μπορεί να είναι ένα εύκολα χαρακτηριστικό που μπορεί να παρατηρηθεί εύκολα σε σχέση με το χαρακτηριστικό του εξορθολογισμού

1.3.4 Το διαμάντι απάτης (Fraud Diamond)

Η θεωρία των (Wolfe & Hermanson, 2004) επεκτείνει την προηγούμενη του τριγώνου της απάτης προσθέτοντας το στοιχείο της ικανότητας. Ένα άτομο χρειάζεται όχι μόνο το

κίνητρο, την ευκαιρία και τον εξορθολογισμό, αλλά και τις αναγκαίες δεξιότητες και ικανότητες για να αναγνωρίσει και να εκμεταλλευτεί μια ευκαιρία για απάτη.

Ο παράγοντας της ικανότητας περιλαμβάνει τα χαρακτηριστικά:



Διάγραμμα 4: Το διαμάντι της απάτης

Πηγή: (Putri, 2018)

- θέση στον οργανισμό την οποία κατέχει το άτομο πρέπει να του δίνει τη δυνατότητα να δημιουργήσει ή να εκμεταλλευτεί μια ευκαιρία για απάτη.
- Να έχει τα προσόντα ώστε να κατανοήσει και να εκμεταλλευτεί τις αδυναμίες του εσωτερικού ελέγχου και να χρησιμοποιήσει τη θέση, την αρμοδιότητα ή την εξουσιοδοτημένη πρόσβαση που διαθέτει.
- Να έχει την πεποίθηση ότι δεν θα καταφέρουν να τον εντοπίσουν και αν ακόμα αυτό συμβεί να πιστεύει ότι θα καταφέρει να αποποιηθεί των ευθυνών του.
- Να μπορεί να εξαναγκάσει τους άλλους να διαπράξουν ή να αποκρύψουν την απάτη.
- Να μπορεί να λέει ψέματα αποτελεσματικά και με συνέπεια.

Η θεωρία του διαμαντιού της απάτης υποδηλώνει εκείνοι οι οποίοι διαπράττουν τις μεγαλύτερες απάτες είναι έξυπνοι, μεθοδικοί, ενημερωμένοι και ευφάνταστοι άνθρωποι με πολύ καλή γνώση των ελέγχων του οργανισμού. (ACFE, 2022)

Ο (Ramamoorti, et al., 2009) έχει ήδη επιβεβαιώσει την θέση αυτή αποκαλύπτοντας ότι τα άτομα που είναι πλούσια και ισχυρά στην κοινότητα διαπράττουν την απάτη.

1.3.5 Το μοντέλο ABC (ABC model)

Ο (Ramamoorti, et al., 2009) διαπίστωσε ότι η βασική αιτία της απάτης έγκειται στη συμπεριφορά. Για να αναλύσει και να ταξινομήσει την απάτη προσδιόρισε ένα μοντέλο, το ABC με τρία στοιχεία με βάση τα οποία εξετάζεται η απάτη:

- Άτομο (χαρακτηριστικά προσωπικότητας όσων διαπράττουν απάτη).
- Ομάδα (δυναμική της συνωμοτικής συμπεριφοράς).
- Μακροκοινωνικοπολιτισμικοί παράγοντες. Εδώ αναφερόμαστε στους παράγοντες της κουλτούρας που επηρεάζουν άμεσα το συμβάν της απάτης (απάτη που διαπράττεται με συνεννόηση, κακή καλλιέργεια-bad crop)

Η εξαιρετική, πράγματι, συνεισφορά του (Ramamoorti, et al., 2009) έγκειται στο γεγονός ότι υποδήλωσε ότι στην κορυφή των οργανισμών υπάρχει ανεπάρκεια ηθικής και δεοντολογίας.

Παρατηρώντας προσεκτικά διαπιστώνουμε ότι το μοντέλο ABC μεταβάλλει την πιθανότητα οι συνθήκες του τριγώνου της απάτης να οδηγήσουν σε πράξεις απάτης ή απάτης/οικονομικού εγκλήματος.

1.3.6 Το μοντέλο MICE (MICE model)

Το μοντέλο MICE προτάθηκε από τους (Kranacher & Riley, 2020) έχοντας ως στόχο να δώσει μια καλύτερη εξήγηση όσον αφορά στο κίνητρο που έχουν τα άτομα για να διαπράξουν την απάτη. Τα κίνητρα των δραστών απάτης προσδιορίζονται με το ακρωνύμιο M.I.C.E.:

- **M** money (χρήματα)
- **I** ideology (ιδεολογία)
- **C** coercion (εξαναγκασμός)
- **E** ego (εγωισμός)

Το M.I.C.E. τροποποιεί την πλευρά της πίεσης του τριγώνου της απάτης. Το μοντέλο αποτελεί μία ευρετική μέθοδο που υπεραπλουστεύει τα κίνητρα της απάτης και έτσι ορισμένα κίνητρα ταιριάζουν σε πολλαπλές κατηγορίες, έχει όμως το πλεονέκτημα ότι απομνημονεύεται εύκολα και παρέχει στους ερευνητές ένα πλαίσιο για την αξιολόγηση των κινήτρων.

1.3.7 Το πεντάγωνο της απάτης (Fraud pentagon)

Ο (Marks, 2011) στο έργο του αναφέρεται στη “Θεωρία της Απάτης” και εισάγει την έννοια του “Πενταγώνου της Απάτης”, εξελίσσοντας την προηγούμενη θεωρία του “Τριγώνου της Απάτης”. Σύμφωνα με αυτήν, προστίθενται δύο νέα στοιχεία στην απάτη: η ικανότητα και η αλαζονεία. Η ικανότητα αναφέρεται στη δυνατότητα του ατόμου να διαπράξει απάτες, ενώ η αλαζονεία σχετίζεται με την υπερβολική αυτοπεποίθηση και την έλλειψη συνείδησης. Επισημαίνεται ότι η αίσθηση του δικαιώματος που έχει ο απατεώνας τον οδηγεί να πιστεύει ότι είναι υπεράνω του νόμου και μπορεί να ξεφύγει από τον εντοπισμό. Στατιστικά, το 70% των απατεώνων φέρεται να εμφανίζει αλαζονεία.



Διάγραμμα 5: Το πεντάγωνο της απάτης

Πηγή: (Putri, 2018)

Επίσης, ο Marks περιγράφει χαρακτηριστικά της αλαζονείας στους ηγέτες εταιρειών, όπως υψηλός εγωισμός, πεποίθηση αναστολής εσωτερικού ελέγχου στις δραστηριότητες απάτης, εκφοβιστική συμπεριφορά προς τους υπαλλήλους, αυταρχικό στυλ διαχείρισης και φόβος απώλειας της ηγετικής θέσης.

1.3.8 Το νέο τρίγωνο της απάτης (New fraud triangle)

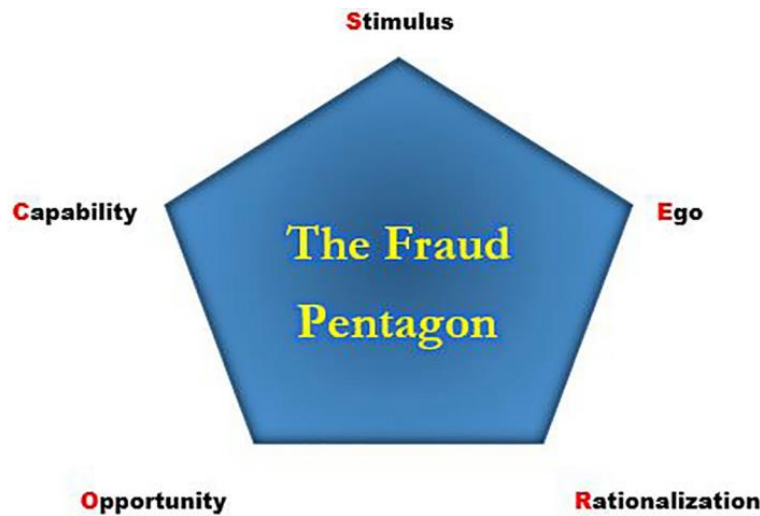
Η θεωρία του “Νέου τριγώνου της απάτης” αναπτύχθηκε από τους (Kassem & Higson, 2012). Σε αυτήν προτείνεται ένα αναθεωρημένο μοντέλο τριγώνου απάτης που σε αυτό προστίθεται η συνιστώσα της ικανότητας από τη θεωρία του διαμαντιού της απάτης, η συνιστώσα της προσωπικής ακεραιότητας από τη θεωρία της κλίμακας της απάτης, η συνιστώσα της ευκαιρίας από το “παραδοσιακό” τρίγωνο της απάτης και τα κίνητρα απάτης από τη θεωρία MICE.

1.3.9 Το μοντέλο SCORE

Πρόσφατη εξέλιξη είναι το μοντέλο S.C.O.R.E. Δημιουργήθηκε από τον (Vousinas, 2019) με σκοπό την ενίσχυση της κατανόησης των κύριων παραγόντων που οδηγούν στη διάπραξη απάτης. Είναι επέκταση του διαμαντιού της απάτης και επεκτείνει τη θεωρία του πενταγώνου της απάτης. Ενώ ο (Coleman, 1987) υποστήριξε ότι το κύριο κίνητρο για τη διάπραξη ενός εγκλήματος λευκού κολάρου προέρχεται από ένα συνδυασμό ανθρώπων - που σημαίνει σύμπραξη, ο (Vousinas, 2019) εντοπίζει ακόμη ένα στοιχείο, τον εγωισμό.

Το όνομα αυτού του μοντέλου είναι το ακρωνύμιο των λέξεων: ερέθισμα (Stimulus), ικανότητα (Capability), (Opportunity), εξορθολογισμός (Rationalization) και εγωισμός (Ego). Ο εγωισμός αποτελεί ένα σημαντικό στοιχείο προσδιορισμού των λόγων για τους

οποίους οι άνθρωποι αναγκάζονται να διαπράττουν απάτες, αποτελώντας έτσι θεμελιώδες μέρος του μοντέλου S.C.O.R.E.



Διάγραμμα 6: Το μοντέλο S.C.O.R.E

Πηγή: (Vousinas, 2019)

Ο (Vousinas, 2019) ισχυρίζεται ότι για να είναι αποτελεσματική η ανίχνευση της απάτης πρέπει να βασίζεται σε περισσότερες από μία θεωρίες και να χρησιμοποιεί τα εργαλεία τους σε συνδυασμό και ανάλογα με το είδος της απάτης και του οργανισμού.

1.4 Επιμύθιο

Οι (Oladejo & Jack, 2020) διερευνώντας τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι δικαστικοί λογιστές στον εντοπισμό και την ανάλυση της απάτης στο ψηφιακό περιβάλλον διαπίστωσαν ότι οι προηγμένες τεχνολογίες περιπλέκουν την πρόληψη των απατών και παρουσιάζουν προκλήσεις λόγω διαφόρων νέων τρόπων απάτης. Είναι σίγουρο ότι όσο η τεχνολογία αναπτύσσεται θα εξελίσσονται και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούν οι απατεώνες.

Αποτελεί σύνθετο ζήτημα το να ανιχνευθεί και να προληφθεί η απάτη και τα άλλα οικονομικά εγκλήματα. Για να γίνει κάτι τέτοιο εφικτό θα πρέπει να έχουμε συνεχή εστίαση σε αντίστοιχες πολιτικές, να υπάρχει συνεχής κατάρτιση και εσωτερικός έλεγχος και να γίνεται χρήση όλο και περισσότερο εξελιγμένης τεχνολογίας.

Σε ένα περιβάλλον το οποίο χαρακτηρίζεται από αστάθεια ένας οργανισμός πρέπει απαραίτητα να προστατεύει την “περίμετρό” του αφού οι απατεώνες μπορούν όλο και καλύτερα να εκμεταλλεύονται τις ρωγμές. (PwC, 2022)

Άρα ένας οργανισμός είναι αναγκασμένος να καταφύγει στα πιο εξελιγμένα τεχνολογικά μέσα. Ένα από αυτά είναι και η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence) πάνω στην οποία βασίζεται η εποχή καινοτομίας στην τεχνολογία την οποία βιώνουμε στις μέρες μας και είναι η εποχή της 4^{ης} Βιομηχανικής Επανάστασης.

Στο παρόν κεφάλαιο αποκτήσαμε το απαραίτητο εννοιολογικό υπόβαθρο για να κατανοήσουμε την έννοια της απάτης. Στο επόμενο κεφάλαιο θα ασχοληθούμε εκτενώς με την TN και έτσι θα αποκτήσουμε το απαραίτητο εννοιολογικό υπόβαθρο και για την έννοια της TN. Στη συνέχεια θα είμαστε έτοιμοι να μελετήσουμε το κύριο αντικείμενο της παρούσας εργασίας που είναι η ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων TN.

Κεφάλαιο 2 – Τεχνητή Νοημοσύνη

2.1 Εισαγωγή

Διανύουμε την εποχή της 4^{ης} Βιομηχανικής Επανάστασης, που αναφέρεται ως Βιομηχανία 4.0 η οποία αντιπροσωπεύει μια νέα εποχή καινοτομίας στην τεχνολογία και ιδιαίτερα σε αυτήν που βασίζεται στην Τεχνητή Νοημοσύνη. (Maynard , 2015) Οι αλλαγές στην τεχνολογία δεν είναι μόνο ραγδαίες αλλά και απροσδόκητες και δημιουργούν νέες προκλήσεις και ευκαιρίες σε παγκόσμιο επίπεδο. (Kumar, et al., 2019)

Σκοπός της TN είναι να μιμηθεί τον ανθρώπινο εγκέφαλο ώστε να μπορέσει να λάβει αποφάσεις όπως ο άνθρωπος. (Deshpande, et al., 2018) Παίζει σημαντικό ρόλο σε πολλούς οργανισμούς και αποτελεί μια από τις τεχνολογίες αιχμής της 4^{ης} Βιομηχανικής Επανάστασης και αναμένεται να προκαλέσει θεμελιώδεις αλλαγές σε επιχειρήσεις, τη βιομηχανία και το δημόσιο τομέα. (ΣΕΒ, 2020); (Sarker, 2022)

Η TN έχει συμπληρώσει πάνω από μισό αιώνα ζωής αλλά μόνο τα τελευταία χρόνια εφαρμόζεται μαζικά και αυτό οφείλεται σε τρεις παράγοντες: (Accenture, 2019)

- την τεράστια υπολογιστική ισχύ του νέφους (cloud)
- το γεγονός ότι υπάρχει διαθέσιμος τεράστιος όγκος δεδομένων για να διδαχθούν τα συστήματα TN
- τις ανακαλύψεις που έχουν πραγματοποιηθεί στην ανάπτυξη αλγορίθμων TN και στη βελτίωση μεθόδων της όπως η βαθιά μάθηση (deep learning).

Παρόλο λοιπόν που αρκετές τεχνολογίες TN είχαν κάνει την εμφάνισή τους και στο παρελθόν έπρεπε να ωριμάσουν οι συνθήκες ώστε να εμφανιστούν στις μέρες μας προϊόντα και υπηρεσίες που αναδεικνύουν την TN ως έναν από τους πιο σημαντικούς τομείς της τεχνολογίας και προτεραιότητα της ΕΕ. (Βλαχάβας , et al., 2020); (European Union, 2021)

Η TN αποτελεί μέρος της επιστήμης των υπολογιστών ή της πληροφορικής που παράγει συστήματα εμπειρογνομόνων, αλγόριθμους και προγράμματα. (Dhamija & Bag, 2020) Καλύπτει ευρύ φάσμα ερευνητικών πεδίων και πολύ συχνά ζητούν τη συνδρομή της TN ερευνητές που προέρχονται από άλλα επιστημονικά πεδία. (Accenture, 2019), (Βλαχάβας , et al., 2020) Χρησιμοποιείται για να λύσει απίστευτα δύσκολα προβλήματα και να βρει λύσεις ζωτικής σημασίας για την ανθρώπινη ευημερία με τεράστιες οικονομικές και κοινωνικές επιπτώσεις. (Sarker, 2022)

Η (McKinsey & Company, 2017) αναφέρει ότι οι συνολικές επενδύσεις για το 2016 που αφορούσαν την TN σημείωσαν μια άνοδο 300% σε σχέση με το 2013 καταδεικνύοντας έναν σημαντικό ρυθμό ανάπτυξης, ενώ σύμφωνα με το Ινστιτούτο Εσωτερικών Ελεγκτών (IDC)

από το 2018 και μετά ο μέσος ετήσιος ρυθμός ανόδου θα ανέρχεται σε 28,4%. (ΣΕΒ, 2020) Οι μετρήσεις του Παρατηρητηρίου Ψηφιακού Μετασχηματισμού του Συνδέσμου Ελληνικών Βιομηχανιών αναφέρουν περιθώρια κέρδους έως και 17% υψηλότερα από τον ανταγωνισμό για τις επιχειρήσεις που εφαρμόζουν λύσεις TN και ταυτόχρονη μείωση των δαπανών E&A (έρευνα και ανάπτυξη) κατά 10-25%. (Fortune, 2022)

Δεν είναι τυχαίο, λοιπόν, ότι τα μέσα ενημέρωσης, η κοινωνία των πολιτών, ο ακαδημαϊκός χώρος, οι οργανισμοί ανθρωπίνων δικαιωμάτων και οι φορείς χάραξης πολιτικής ενδιαφέρονται για την ικανότητα της TN να υποστηρίζει την οικονομική ανάπτυξη. (European Commission, 2018) Έχουν αντιληφθεί ότι έχει τη δυνατότητα να μεταμορφώσει την κοινωνία και τον τρόπο που γίνεται αντιληπτός ο κόσμος. Η TN οδηγεί αυτοκίνητα, μεταφράζει αυτόματα, μας εξυπηρετεί με έξυπνα chatbots και μας κάνει συστάσεις για ψώνια. Την βλέπουμε να έχει ενσωματωθεί στα έξυπνα σπίτια, στα έξυπνα αυτοκίνητα, στις έξυπνες πόλεις, με λίγα λόγια στην πραγματικότητά μας. (Accenture, 2019)

Η φιλοσοφία των μηχανών να σκέφτονται, να συμπεριφέρονται και να ενεργούν με τον ίδιο ή παρόμοιο τρόπο όπως ο άνθρωπος έχει καταστεί επιτακτική δραστηριότητα για τους επιχειρηματικούς οργανισμούς. (Dhamija & Bag, 2020)

Ο κόσμος αναδιαμορφώνεται από την TN και απελευθερώσει την εκθετική δημιουργικότητά του. (Accenture, 2019), (Sarker, 2022) Η υγειονομική κρίση που προκάλεσε η COVID-19 έχει δώσει ώθηση στην αξιοποίησή της και προσέφερε στους οργανισμούς εντελώς νέες δυνατότητες. (European Commission, 2018); (IIA, 2023)

Παρότι η επιρροή της είναι σημαντική αναμένεται στο μέλλον να γίνει ακόμη μεγαλύτερη και να είναι σημαντικός παράγοντας ώστε η κοινωνίας μας να μεταμορφωθεί ψηφιακά. (European Union, 2021) Να σημειωθεί όμως εδώ με έμφαση ότι οι δυνατότητές της και η μελλοντική της πορεία θα διαμορφωθούν από τις αποφάσεις και τις ενέργειές μας. (Sarker, 2022) Είναι σημαντικό, λοιπόν, να είμαστε συμμετοχικοί και όχι απλοί παρατηρητές.

2.2 Ορισμοί για την TN

Είναι γνωστό το αυξημένο ενδιαφέρον που δείχνει για την TN ο ακαδημαϊκός χώρος, η βιομηχανία και οι δημόσιοι φορείς. Παρόλα αυτά δεν έχει δημιουργηθεί κάποιος πρότυπος ορισμός γι' αυτήν. Οι προσπάθειες να προσεγγιστεί σε σχέση με τον ανθρώπινη νοημοσύνη είναι σαφείς και αρκετοί από τους ορισμούς κάνουν αναφορά σε μηχανές που συμπεριφέρονται όπως οι άνθρωποι ή έχουν την ικανότητα να ενεργούν με νοήμονα τρόπο. (JRC, 2021)

Σύμφωνα με τους (Russell & Norvig, 2003) για την TN έχουν δοθεί ορισμοί που ταξινομούνται σε τέσσερις κατηγορίες. Η κάθε μία από αυτές προκύπτει από τη διαφορετική σκοπιά με την οποία προσεγγίζεται η TN.

Οι (Luger & Stubblefield, 1993) ξεκινούν προτείνοντας τον ορισμό: "TN είναι ένας κλάδος της Πληροφορικής, ο οποίος ασχολείται με την αυτοματοποίηση ευφυούς συμπεριφοράς" τον οποίο στη συνέχεια τροποποιούν ως εξής: "Τεχνητή Νοημοσύνη είναι η μελέτη των μηχανισμών που διέπουν ευφυή συμπεριφορά, μέσω της κατασκευής και αξιολόγησης συστημάτων τα οποία παριστάνουν αυτούς τους μηχανισμούς".

Πολλοί ερευνητές προτείνουν περισσότερο συγκεκριμένους ορισμούς όπως ο επόμενος: "TN είναι η ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων, τα οποία δεν μπορούν να επιλυθούν με την εξαντλητική εξέταση όλων των πιθανών λύσεων μια και αυτές μπορεί να είναι πάρα πολλές" (Κεραυνού, 2000) ή πιο αφηρημένους όπως αυτός των (Rich, et al., 2009): "TN είναι η μελέτη του πώς να κάνουμε τον υπολογιστή να πράξει κάτι που επί του παρόντος ο άνθρωπος μπορεί να πράξει καλύτερα".

Από τους προηγούμενους ορισμούς που παραθέσαμε παρατηρούμε ότι άλλοι επικεντρώνονται στη διαδικασία σκέψης και συλλογισμού και άλλοι στη συμπεριφορά. Στην προσπάθεια να διατυπωθεί ένας ορισμός που να περιλαμβάνει όσο το δυνατόν περισσότερα στοιχεία από τους ορισμούς που έχουν δοθεί και ταυτόχρονα να είναι όσο το δυνατόν πιο σύντομος η συγγραφική ομάδα του (Βλαχάβας, et al., 2020) ορίζει την TN ως εξής: "TN είναι ο τομέας της Επιστήμης των Υπολογιστών που ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων τα οποία είναι ικανά να μιμηθούν τις ανθρώπινες γνωστικές ικανότητες, εμφανίζοντας έτσι χαρακτηριστικά που αποδίδουμε συνήθως σε ανθρώπινη συμπεριφορά, όπως για παράδειγμα η επίλυση προβλημάτων, η αντίληψη και κατανόηση εικόνων, η μάθηση, η εξαγωγή συμπερασμάτων, η κατανόηση φυσικής γλώσσας, κτλ."

Κλείνοντας να αναφέρουμε για μία ακόμη φορά ότι καθολικά αποδεκτός ορισμός για την TN δεν υπάρχει. Ο λόγος είναι ότι η TN δεν αφορά κάποιες συγκεκριμένες εφαρμογές που χρησιμοποιούνται, αλλά είναι μία αντανάκλαση των πιο πρόσφατων τεχνολογικών εξελίξεων που περιλαμβάνονται σε ένα σύνολο τεχνολογιών οι οποίες συνεχώς εξελίσσονται. (European Commission, 2018)

2.3 Ιστορική εξέλιξη της TN

Το πρώτο βήμα προς την TN φαίνεται να έγινε από τον Αριστοτέλη. Στους νεότερους χρόνους ο George Boole το 1854 πρότεινε έναν τρόπο αναπαράστασης όλων των λογικών

συλλογισμών με βάση το δυαδικό σύστημα, ένα σύστημα που αποτελείται από 0 και 1 (η γνωστή άλγεβρα Boole). (Donald, 2022)

Τον ίδιο αιώνα ο Gottlob Frege θέτει τις βάσεις του κατηγορηματικού λογισμού (predicate calculus) προτείνοντας ένα σύστημα αυτοματοποιημένης συλλογιστικής. (Γεωργούλη, 2015) Οι μελέτες αυτές θα χρησιμεύσουν στο μέλλον.

Σύμφωνα με την Γεωργούλη (Γεωργούλη, 2015) η Ιστορική Εξέλιξη της TN μπορεί να διακριθεί στις επόμενες περιόδους:

- 1943-1956: γεννιέται η TN
- 1956-1970: πρώτη φάση ανάπτυξης της TN
- 1970-1980: ωριμάζει η συμβολική και υπολογιστική TN.
- 1980-1990: αναγέννηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων
- 1990- : η σημερινή εποχή

Άλλοι συγγραφείς διακρίνουν τέσσερις περιόδους στην ιστορία της TN:

- Την προϊστορική που η TN υπάρχει μόνο ως επιστημονική φαντασία
- Την κλασική κατά την οποία τα συστήματα της TN έπαιζαν παιχνίδια και έλυναν γρίφους
- Την ρομαντική κατά την οποία γίνονται προσπάθειες η TN να κατανοήσει ιστορίες και διάλογους διατυπωμένους σε φυσική γλώσσα και
- Την μοντέρνα που αναπτύσσονται συστήματα τα οποία εκμεταλλεύονται τα αποτελέσματα της έρευνας γύρω από την TN. (Βλαχάβας , et al., 2020)

Όπως και να διακρίνεις τις περιόδους της TN οι ημερομηνίες που αναγράφονται στον επόμενο πίνακα θεωρούνται σημαντικές στην ιστορία της.

Πίνακας 1. Ιστορική Εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης

Χρονολογία	Γεγονός
1930s	Οι φιλόσοφοι και οι επιστήμονες αρχίζουν να ασχολούνται με την ιδέα της τεχνητής νοημοσύνης.
1940s-1950s	Νευρωνικά δίκτυα και δημιουργία των όρων TN και μηχανική εκμάθηση.
1943	Εισάγεται ένα μαθηματικό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων από τους: (McCulloch & Pitts, 1943)

1950	Ο Άλαν Τούρινγκ δημοσιεύει τη μελέτη του “Computing Machinery and Intelligence”, προτείνοντας το Τεστ Turing για την αξιολόγηση της νοημοσύνης μιας μηχανής. (Lucci, et al., 2022)
1956	Το 1956, διοργανώνεται στο Dartmouth College το πρώτο συνέδριο για την τεχνητή νοημοσύνη, το οποίο θεωρείται ως η αφετηρία της TN ως ακαδημαϊκό πεδίο. (McCarthy, et al., 2006)
1960s	Η έρευνα στην TN επικεντρώνεται σε θέματα όπως η επίλυση προβλημάτων και οι συμβολικές μέθοδοι. (Kaynak, 2021)
1966	Δημιουργείται το πρόγραμμα Eliza, ο πρώτος διαλογικός πράκτορας (chat bot) (Weizenbaum, 1966) και το Shakey το πρώτο κινητό ευφυές ρομπότ. (SRI, 2023)
1970s-1980s	Η έρευνα στην τεχνητή νοημοσύνη υστερεί από τις προσδοκίες, με αποτέλεσμα να ονομαστεί “χειμερινός ύπνος της τεχνητής νοημοσύνης”. (Karjian, 2023)
1990s	Η έρευνα στην τεχνητή νοημοσύνη συνεχίζει να αναπτύσσεται, με την ανάπτυξη νέων εφαρμογών όπως η τεχνητή όραση και η ρομποτική.
1993	Ο (Schmidhuber, 2021) λύνει ένα project πολύ βαθιάς μάθησης.
1996	Ο υπολογιστής Deep Blue της IBM κερδίζει στο σκάκι τον καλύτερο σκακιστή του κόσμου. (European Commission, 2020)
2000s-2010s	Η τεχνητή νοημοσύνη αρχίζει να χρησιμοποιείται σε όλο και περισσότερο με την ανάπτυξη νέων τεχνολογιών, όπως η βαθιά μάθηση και το φυσικό γλωσσικό μοντέλο.
2011	Ο IBM Watson, ένα υπολογιστικό σύστημα TN που συνδυάζει τεχνολογία αναγνώρισης ομιλίας, σύνθεσης φωνής και ανάκτησης πληροφοριών, κερδίζει τους καλύτερους διαγωνιζόμενους στο σόου Jeopardy. (Ferrucci, 2012)
2012	Το AlexNet κερδίζει τον διαγωνισμό ImageNet, που συχνά θεωρείται το σημείο καμπής της Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning-DL) (Briggs & Carnevali, 2023)
2014	Αναπτύσσονται τα δίκτυα GANs τα οποία μιμούνται οποιαδήποτε κατανομή δεδομένων και να παράγουν περιεχόμενο σε

	οποιοδήποτε τομέα όπως εικόνα, μουσική, ομιλία κ.λπ. (Goodfellow, et al., 2014)
2018	Η OpenAI κυκλοφορεί το ChatGPT, ένα AI chatbot και θεωρείται σημαντικό άλμα στην ΤΝ καθώς είναι η ταχύτερα αναπτυσσόμενη καταναλωτική εφαρμογή μέχρι σήμερα . (Guardiean, 2023)
2020s	Εκτεταμένη ανάπτυξη και εφαρμογή της ΤΝ σε διάφορους τομείς. Η ΤΝ γίνεται όλο και πιο εξελιγμένη και διαδεδομένη δημιουργώντας αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα και chatbot που μπορούν να κάνουν ρεαλιστικές συνομιλίες. (Karjian, 2023)
2022-2023	Σήμερα, κυκλοφορεί το γλωσσικό μοντέλο GPT-4 ενσωματωμένο στο ChatGPT. Αντίστοιχα, η Google κυκλοφορεί το chatbot Google Bard. (Elias, 2023). (Murphy Kelly, 2023)

Το Σεπτέμβριο του 2023 η Γερουσία των ΗΠΑ διοργάνωσε το “AI Insight Forum”, και έφερε σε επαφή γερουσιαστές, διευθύνοντες συμβούλους, ηγέτες πολιτικών δικαιωμάτων και άλλους εκπροσώπους του κλάδου. Σκοπός να εξοικειωθούν οι γερουσιαστές με την ΤΝ και τους κινδύνους της και να ξεκινήσουν συζητήσεις για τις απαραίτητες διασφαλίσεις και τη νομοθεσία. (Fortune Greece, 2023) Τον Οκτώβριο του ίδιου έτους ο πρόεδρος των ΗΠΑ υπογράφει εκτελεστικό διάταγμα που αφορά στην ασφαλή και αξιόπιστη ανάπτυξη και χρήση της ΤΝ. (The White House, 2023)

Βιώνουμε την μεταμοντέρνα περίοδο της ΤΝ. Η αλματώδης εξάπλωση του διαδικτύου, η παραγωγή και αποθήκευση δεδομένων με ρυθμούς ασύλληπτους (big data), η δυνατότητα για υπολογιστική ισχύ σε αφθονία και η διείσδυση σε συσκευές ευρείας και καθημερινής χρήσης των υπολογιστικών συστημάτων (pervasive and ubiquitous computing) είναι τα κύρια χαρακτηριστικά του πληροφοριακού περιβάλλοντος στο οποίο ζούμε και εργαζόμαστε. Ο ρόλος της ΤΝ αυτήν την περίοδο είναι καταλυτικός και οι εφαρμογές που δημιουργούνται είναι το λιγότερο εντυπωσιακές. (Βλαχάβας , et al., 2020)

2.4 Τύποι, προσεγγίσεις και τεχνικές που εντάσσονται στο πλαίσιο της ΤΝ

Στην πρώτη αναζήτηση που θα κάνει κάποιος για την ΤΝ θα βρεθεί μπροστά σε έναν ωκεανό υλικού. Ο Μελετητής της Google (google scholar) θα του επιστρέψει στη σχετική αναζήτηση περίπου 6 εκατομμύρια πηγές. Για να μπορέσει να διαχειριστεί το θέμα θα πρέπει

να κωδικοποιήσει το υλικό του. Για το λόγο αυτό στο παρόν κεφάλαιο κάνουμε μία αναφορά στους τύπους της TN, αλλά και στους τρόπους που μπορούμε να την προσεγγίσουμε. Τέλος αναφερόμαστε στις τεχνικές που εντάσσονται στο πλαίσió της. Με τον τρόπο αυτό θα μπορέσουμε στη συνέχεια να παρακολουθήσουμε ευκολότερα τα όσα θα αναφέρονται.

Σύμφωνα με την (Sarker, 2022) οι διάφοροι τύποι της TN είναι:

- **Αναλυτική TN (Analytical AI):** ανιχνεύει, ερμηνεύει και κοινοποιεί σημαντικά μοτίβα δεδομένων. Σκοπός να ανακαλυφθούν νέες γνώσεις, μοτίβα και σχέσεις ή εξαρτήσεις στα δεδομένα και να υποβοηθηθεί η λήψη αποφάσεων με βάση τα δεδομένα.
- **Λειτουργική TN (Functional AI):** λειτουργεί παρόμοια με την αναλυτική TN με τη διαφορά ότι εκτελεί ενέργειες αντί να διατυπώνει συστάσεις.
- **Διαδραστική TN (Interactive AI):** αυτοματοποιεί την επικοινωνία αποτελεσματικά και προσφέρει διαδραστικότητα
- **TN κειμένου (Textual AI):** κάνει ανάλυση κειμένου και επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Με τον τρόπο αυτό καθίσταται δυνατή η αναγνώριση κειμένου, η μετατροπή ομιλίας σε κείμενο, η μηχανική μετάφραση και η δυνατότητα παραγωγής περιεχομένου.
- **Οπτική TN (Visual AI):** έχει τη δυνατότητα να αναγνωρίζει και να ταξινομεί αντικείμενα και να μετατρέπει εικόνες και βίντεο σε πληροφορίες. Θεωρείται ο κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που εκπαιδεύει τις μηχανές να μαθαίνουν εικόνες και οπτικά δεδομένα όμοια με τους ανθρώπους.

Μία εφαρμογή TN προφανώς και χρησιμοποιεί περισσότερους από έναν τύπους TN για να μπορέσει να επιτύχει το σκοπό της. Η διάκριση την οποία κάνουμε εδώ είναι για λόγους κωδικοποίησης των διάφορων τύπων.

Στη συνέχεια θα αναφερθούμε στον τρόπο με τον οποίο έχει προσεγγιστεί η TN. Σύμφωνα με τους (Βλαχάβας, et al., 2020) "μπορούμε να διακρίνουμε δύο προσεγγίσεις για την TN, την κλασική ή συμβολική TN (symbolic AI) και την υπολογιστική νοημοσύνη (computational intelligence) ή συνδετική (connectionist) ή μη συμβολική TN (non symbolic AI)".

Η κλασική TN ασχολείται με την προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης. Βασιζόμενη στην κατανόηση των νοητικών διεργασιών έχει ως κύρια ασχολία της να προσομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη.

Η υπολογιστική νοημοσύνη έχει ως βάση της τη μίμηση της διαδικασίας εξέλιξης των ειδών ή της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) και οι γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms) ανήκουν σε αυτήν την κατηγορία των τεχνικών.

Οι παραπάνω προσεγγίσεις αντανakλούν την προσπάθεια να προσεγγίσουμε τις φυσικές διεργασίες οι οποίες δεν λειτουργούν όπως ένα πρόγραμμα επεξεργασίας συμβόλων και να πλησιάσουμε στον τρόπο με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος λειτουργεί δηλαδή χωρίς να υπάρχει κάποιος γενικός μηχανισμός ελέγχου για τις λειτουργίες των διαφόρων τμημάτων του, ούτε εντοπίζονται συγκεκριμένα σημεία του τα οποία είναι υπεύθυνα για τη γνώση και τους μηχανισμούς επεξεργασίας της.

Στη συνέχεια θα αναφερθούμε στις βασικές τεχνικές που εντάσσονται στο πλαίσιο της TN χωρίζοντάς τις με τέτοιο τρόπο ώστε να παρουσιάζεται η χρονολογική τους εξέλιξη. (European Parliament, 2020)

Συγκρίνετε την αναφορά αυτή με τις δύο προσεγγίσεις για την TN που είδαμε προηγουμένως για να δείτε ότι οι τεχνικές βασίζονται στις προσεγγίσεις που ακολουθήθηκαν στην TN.

Η πρώτη ομάδα αναφέρεται σε ένα σύνολο τεχνικών της TN γνωστή ως "συμβολική TN". Κυριάρχησαν από τη δεκαετία του 1950 έως τη δεκαετία του 1990. Δύο πολύ δημοφιλείς τεχνικές αυτής της κατηγορίας είναι τα έμπειρα συστήματα ή συστήματα εμπειρογνομόνων (Expert systems) και η ασαφής λογική (Fuzzy logic). (European Parliament, 2020)

Η δεύτερη ομάδα αναφέρεται σε πιο πρόσφατες τεχνικές που βασίζονται στα δεδομένα. Αυτές αναπτύχθηκαν τις τελευταίες δύο δεκαετίες και αναζωπύρωσαν το ενδιαφέρον για την TN. Έχουν τη δυνατότητα να αυτοματοποιούν τη διαδικασία μάθησης των αλγορίθμων, παρακάμπτοντας τους ανθρώπινους εμπειρογνώμονες που αναφέραμε στην πρώτη ενότητα. (European Parliament, 2020)

Η πρώτη τεχνική, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial neural networks) (Dongare, et al., 2012) είναι εμπνευσμένα από τη λειτουργικότητα του εγκεφάλου

Η δεύτερη τεχνική, γνωστή ως βαθιά μάθηση (deep learning) αναφέρεται απλώς σε ANN με πολλά επίπεδα. Η μηχανική μάθηση (ML) αναφέρεται στον μετασχηματισμό του δικτύου έτσι ώστε αυτές οι έξοδοι να θεωρούνται χρήσιμες - ή έξυπνες - απαντήσεις στις εισόδους.

Η τρίτη ομάδα αναφέρεται σε πιθανές μελλοντικές τεχνικές TN. Οι τεχνικές που αναφέρθηκαν στην πρώτη και δεύτερη ενότητα περιγράφονται ως “αδύναμη” (weak) ή “στενή” (narrow) TN. Στον αντίποδα όταν κάνουμε λόγο για “ισχυρή” (Strong) ή “γενική” (general) TN αναφέρεται σε αλγορίθμους που επιδεικνύουν ευφυΐα σε ένα ευρύ φάσμα πλαισίων και χώρων προβλημάτων.

Η τρέχουσα τεχνολογία δεν μπορεί ακόμη να υποστηρίξει μία τέτοια τεχνητή γενική νοημοσύνη (artificial general intelligence-AGI). Παρόλα αυτά προηγμένες εξελικτικές

μέθοδοι, κβαντική πληροφορική (quantum computing) και εξομοίωση εγκεφάλου (brain emulation) είναι περιπτώσεις που υπάρχουν στο τραπέζι. (European Parliament, 2020)

2.5 Εφαρμογές και λύσεις

Μετά την αναφορά που έγινε στην προηγούμενη ενότητα στους τύπους, τις προσεγγίσεις και τις τεχνικές που εντάσσονται στο πλαίσιο της TN μπορούμε να συνεχίσουμε με αναφορά στους τρόπους που εφαρμόζεται η TN καθώς και στις λύσεις που μπορεί να προτείνει.

Οι πρακτικές εφαρμογές της TN περιλαμβάνουν εργαλεία που μας διευκολύνουν καιρό τώρα στην καθημερινότητά μας, όπως οι διαδικτυακές μηχανές αναζήτησης, τα chatbots που παρέχουν απλές πληροφορίες και απαντήσεις σε ερωτήσεις- φωνητικοί βοηθοί, όπως η Alexa και η Siri, που ανταποκρίνονται σε εντολές και εκτελούν εργασίες, εργαλεία όπως οι Google Maps, προσαρμοσμένες εμπειρίες ηλεκτρονικών αγορών, και εξατομικευμένη διαφήμιση. (Ying, 2022) Η Gartner παραθέτει τρόπους που η παραγωγική TN, μπορεί να χρησιμοποιηθεί στον σχεδιασμό φαρμάκων, επιστημονικού υλικού, τσιπ και εξαρτημάτων. (IIA, 2023)

Στο (Rich, et al., 2009) αναφέρεται ότι μερικές από τις χρήσεις της TN είναι:

- Ενίσχυση της ασφάλειας και της ιδιωτικής ζωής
- Πρόληψη όγκων και ασθενειών
- Αποτελεσματικότερη χρήση της καθαρής ενέργειας
- Εξασφάλιση μεγαλύτερης οικονομικής ασφάλειας
- Μετασχηματισμός της παγκόσμιας εκπαίδευσης
- Βελτίωση της υγείας και της ευημερίας
- Επηρεάζει την οικονομική ανάπτυξη
- Αντιμετώπιση της κλιματικής αλλαγής
- Μείωση των εισοδηματικών ανισοτήτων
- Μείωση των ανισοτήτων μεταξύ των φύλων

Πράγματι φαίνεται ότι εφαρμογές της TN είναι ανεξάντλητες. (European Union, 2021)

Έτσι την βρίσκουμε σε:

- Διαδικτυακές αγορές και διαφήμιση
- Διαδικτυακή αναζήτηση
- Προσωπικούς ψηφιακούς βοηθούς
- Αυτόματες μεταφράσεις και υπηρεσίες υποτιτλισμού
- Έξυπνες κατοικίες, πόλεις και υποδομές

- Αυτοκίνητα που υπάρχουν ευφυή συστήματα ασφαλείας και συστήματα πλοήγησης
- Κυβερνοασφάλεια

Αναμφίβολα, λοιπόν, η TN πρόκειται να μεταμορφώσει όλες τις πτυχές της οικονομίας και της καθημερινότητάς μας. Αν μελετήσουμε τις λύσεις που προτείνονται ανά κλάδο έχουμε την παρακάτω, όχι πλήρη, λίστα:

- Υγεία

Οι ερευνητές ερευνούν τη χρήση της TN για να οδηγηθούν σε νέες επιστημονικές ανακαλύψεις.

- Εκπαίδευση

Χρησιμοποιώντας πλατφόρμες TN οι εκπαιδευτές έχουν τη δυνατότητα να εκτελούν διάφορες διοικητικές λειτουργίες πιο αποτελεσματικά και αποδοτικά και να επιτυγχάνουν υψηλότερη ποιότητα στις διδακτικές τους δραστηριότητες. Επειδή τα συστήματα αξιοποιούν τη μηχανική μάθηση και την προσαρμοστικότητα, η διδακτέα ύλη και το περιεχόμενο έχουν προσαρμοστεί και εξατομικευτεί σύμφωνα με τις ανάγκες των μαθητών, βελτιώνοντας έτσι την εμπειρία των μαθητών και τη συνολική ποιότητα της μάθησης. (Lijia, et al., 2020)

- Μεταφορές

Πολλοί ερευνητές έχουν καταδείξει τα πλεονεκτήματα της TN στις μεταφορές. Για παράδειγμα η TN ανιχνεύει αυτόματα τα ατυχήματα και προβλέπει τις μελλοντικές συνθήκες κυκλοφορίας. Πολλές μέθοδοι TN, όπως τα ANN μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον οδικό σχεδιασμό, τις δημόσιες μεταφορές, την ανίχνευση κυκλοφοριακών συμβάντων και την πρόβλεψη των συνθηκών κυκλοφορίας (Vaswani, et al., 2023)

- Μεταποιητικός κλάδος

Η μεταποίηση υφίσταται έναν μετασχηματισμό που βασίζεται στη γνώση και στην έξυπνη μεταποίηση, η οποία βασίζεται στη γνώση και τα δεδομένα. Η τελευταία βασίζεται σε καινοτόμες τεχνολογίες πληροφορικής και επικοινωνιών, ιδίως εκείνες που αφορούν την TN. (Zeba, et al., 2021) Ο σχεδιασμός “έξυπνων εργοστασίων”, η έγκαιρη πρόγνωση βλαβών και η συντήρησης μηχανολογικών κατασκευών είναι επιτεύγματα στα οποία μπορεί να οδηγήσει η TN.

- Τρόφιμα και γεωργία

Η ΤΝ έχει τη δυνατότητα να ελαχιστοποιήσει τη χρήση λιπασμάτων, ζιζανιοκτόνων και άρδευσης, διασφαλίζοντας την παραγωγή πιο υγιεινών τροφίμων. Μπορεί επίσης να συμβάλλει στη μείωση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων.

Η παρακολούθηση της κίνησης και της θερμοκρασίας των ζώων, καθώς και της κατανάλωσης ζωοτροφής σε πολλά αγροκτήματα στην ΕΕ γίνεται ήδη μέσω συστημάτων ΤΝ. (European Union, 2021)

- Δημόσια διοίκηση και υπηρεσίες

Οι τεχνολογίες ΤΝ μπορούν πράγματι να εγγυηθούν βελτίωση στη σχέση μεταξύ των πολιτών δημόσιας διοίκησης. Θα επιτρέψουν καλύτερη προσβασιμότητα στις δημόσιες υπηρεσίες, με μείωση του κόστους και των κοινωνικών δαπανών. Η χάραξη πολιτικής, η παροχή κοινωνικών υπηρεσιών, η διαχείριση της δημόσιας ασφάλειας, της δημόσιας οικονομικής διαχείρισης, των διακυβερνητικών σχέσεων, της πολιτικής, της επεξεργασίας πληροφοριών και της διαχείρισης δεδομένων είναι τομείς οι οποίοι ενισχύονται από την ΤΝ. (Obeten, et al., 2023)

2.6 Μελλοντικές εξελίξεις

Έχουμε προηγούμενα αναφέρει ότι η επιρροή της ΤΝ είναι ήδη πολύ μεγάλη και παρ' όλα αυτά αναμένεται στο μέλλον να γίνει ακόμη μεγαλύτερη. Θα δούμε να πρωταγωνιστεί στην ψηφιακή μεταμόρφωση της κοινωνίας μας. (European Union, 2021) Η τεχνολογία μοντελοποιεί τη διαίσθηση μέσω της ΤΝ. Η δύναμη της τελευταίας αναμένεται να γίνει πιο ισχυρή από αυτήν των ανθρώπινων αισθήσεων και να ενισχύσει την κατανόηση του κόσμου μεταμορφώνοντας τη σχέση μεταξύ τεχνολογίας και ανθρώπου. (Accenture, 2019)

Ήδη τα αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα είναι πραγματικότητα και η τεχνολογία αναμένεται να βελτιωθεί ακόμα περισσότερο τα επόμενα χρόνια. (Brenner, et al., 2019) Όσον αφορά στη διαχείριση του περιβάλλοντος η ΤΝ μπορεί να επινοήσει στρατηγικές που ξεπερνούν τις ανθρώπινες. Οι μηχανές και η μηχανική νοημοσύνη θα είναι σημαντικοί παράγοντες στην κατασκευή περιβαλλόντων στο άμεσο μέλλον. (Zhang & Bowes, 2019) Η πρόοδος της ΤΝ θα μεταμορφώσει τη σύγχρονη ζωή αναδιαμορφώνοντας τομείς όπως οι μεταφορές, η υγεία, η επιστήμη, η οικονομία και ο στρατός (Stone, et al., 2016)

Η ΤΝ τα επόμενα δέκα χρόνια θα ξεπεράσει τον άνθρωπο στη μετάφραση γλωσσών, τη συγγραφή δοκιμίων επιπέδου δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης και στην οδήγηση φορτηγού. Αυτό προβλέπεται στην έρευνα (Grace, et al., 2018) και επίσης ότι μέχρι το 2031 η ΤΝ θα τα καταφέρει καλύτερα από τον άνθρωπο στο λιανικό εμπόριο, μέχρι το 2049 στη συγγραφή ενός μπεστ σέλερ και μέχρι το 2053 στη χειρουργική. Η ΤΝ λοιπόν θα σκέφτεται,

θα μαθαίνει και θα επιλύει προβλήματα σε πολύπλοκα και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα όπως και οι άνθρωποι.

Κάποιοι αναλυτές, μάλιστα, προβλέπουν την εμφάνιση της τεχνητής υπερ-νοημοσύνης, η οποία θα ξεπερνά κατά πολύ την ανθρώπινη νοημοσύνη και ικανότητα σε όλους σχεδόν τους τομείς. Ενδεικτικά αναφέρουν ότι μέχρι το 2075 η ΤΝ θα είναι ικανή να εκτελεί πολλές από τις εργασίες που εκτελεί ο άνθρωπος και μέχρι το 2100 θα έχει καταστεί ανώτερη από τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε όλες τις πτυχές του. Θα είναι μία τεχνολογία ικανή να επιδείξει ικανότητες κρίσης, κοινωνικές δεξιότητες και δημιουργικότητα. (Centre for Public Impact, 2017)

Περίπου κάθε 23 μήνες ο αριθμός των δημοσιεύσεων στην επιστημονική βιβλιογραφία στον τομέα της ΤΝ και της μηχανικής μάθησης (ML) διπλασιάζεται. Η ΤΝ αντλεί ιδέες από τα μαθηματικά, τη στατιστική τη φυσική και πολλούς ακόμα κλάδους. Οι επιστήμονες του χώρου της ΤΝ συζητούν για τη δημιουργία λογισμικού το οποίο θα μπορεί να διαβάζει, να κατανοεί και να ενεργεί αυτόματα με βάση τη βιβλιογραφία της ΤΝ. (Krenn, et al., 2023)

Δεν είναι τυχαίο, λοιπόν, ότι στην προσπάθειά τους να καταστούν πρωτοπόροι κυβερνήσεις, ακαδημαϊκά ιδρύματα και εταιρείες σε όλο τον κόσμο υιοθετούν τη χρήση της ΤΝ με φρενήρεις ρυθμούς. (Accenture, 2019) Η ΤΝ βρίσκεται ήδη στον πυρήνα κάθε έξυπνης συσκευής που χρησιμοποιούμε και εφαρμόζεται σε πληθώρα πεδίων αναπαράγοντας την ανθρώπινη ανάλυση αλλά και τη λήψη αποφάσεων. (IIA, 2023)

Είναι πλέον κοινός τόπος ότι στη νέα εποχή της ΤΝ, που έχει ήδη ξεκινήσει, οι χώρες που θα την ενστερνιστούν γρήγορα και αποτελεσματικά, προβλέποντας τις εξελίξεις, θα μπορέσουν να προσαρμόσουν τη δημόσια πολιτική τους και να πετύχουν καλύτερα αποτελέσματα. (Accenture, 2019)

Κεφάλαιο 3 - Προσεγγίσεις της TN στην ανίχνευση της απάτης

3.1 Εισαγωγή

Στη σημερινή εποχή οι τεχνολογικές εξελίξεις αναπτύσσονται με ραγδαίους ρυθμούς. Η ανάπτυξη νέων τεχνολογικά εξελισσόμενων διαδικασιών σε κάθε τομέα της ανθρώπινης δραστηριότητας αποτελεί αναμφισβήτητα θετική εξέλιξη, από την άλλη όμως την τεχνολογία εκμεταλλεύεται και η μεριά των απατεώνων που προσαρμόζεται με τον ίδιο αν όχι με ταχύτερο ρυθμό. Η TN καλείται να συνδράμει σε αυτόν τον συνεχή αγώνα ανάμεσα στην απάτη και την ανίχνευσή της. Ο τρόπος που το κάνει είναι η δημιουργία και η εφαρμογή σε κάθε τομέα, που μπορεί να εμφανιστεί δραστηριότητα απατεώνων, ενός μεθοδικού και αποτελεσματικού συστήματος ανίχνευσης της απάτης.

Τι εννοούμε όμως όταν αναφερόμαστε σε ένα σύστημα ανίχνευσης της απάτης; Είναι ένα σύνολο από τεχνολογίες, διαδικασίες και αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται για να εντοπιστούν ανωμαλίες (αποκλίσεις, ακραίες τιμές) σε δεδομένα ή συμπεριφορές και που, προφανώς, κρύβουν κάποια μορφή απάτης. Εφαρμόζεται σε ποικίλους τομείς, όπως χρηματοοικονομικά, κυβερνοασφάλεια, υγεία, και άλλους, με σκοπό την πρόληψη και τον εντοπισμό απάτης.

Υπάρχουν τα παραδοσιακά συστήματα ανίχνευσης απάτης που αναφέρονται σε μεθόδους ή τεχνικές που χρησιμοποιούνται πριν από την έλευση των ψηφιακών τεχνολογιών και του διαδικτύου, για την υλοποίηση της απάτης. Πολλές από αυτές εξακολουθούν να υφίστανται σε διάφορες μορφές. Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται στον άνθρωπο και σε χρονοβόρες και αναποτελεσματικές ελεγκτικές διαδικασίες. Ως αποτέλεσμα, οι ερευνητές ελέγχουν μόνο τις στοχευμένες κάθε φορά περιπτώσεις ή επιλέγουν με τυχαίο τρόπο ποια περίπτωση θα ελέγξουν αφού ο διαθέσιμος χρόνος που διαθέτουν για κάθε περίπτωση είναι ελάχιστος. (Awoyemi, et al., 2017)

Οι εξελίξεις στην τεχνολογία των πληροφοριών, η ψηφιοποίηση των διαδικασιών σε κάθε τομέα ανθρώπινης δραστηριότητας και ένα μεγάλο μέρος της έρευνας σχετικά με την απάτη έχουν ανοίξει το δρόμο για την χρήση της TN στην καταπολέμησή της. Η εξόρυξη δεδομένων για την ανίχνευση ηλεκτρονικής απάτης έχει γίνει δημοφιλής με τις υπηρεσίες νέφους, τις αποθήκες δεδομένων και τα μεγάλα δεδομένα. (Pande & Maas, 2013)

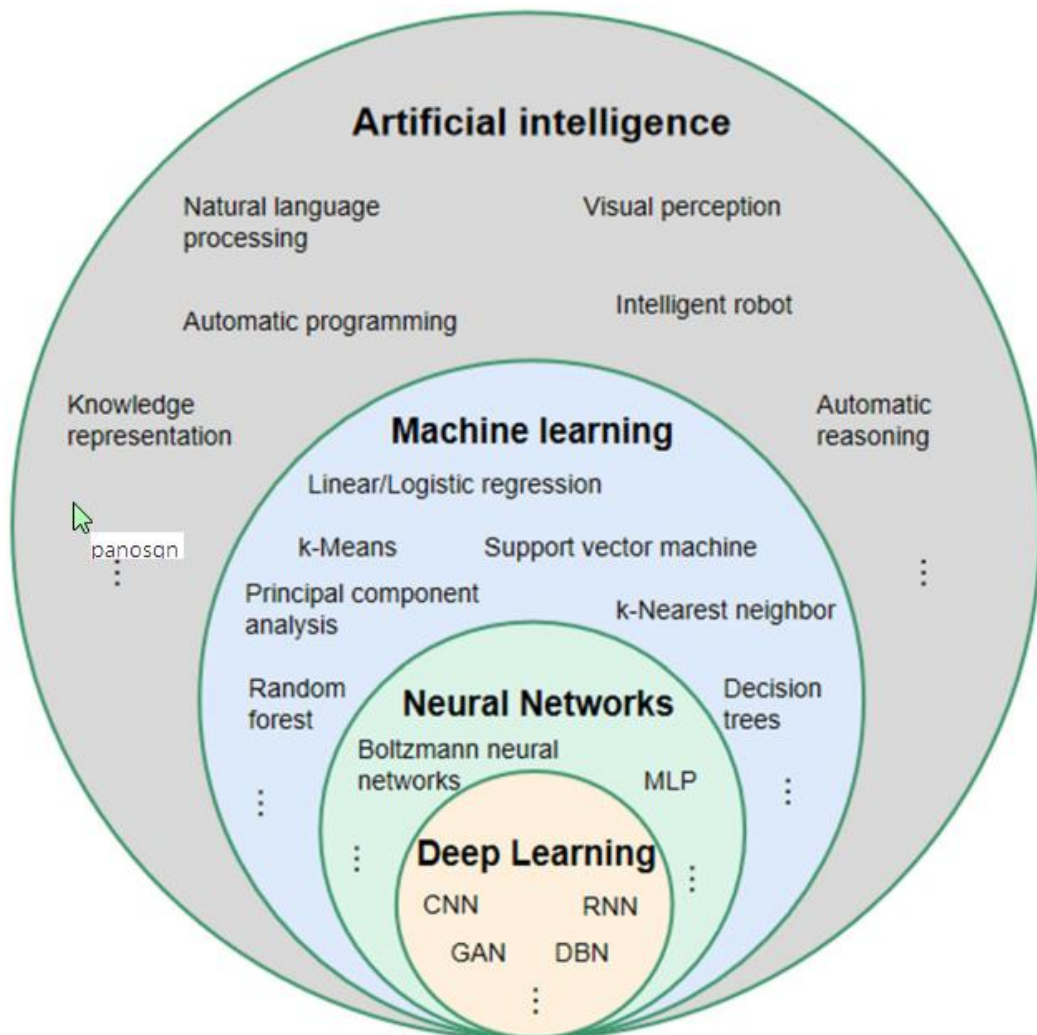
Η όλη προσπάθεια επικεντρώνεται στην δημιουργία ενός μοντέλου και στην διαδικασία εκπαίδευσής του για την ανίχνευση απάτης στους διάφορους τομείς της δραστηριότητας που καλείται να κάνει την ανίχνευση.

3.2 Τεχνικές της ΤΝ

Οι τεχνικές (μέθοδοι) που θα χρησιμοποιηθούν στη δημιουργία και την εκπαίδευση ενός μοντέλου καθορίζουν και την προσέγγιση της ΤΝ στο όλο θέμα. Για λόγους διευκόλυνσης θα διακρίνουμε τις τεχνικές σε κατηγορίες ως εξής:

- Μηχανική μάθηση (Machine learning)
- Βαθιά μάθηση (Deep learning)
- Επεξεργασία φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing)
- Μηχανική όραση (computer vision)
- Γνωστική Πληροφορική (Cognitive Computing)

Μία σύντομη περιγραφή της κάθε μίας ακολουθεί παρακάτω:



Διάγραμμα 7: Σχέση μεταξύ AI, ML, NN και DL

Πηγή: (Li , et al., 2021)

3.2.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)

Η (Γεωργούλη, 2015) ορίζει την ML ως:

“το φαινόμενο κατά το οποίο ένα σύστημα βελτιώνει την απόδοσή του κατά την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, χωρίς να υπάρχει ανάγκη να προγραμματιστεί εκ νέου” και στη συνέχεια δίνει έναν εναλλακτικό ορισμό:

“Μηχανική Μάθηση ονομάζεται η ικανότητα ενός υπολογιστικού συστήματος να δημιουργεί μοντέλα ή πρότυπα από ένα σύνολο δεδομένων”.

Είναι κλάδος της TN που ασχολείται με τη διερεύνηση της μελέτη και κατασκευής αλγορίθμων που έχουν τη δυνατότητα να μαθαίνουν από τα δεδομένα που δέχονται ως είσοδο και να προβαίνουν σε προβλέψεις που βασίζονται στα δεδομένα αυτά ή να μπορούν να παίρνουν αποφάσεις.

Σύμφωνα με τον (Singh, 2022) τα είδη της ML είναι: η επιβλεπόμενη (Supervised Learning), η μη επιβλεπόμενη (Unsupervised Learning) και η ενισχυτική (Reinforcement Learning).

Στην επιβλεπόμενη το μοντέλο εκπαιδεύεται σε ένα σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει τις ετικέτες, δηλαδή τις σωστές απαντήσεις. Στόχος είναι να μάθει να προβλέπει τις ετικέτες για νέα, άγνωστα δεδομένα τα οποία θα του δοθούν.

Στην Μη Επιβλεπόμενη το μοντέλο εκπαιδεύεται χωρίς την παροχή ετικετών ή "σωστών" απαντήσεων. Το μοντέλο προσπαθεί να ανακαλύψει τη δομή ή τα πρότυπα που υπάρχουν στα δεδομένα με βάση τις ομοιότητές τους ή άλλες χαρακτηριστικές ιδιότητες.

Η Ενισχυτική Μάθηση είναι ένα είδος μηχανικής μάθησης όπου ένα αλγόριθμος (ή παίκτης) λαμβάνει αποφάσεις σε ένα περιβάλλον με σκοπό να μεγιστοποιήσει μια κριτική ανταμοιβή.

3.2.2 Βαθιά μάθηση (Deep learning)

Η DL είναι υποσύνολο της Μηχανικής Μάθησης που επικεντρώνεται στη χρήση νευρωνικών δικτύων με πολλά επίπεδα για την εκμάθηση και την ανάλυση δεδομένων. Λόγω των δυνατοτήτων μάθησης από δεδομένα εφαρμόζεται ευρέως σε διάφορους τομείς εφαρμογών.

Μειονέκτημά της αποτελεί το γεγονός ότι η δημιουργία ενός κατάλληλου μοντέλου DL είναι ένα δύσκολο έργο, λόγω της δυναμικής φύσης και των παραλλαγών στα προβλήματα και τα δεδομένα του πραγματικού κόσμου. Επιπλέον, η έλλειψη κατανόησης του πυρήνα μετατρέπει τις μεθόδους DL σε μηχανές μαύρου κουτιού που δυσχεραίνουν την ανάπτυξη σε επίπεδο προτύπων. (Sarker , 2021)

Στην ουσία η DL είναι ένας εναλλακτικός τρόπος να αναφερθούμε στα μεγάλα νευρωνικά δίκτυα.

3.2.3 Επεξεργασία φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing)

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP) είναι ένας τομέας της τεχνητής νοημοσύνης που επικεντρώνεται στην αλληλεπίδραση με την ανθρώπινη γλώσσα, καθώς και στην κατανόηση και παραγωγή φυσικής γλώσσας από υπολογιστικά συστήματα.

Το NLP μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την ανάγνωση εγγράφων όπως τα συμβόλαια για την εύρεση συγκεκριμένων όρων ή την αναζήτηση μοτίβων και ομοιοτήτων, απαλλάσσοντας τους ανθρώπους από την κουραστική διαδικασία που σχετίζεται με αυτό και εξοικονομώντας σημαντικό εργατικό κόστος. (Babich, et al., 2022)

3.2.4 Μηχανική όραση (computer vision)

Η Μηχανική Όραση είναι ένας τομέας της τεχνητής νοημοσύνης που ασχολείται με την επεξεργασία και την ανάλυση εικόνων και βίντεο. Ασχολείται με το σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την εφαρμογή των υπολογιστικών αλγορίθμων που επιτρέπουν σε έναν υπολογιστή να αντιλαμβάνεται την πληροφορία από τις εικόνες ή τα βίντεο. (Prince, 2012)

3.2.5 Γνωστική Πληροφορική (Cognitive Computing)

Η Γνωστική Πληροφορική αναφέρεται σε ένα πεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που επιδιώκει να δημιουργήσει υπολογιστικά συστήματα που μπορούν να λειτουργούν με παρόμοιο τρόπο με τον ανθρώπινο εγκέφαλο.

Μιμείται την ανθρώπινη νόηση χρησιμοποιώντας όλες τις παραπάνω τεχνολογίες στις οποίες αναφερθήκαμε για να το επιτύχει. Χρησιμοποιείται σε πολυάριθμες εφαρμογές της ΤΝ και χρησιμοποιείται σε κάθε τομέα της ζωής. (Sangaiah, et al., 2018)

Ένα μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιεί μεθόδους από περισσότερες της μιας κατηγορίας, ανάλογα με το τύπο των δεδομένων, την πολυπλοκότητα και το πεδίο εφαρμογής στο οποίο καλείται να κάνει την ανίχνευση. Συνεχίζοντας περιγράφουμε τη διαδικασία δημιουργίας και εκπαίδευσης ενός μοντέλου.

3.3 Βήματα δημιουργίας και εκπαίδευσης μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης

Είδαμε προηγουμένως τις διάφορες κατηγορίες τεχνικών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην ανίχνευση της απάτης. Σκοπός είναι η δημιουργία ενός μοντέλου που θα μπορεί να εφαρμοστεί κατά περίπτωση στον κάθε τομέα της ανθρώπινης δραστηριότητας και θα πραγματοποιεί αποτελεσματικά αυτήν την ανίχνευση.

Τα βήματα που συνήθως ακολουθούνται για τη δημιουργία του μοντέλου είναι αυτά που περιγράφονται στη συνέχεια. Οι μελέτες των (Roy & George, 2017), (Lakshmi & Kavila,

2018), (Meenakshi, et al., 2019) αναφέρονται σε αυτά δίνοντας η κάθε μια τη δική της οπτική το ίδιο και η HP στον ιστότοπό της HP (Hewlett -Packar, 2024)

Πίνακας 2. Βήματα δημιουργίας και εκπαίδευσης μοντέλου

Βήματα δημιουργίας και εκπαίδευσης μοντέλου
1. Συλλογή των δεδομένων
2. Προεπεξεργασία των δεδομένων
3. Διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων
4. Ανίχνευση της τεχνολογίας χαρακτηριστικών
5. Επιλογή μοντέλου
6. Εκπαίδευση μοντέλου
7. Αξιολόγηση μοντέλου
8. Ρύθμιση υπερπαραμέτρων
9. Επικύρωση μοντέλου
10. Ανάπτυξη μοντέλου
11. Παρακολούθηση και συντήρηση

Να σημειωθεί ότι τα βήματα αυτά δεν είναι υποχρεωτικό ότι θα τα συναντήσουμε όλα σε κάθε περίπτωση και δεν αποτελούν κάποιου είδους υποχρεωτική διαδικασία. Είναι περισσότερο ένας οδηγός που θα μας βοηθήσει να καταλάβουμε τη διαδικασία της δημιουργίας και εκπαίδευσης ενός μοντέλου ανίχνευσης της απάτης και έχει δημιουργηθεί από τη μελέτη πολλών εργασιών σχετικών με το θέμα.

3.3.1 Βήμα 1: Συλλογή των δεδομένων

Συγκεντρώνεται ένα ολοκληρωμένο σύνολο δεδομένων για την εκάστοτε περίπτωση το οποίο πρέπει να περιέχει τόσο κανονικές όσο και δόλιες οικονομικές συναλλαγές ή καταστάσεις. Το σύνολο των δεδομένων πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικό και ποικίλο, ώστε να διασφαλίζεται ότι το μοντέλο μπορεί να μάθει μοτίβα σε διαφορετικά σενάρια λειτουργίας της περίπτωσης που πρόκειται να εφαρμοστεί.

3.3.2 Βήμα 2. Προεπεξεργασία των δεδομένων

“Καθαρίζονται” τα δεδομένα (data cleaning). Αυτό είναι ένα σημαντικό βήμα στην προεπεξεργασία δεδομένων. Στόχος είναι να καθαριστούν τα δεδομένα από οποιαδήποτε ανωμαλία, ανεπιθύμητη πληροφορία ή ατασθαλία που μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια και την απόδοση του μοντέλου. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές.

3.3.3 Βήμα 3: Διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων

Χωρίζεται το σύνολο των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής. Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου, το σύνολο επικύρωσης χρησιμοποιείται για τη ρύθμιση των υπερπαραμέτρων και την αξιολόγηση των επιδόσεων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και το σύνολο δοκιμής προορίζεται για την τελική αξιολόγηση του μοντέλου.

3.3.4 Βήμα 4: Ανίχνευση της τεχνολογίας χαρακτηριστικών

Προσδιορίζονται και δημιουργούνται σχετικά χαρακτηριστικά που βοηθούν το μοντέλο να διακρίνει μεταξύ κανονικών και δόλιων συναλλαγών. Η όλη διαδικασία απαιτείται να πραγματοποιηθεί με προσοχή και με βάση την κατανόηση του προβλήματος και των δεδομένων.

3.3.5 Βήμα 5: Επιλογή μοντέλου

Επιλέγεται ένας κατάλληλος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση απάτης. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται συνήθως περιλαμβάνουν τη λογιστική παλινδρόμηση, τα δέντρα αποφάσεων, τα τυχαία δάση, τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα νευρωνικά δίκτυα κτλ. Στη συνέχεια θα αναφερθούμε αναλυτικά στους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.

Εξετάζεται το ενδεχόμενο μεθόδων συνόλου ή υβριδικών μοντέλων για βελτιωμένη απόδοση. Αναφερόμαστε σε στρατηγικές όπου συνδυάζονται πολλά απλά μοντέλα για να δημιουργήσουν ένα ισχυρότερο και πιο αποδοτικό μοντέλο. Αυτές οι μέθοδοι είναι πολύ αποτελεσματικές στην αντιμετώπιση διαφόρων προκλήσεων και στη βελτίωση της γενικής ικανότητας γενίκευσης του μοντέλου.

3.3.6 Βήμα 6: Εκπαίδευση μοντέλου

Εκπαιδεύεται το επιλεγμένο μοντέλο στα δεδομένα εκπαίδευσης. Στόχος είναι να προσαρμοστούν οι παράμετροι του επιλεγμένου μοντέλου στα δεδομένα εκπαίδευσης προκειμένου να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή απόδοση.

Χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως η διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-Validation), η προσαρμογή παραμέτρων (Hyperparameter Tuning) κτλ.

3.3.7 Βήμα 7: Αξιολόγηση μοντέλου

Αξιολόγηση την απόδοση του μοντέλου χρησιμοποιώντας το σύνολο επικύρωσης και σχετικές μετρικές όπως η ορθότητα (accuracy), ακρίβεια (precision) η ανάκληση (recall), το F1-score και η περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUC-ROC).

Εάν οι μετρικές δείχνουν ότι η απόδοση δεν είναι ικανοποιητική, πρέπει να γίνει βελτιστοποίηση του μοντέλου.

3.3.8 Βήμα 8: Ρύθμιση υπερπαραμέτρων

Σε αυτό το τμήμα τελειοποιούνται οι υπερπαραμέτροι του μοντέλου για να βελτιστοποιηθεί η απόδοσή του στο σύνολο επικύρωσης. Χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές όπως η αναζήτηση πλέγματος (grid search), η τυχαία αναζήτηση (random search), η βελτιστοποίηση με ενσωματωμένους αλγόριθμους (optimization with embedded algorithms) και άλλες.

Η επιλογή της κατάλληλης τεχνικής εξαρτάται από τη φύση του προβλήματός, τη διαθεσιμότητα υπολογιστικού χρόνου και τους περιορισμούς των δεδομένων.

3.3.9 Βήμα 9: Επικύρωση μοντέλου

Με βάση το βήμα 3 που πραγματοποιήθηκε ο διαχωρισμός του συνόλου των δεδομένων σε τρία μέρη: Σετ Εκπαίδευσης, Σετ Επικύρωσης και Σετ Δοκιμών επικυρώνεται το μοντέλο σε ένα ξεχωριστό σύνολο δοκιμών που δεν έχει δει ποτέ πριν για να αξιολογηθεί η απόδοσή του στον πραγματικό κόσμο. Παρακολουθείται το μοντέλο για τυχόν ενδείξεις υπερ-προσαρμογής ή υπο-προσαρμογής.

3.3.10 Βήμα 10: Ανάπτυξη μοντέλου

Αφού κριθεί ικανοποιητική η απόδοση του μοντέλου, γίνεται ανάπτυξή του σε ένα περιβάλλον παραγωγής, όπου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επεξεργασία περιπτώσεων καταστάσεων είτε σε πραγματικό χρόνο είτε όχι.

3.3.11 Βήμα 11: Παρακολούθηση και συντήρηση

Εφαρμόζεται ένα σύστημα παρακολούθησης για να ελέγχεται τακτικά έλεγχο η απόδοση του μοντέλου με την πάροδο του χρόνου. Πραγματοποιείται τακτική ενημέρωση του μοντέλου ανάλογα με τις ανάγκες. Αν η φύση της απάτης εξελίσσεται με γρήγορους ρυθμούς ή εάν διατίθενται νέα δεδομένα η ενημέρωση ακολουθεί αντίστοιχα.

Στο σημείο αυτό είναι σημαντικό να τονιστεί ότι καθ' όλη τη διάρκεια της διαδικασίας, είναι ζωτικής σημασίας να εμπλέκονται ειδικοί του τομέα (εμπειρογνώμονες) που κατανοούν τις ιδιαιτερότητες της κάθε είδους απάτης για να καθοδηγούν τη μηχανική των χαρακτηριστικών και να βοηθούν στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων του μοντέλου. Επιπλέον, κατά τη διάρκεια της όλης διαδικασίας θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη οι ηθικοί προβληματισμοί και η συμμόρφωση με τους σχετικούς κανονισμούς σε κάθε τομέα εφαρμογής του μοντέλου.

Στη συνέχεια θα αναφερθούμε στους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση απάτης για τους οποίους κάναμε αναφορά στο βήμα 5 στο οποίο αναφέρεται ότι θα πρέπει να επιλεγθεί ένας κατάλληλος αλγόριθμος για την κάθε περίπτωση ή ακόμη και συνδυασμός τους ώστε να δημιουργηθεί ένα ισχυρότερο και πιο αποδοτικό μοντέλο. Μια συνοπτική περιγραφή κάθε αλγόριθμου ακολουθεί παρακάτω.

3.4 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση απάτης

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση απάτης είναι προηγμένες τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τον αυτόματο εντοπισμό ανωμαλιών ή απάτης σε δεδομένα, όπως συναλλαγές πιστωτικών καρτών, οικονομικές συναλλαγές, ή άλλα είδη δεδομένων όπου η αναγνώριση ανωμαλιών (αποκλίσεων, ακραίων τιμών) είναι σημαντική. Για τον αυτόματο εντοπισμό τυχόν ανωμαλιών ή μη συνηθισμένης συμπεριφοράς βασίζονται στην ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων.

Υπάρχουν πάρα πολλοί τέτοιοι αλγόριθμοι. Ορισμένοι από τους κοινά χρησιμοποιούμενους αλγορίθμους είναι οι παρακάτω:

Πίνακας 3. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης
1. Naive Bayes
2. Bayesian Networks
3. Linear Regression
4. Logistic Regression
5. K-Nearest Neighbors
6. Support Vector Machine
7. Neural Network
8. Deep Neural Network
9. Decision Tree
10. Random Forest
11. Gradient Boosting
12. Extreme Gradient Boosting

3.4.1 Αφελής Bayes (Naive Bayes)

Ο Naive Bayes είναι ένας απλός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που βασίζεται στον θεώρημα του Bayes. Είναι πραγματικά ισχυρός αλγόριθμος ειδικά σε σενάρια του πραγματικού κόσμου. Πολλοί ερευνητές θεωρούν ότι ιδιαίτερα αποτελεσματικός, γρήγορος και ακριβής παρόλο που είναι ένας σχετικά απλός αλγόριθμος στην εφαρμογή του. (Pesenti, 2023)

3.4.2 Δίκτυα Bayesian (Bayesian Networks-BNs)

Τα BNs είναι ένα ισχυρό εργαλείο για τη μοντελοποίηση σύνθετων σχέσεων μεταξύ μεταβλητών, το οποίο μπορεί να είναι πολύ χρήσιμο σε εφαρμογές όπως η ανίχνευση απάτης, η ιατρική διάγνωση και η αξιολόγηση κινδύνου. Χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση πολύπλοκων συστημάτων όπου οι μεταβλητές επηρεάζονται από άλλες.

3.4.3 Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression)

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι αλγόριθμος μάθησης με επίβλεψη, συγκεκριμένα ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Χρησιμοποιείται για προβλήματα παλινδρόμησης, όπου ο στόχος είναι να προβλεφθεί μια συνεχής τιμή. Προσπαθεί να εντοπίσει τη σχέση μεταξύ εξαρτημένων και ανεξάρτητων μεταβλητών.

Όταν χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό δόλιας δραστηριότητας, η γραμμική παλινδρόμηση έχει αρκετούς περιορισμούς. Είναι δύσκολο να κατηγοριοποιήσει αποτελεσματικά την κατηγορία της μειονότητας (απάτης) παρουσία ανισόρροπων δεδομένων, η οποία είναι διαδεδομένη στην ανίχνευση απάτης. Επιπλέον, αν και η προσέγγιση της γραμμικής παλινδρόμησης είναι γενικά κατανοητή, δεν θα μπορούσε να δώσει εμπεριστατωμένες πληροφορίες για τις περίπλοκες σχέσεις μεταξύ των παραγόντων στην ανίχνευση απάτης. Κατά συνέπεια, πιο εξελιγμένες προσεγγίσεις θα μπορούσαν να είναι πιο κατάλληλες για τον επιτυχή εντοπισμό τάσεων απάτης. (Pesenti, 2023)

3.4.4 Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression)

Η λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression) είναι ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται κυρίως για προβλήματα ταξινόμησης, αν και μπορεί να εφαρμοστεί και σε προβλήματα παλινδρόμησης. Είναι ένας γραμμικός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για να προβλέψει την πιθανότητα πρόσβασης σε μια κατηγορία ή την πιθανότητα εμφάνισης ενός συμβάντος.

Δέχεται ένα σύνολο εισόδων (χαρακτηριστικά) και ένα σύνολο βαρών που προστίθενται για να παράγουν μια συνολική αθροιστική είσοδο. Εφαρμόζει μια σιγμοειδής συνάρτηση στην αθροιστική είσοδο, η οποία παράγει μια τιμή μεταξύ 0 και 1. (Sharma, et al., 2021) Αυτή η τιμή αντιπροσωπεύει την προβλεπόμενη πιθανότητα της θετικής κλάσης. Θέτει ένα κατώφλι απόφασης (συνήθως 0.5) για να καταστήσει την τελική κατηγοριοποίηση.

Η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται για δυαδική ταξινόμηση όπου τα σύνολα δεδομένων είναι σε δύο κλάσεις είτε 0 είτε 1. (Prakash, 2022)

3.4.5 K-κοντινότεροι γείτονες (K-Nearest Neighbors)

Ο αλγόριθμος KNN είναι ένα αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για ταξινόμηση και παλινδρόμηση. Κατά τη φάση εκπαίδευσης, το μοντέλο απλά “μαθαίνει” τα δεδομένα εκπαίδευσης, δηλαδή τα δείγματα και τις αντίστοιχες ετικέτες τους.

Ο KNN εργάζεται σε ολόκληρο το σύνολο δεδομένων. (Prakash, 2022)

3.4.6 Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine)

Η SVM είναι ένα ισχυρό μοντέλο μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται τόσο για προβλήματα ταξινόμησης όσο και για προβλήματα παλινδρόμησης. Η κύρια ιδέα πίσω από το SVM είναι η δημιουργία ενός υπερεπιπέδου στον χώρο των χαρακτηριστικών που διαχωρίζει τα δεδομένα σε διάφορες κατηγορίες. Είναι ένα ισχυρό εργαλείο για προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης, ιδίως όταν τα δεδομένα είναι διασταυρούμενα ή όταν υπάρχει ανάγκη για αντιμετώπιση μη γραμμικών σχέσεων μεταξύ των χαρακτηριστικών.

Μπορούμε επίσης να πούμε ότι το SVM είναι το αποτέλεσμα της εύρεσης του πιο πιθανού λογιστικού μοντέλου και αποτελεί μια μη πιθανολογική τεχνική. (Sharma, et al., 2021)

3.4.7 Νευρωνικό Δίκτυο (Neural Network)

Το NN είναι ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης που εμπνέεται από τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το NN λαμβάνει είσοδο, την επεξεργάζεται μέσω μιας συνάρτησης και παρέχει μία και μοναδική έξοδο ανά νευρώνα ή κόμβο. (Sharma, et al., 2021)

Τα NNs χρησιμοποιούνται για προβλήματα ταξινόμησης, παλινδρόμησης, συσταδοποίησης, και άλλες εφαρμογές, και ανήκουν στην κατηγορία των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν επιτύχει εντυπωσιακές επιδόσεις σε πολλούς τομείς, αλλά απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων και υπολογιστική ισχύ για την εκπαίδευσή τους. (Βλαχάβας, et al., 2020)

3.4.8 Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Network)

Τα DNNs αποτελούν ένα υποσύνολο της ευρύτερης κατηγορίας των νευρωνικών δικτύων και χαρακτηρίζονται από το γεγονός ότι έχουν πολλά στρώματα (layers) νευρώνων. Η χρήση περισσότερων στρωμάτων επιτρέπει στο μοντέλο να εκφράσει πιο σύνθετες συναρτήσεις και να εξάγει πιο περίπλοκες χαρακτηριστικές αναπαραστάσεις από τα δεδομένα εισόδου.

Ένα DNN αποτελείται από τρία βασικά είδη στρωμάτων και η διαδικασία εκπαίδευσης του συνίσταται στην παραμετροποίηση των βαρών των συνδέσεων με τη χρήση δεδομένων εκπαίδευσης. Στα μειονεκτήματά τους συγκαταλέγονται η ανάγκη για μεγάλη υπολογιστική ισχύ και μεγάλο πλήθος δεδομένων, η υψηλή πολυπλοκότητα, ο μεγάλος χρόνος εκπαίδευσης και το γεγονός ότι είναι συχνά μαύρα κουτιά, δηλαδή δύσκολα ερμηνεύσιμα

από τον άνθρωπο και ο κίνδυνος υπερ-προσαρμογής (δείτε στο βήμα 6). (Βλαχάβας , et al., 2020)

3.4.9 Δέντρο αποφάσεων (Decision Tree)

Ένα DT είναι ένα είδος αλγόριθμου μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για την κατηγοριοποίηση ή την πρόβλεψη ενός αποτελέσματος. Το μοντέλο κατασκευάζεται σε σχήμα δέντρου όπου κάθε εσωτερικός κόμβος υποδηλώνει μια δοκιμή σε ένα χαρακτηριστικό, κάθε κλάδος σηματοδοτεί το αποτέλεσμα της δοκιμής και κάθε κόμβος φύλλου αποθηκεύει μια ετικέτα κλάσης. (Pesenti, 2023)

Η εκπαίδευση ενός DT γίνεται σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από παραδείγματα κατηγοριών ή αποτελεσμάτων.

3.4.10 Τυχαίο Δάσος (Random Forest)

Το RF είναι ένα ισχυρό μοντέλο μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται τόσο για προβλήματα ταξινόμησης όσο και για προβλήματα παλινδρόμησης. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο σε γραμμικά όσο και σε μη γραμμικά δεδομένα. Το DT είναι ο πιο παραγωγικός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων και ένας από τους πιο δημοφιλείς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. (Ashfaq, et al., 2022)

3.4.11 Ενίσχυση κλίσης (Gradient Boosting)

Το GBoost είναι μια δημοφιλής μέθοδος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για προβλήματα κατηγοριοποίησης και παλινδρόμησης. Είναι ένα σύνολο από αλγορίθμους μάθησης που στοχεύουν στην κατασκευή ενός ισχυρού προβλέπτικού μοντέλου με την ανάθεση βαρών σε κάθε μοντέλο με βάση τα λάθη των προηγούμενων.

Ο βασικός αλγόριθμος GBoost εκπαιδεύει τα μοντέλα στη σειρά, προσπαθώντας να διορθώσει τα λάθη των προηγούμενων.

Η μέθοδος Gradient Boosting Machine (GBM) αναφέρεται σε μια οικογένεια αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούν την τεχνική του GBoost. Αυτή η τεχνική επικεντρώνεται στη συνεχή βελτίωση της απόδοσης μοντέλου με την ενίσχυση των αδύναμων μοντέλων.

3.4.12 Εξαιρετική Ενίσχυση Κλίσης (Extreme Gradient Boosting)

Ο XGBoost είναι ένα πολύ ισχυρό και αποτελεσματικό μοντέλο μηχανικής μάθησης που ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων ενισχυτικής μάθησης (Boosting). Είναι ευρέως χρησιμοποιούμενο για προβλήματα ταξινόμησης, παλινδρόμησης, και κατάταξης.

Ο XGboost είναι ένας αλγόριθμος ενίσχυσης που παράγει διαδοχικά δέντρα. Ένας μεγάλος αριθμός υπερπαραμέτρων καθιστά το XGBoost ισχυρό και κλιμακούμενο- ωστόσο, είναι επίσης δύσκολο να ρυθμιστεί επειδή έχει μεγάλο χώρο παραμέτρων. (Ashfaq, et al., 2022)

Όλοι οι προηγούμενοι αλγόριθμοι ανήκουν στην κατηγορία της μηχανικής μάθησης εκτός από τα DNN τα οποία ανήκουν στη βαθιά μάθηση. Όσον αφορά την LR παλινδρόμηση ανήκει στην κατηγορία των εποπτευόμενων αλγορίθμων της μηχανικής μάθησης. Αναφέρεται σε προβλήματα ταξινόμησης και προβλέπει την πιθανότητα να πραγματοποιηθεί ένα αποτέλεσμα, ένα συμβάν ή μία παρατήρηση. (Singh, 2022)

3.5 Επιμύθιο

Η (Γεωργούλη, 2015) αναφέρει ότι για το οποιοδήποτε πρόβλημα παρουσιάζεται στο χώρο της μηχανικής μάθησης και χρειάζεται να το επιλύσουμε μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε έναν τρόπο ώστε να εκπαιδευτεί και για τον οποιονδήποτε από τους τρόπους εκπαίδευσης επιλέξουμε υπάρχει τουλάχιστον ένας αλγόριθμος ο οποίος είναι κατάλληλος για να χρησιμοποιηθεί.

Η επιλογή του αλγορίθμου θα είναι από το σύνολο αυτών που παραπάνω περιεγράφηκαν - και είναι οι περισσότερο χρησιμοποιούμενοι- ή κάποιος άλλος μιας και ο αριθμός τους είναι πραγματικά μεγάλος. Καθήκον του αλγορίθμου ο οποίος θα επιλεγεί είναι να χρησιμοποιεί την ήδη υπάρχουσα γνώση και το σύνολο της εκπαίδευσης το οποίο έχει δεχτεί και να παράγει νέα γνώση.

Στη συνέχεια θα ανατρέξουμε σε μελέτες που έχουν ασχοληθεί με την ανίχνευση της απάτης σε διάφορους τομείς της ανθρώπινης δραστηριότητας, ως επί το πλείστον στον οικονομικό τομέα. Σκοπός να διαπιστώσουμε τον τρόπο με τον οποίο ο κάθε ερευνητής εφάρμοσε τις τεχνικές της TN για την κατασκευή ενός συστήματος ανίχνευσης της απάτης, το οποίο έχουμε ορίσει ως σύνολο τεχνολογιών, διαδικασιών και αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό ανωμαλιών σε δεδομένα ή συμπεριφορές. Προκρίνεται κάποια τεχνική έναντι μιας άλλης, είναι αποδοτικότερος ένας συγκεκριμένος αλγόριθμος σε κάποια μελέτη, προτιμάται σε κάποιον τομέα η χρήση κάποιας μεθόδου;

Κεφάλαιο 4 - Η ανίχνευση της απάτης στη βιβλιογραφία

4.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο μελετήσαμε τις προσεγγίσεις της TN στην ανίχνευση της απάτης, ξεκινώντας με μία αναφορά στις κατηγορίες που εντάσσεται το σύνολο των τεχνικών αυτών. Στη συνέχεια αναφέραμε τα βήματα που χρησιμοποιούνται συνήθως για τη δημιουργία και την εκπαίδευση ενός μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης και τέλος περιγράψαμε σε γενικές γραμμές τη λειτουργία καθενός από τους πιο συχνά χρησιμοποιούμενους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται για το σκοπό αυτό.

Έχοντας, λοιπόν, όλη αυτήν τη γνώση είμαστε σε θέση στο παρόν κεφάλαιο να μελετήσουμε στην πράξη όλα όσα είδαμε στο προηγούμενο μέσα από επιλεγμένες μελέτες. Από ένα μεγάλο σύνολο μελετών επιλέξαμε εκείνες οι οποίες αναφέρονταν, καταρχάς, στην ανίχνευση της απάτης με τεχνικές TN αλλά και αν στην προσέγγισή τους έκαναν αναφορά σε συγκρίσεις μεταξύ αλγορίθμων. Ένα επιπλέον κριτήριο στάθηκε η ύπαρξη αναλυτικής περιγραφής των βημάτων για τη δημιουργία και εκπαίδευση των σχετικών μοντέλων ανίχνευσης της απάτης καθώς και το αντικείμενο του τομέα ανίχνευσης, που το περιορίσαμε σε οικονομικές δραστηριότητες. Τέλος, επιλέξαμε μελέτες που το προτεινόμενο μοντέλο διακρινόταν για την πρωτοτυπία του σε κάποιον τομέα π.χ. στον τρόπο εφαρμογής των αλγορίθμων.

4.2 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Η αναζήτησή μας στη βιβλιογραφία έγινε με βάση τα κριτήρια που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο της εισαγωγής του κεφαλαίου. Το σύνολο των μελετών που τελικά επιλέχθηκαν ήταν είκοσι μία και μελετήθηκαν με βάση τους άξονες που οροθετήθηκαν στα κριτήρια της επιλογής τους. Η παρουσίασή τους θα πραγματοποιηθεί σε χρονολογική σειρά έτσι ώστε να φανεί, αν υπάρχει, κάποιου είδους εξέλιξη στον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιείται η απάτη και στους τρόπους που χρησιμοποιούνται για την ανίχνευσή της.

Στην μελέτη (Maes, et al., 2002) πραγματοποιείται η αυτοματοποιημένη ανίχνευση απάτης με πιστωτικές κάρτες μέσω μηχανικής μάθησης. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι δεδομένα του πραγματικού κόσμου και αποτελούνται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών που περιέχουν χρήσιμες πληροφορίες σχετικά με μια συναλλαγή.

Στα συμπεράσματα της μελέτης καταδεικνύεται ότι μπορούν να επιτευχθούν καλά αποτελέσματα με την εφαρμογή των ANN και Bayesian δίκτυα πεποιθήσεων (BBN) στην ανίχνευση απάτης. Όπως προκύπτει από τη σύγκριση που πραγματοποιήθηκε, τα BBN

αποδίδουν καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την ανίχνευση απάτης και επίσης η περίοδος εκπαίδευσής τους είναι μικρότερη. Από την άλλη όμως η διαδικασία ανίχνευσης της απάτης είναι σημαντικά ταχύτερη με τα ANN.

Στην μελέτη (**Razooqi , et al., 2016**) χρησιμοποιήθηκε ασαφής λογικής (fuzzy logic) τα δεδομένα αφορούσαν την ανίχνευση απάτης με πιστωτικές κάρτες. Χρησιμοποιήθηκε επίσης ένα μοντέλο συμπεριφοράς πιστωτικής κάρτας για την παρακολούθηση του προτύπου χρήσης της πιστωτικής κάρτας από τον χρήστη. Τα δεδομένα υποβλήθηκαν σε προεπεξεργασία για να κατηγοριοποιηθούν σε χρήσιμα χαρακτηριστικά, στη συνέχεια, με τη χρήση ασαφούς λογικής δημιουργήθηκαν οι συναρτήσεις συμμετοχής για κάθε χαρακτηριστικό.

Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν οι κανόνες και ιεραρχήθηκαν με βάση τη βαρύτητα κάθε εισόδου. Χρησιμοποιήθηκε ANN για τη δοκιμή και την επικύρωση των αποτελεσμάτων. Με βάση αυτά το μοντέλο ANN ήταν 33% πιο ακριβές από το μοντέλο ασαφούς λογικής (fuzzy logic).

Τα αποτελέσματα της fuzzy logic εξακολουθούν να θεωρούνται αποδεκτά με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα 0,476. Το πλεονέκτημα του μοντέλου που προτάθηκε έγκειται στο γεγονός ότι χρησιμοποιεί τα υπάρχοντα δεδομένα στη δήλωση συναλλαγών για τη λήψη αποφάσεων, επομένως δεν απαιτούνται ειδικά εργαλεία για την προεπεξεργασία των δεδομένων γεγονός που το καθιστά ιδιαίτερα ελκυστικό.

Η μελέτη (**Roy & George, 2017**) εστίασε στην ανίχνευση της απάτης οχημάτων (ασφαλιστική απάτη) με τη χρήση τεχνικής μηχανικής μάθησης. Η απάτη αυτή πραγματοποιείται όταν ένα πρόσωπο ή μια οντότητα υποβάλλει ψευδείς ασφαλιστικές αξιώσεις προκειμένου να λάβει αποζημίωση ή παροχές τις οποίες δεν δικαιούται.

Τα βήματα που ακολουθήθηκαν ήταν τα ακόλουθα:

- Βήμα 1: Προσδιορισμός και συλλογή δεδομένων με τα απαραίτητα χαρακτηριστικά
- Βήμα 2: Εκτέλεση του απαραίτητου καθαρισμού δεδομένων
- Βήμα 3: Διαχωρισμός των δεδομένων σε σύνολο εκπαίδευσης και σε σύνολο ελέγχου
- Βήμα 4: Επιλογή κατάλληλου αλγορίθμου
- Βήμα 5: Εκτέλεση αλγορίθμου με δεδομένα εκπαίδευσης
- Βήμα 6: Αξιολόγηση αλγορίθμου με δεδομένα ελέγχου
- Βήμα 7: Αν ικανοποίηση, χρήση του ταξινομητή για νέο σύνολο δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων αποτελείτο από ένα δείγμα άνω των 500 περιπτώσεων. Διαχωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου και χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι DT, RF και NB. Τα τελικά αποτελέσματα έδειξαν ότι τα DT και οι αλγόριθμοι RF έχουν καλύτερη απόδοση από τον NB.

Η μελέτη (**Verma, et al., 2017**) αποτελεί εμπειρική μελέτη που αποσκοπούσε στον εντοπισμό και τη μέτρηση της απάτης στα δεδομένα της ασφάλισης υγείας. Πραγματοποίησε ταξινόμηση της απατηλής συμπεριφοράς σε δύο κατηγορίες: ανωμαλίες που βασίζονται στην περίοδο και στις ανωμαλίες που βασίζονται στην ασθένεια. Οι ανωμαλίες αξιώσεων με βάση την περίοδο διερευνήθηκαν με την ανάλυση των στατιστικών κανόνων απόφασης που βοηθούν στον εντοπισμό των ακραίων τιμών και συνεπώς των απατών και στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε ομαδοποίηση για την απλούστευση της διαδικασίας ανίχνευσης της απάτης.

Οι ανωμαλίες με βάση την ασθένεια εντοπίστηκαν με την ανακάλυψη της εξόρυξης κανόνων συσχέτισης και τον εντοπισμό των συχνών μοτίβων.

Εφαρμόστηκαν στατιστικοί κανόνες απόφασης και η ομαδοποίηση k-means στην ανίχνευση ακραίων τιμών με βάση τις ανωμαλίες αξιώσεων με βάση την περίοδο και η εξόρυξη με βάση τους κανόνες συσχέτισης με κανονική κατανομή (κατανομή Gauss) εφαρμόστηκε στην ανίχνευση ακραίων τιμών με βάση τις ανωμαλίες με βάση την ασθένεια.

Το προτεινόμενο σύστημα ανίχνευσης απάτης (FDS) αξιολογήθηκε σε πραγματικά ιατρικά δεδομένα. Η απόδοσή του αξιολογήθηκε με τη χρήση πειραματικής ανάλυσης με τη συμμετοχή όλων των οντοτήτων, όπως οι πάροχοι συμβολαίων, οι κάτοχοι συμβολαίων, οι ασθενείς κ.λπ. για να ξεκαθαριστούν οι απάτες σε κάθε επίπεδο. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση είναι αποτελεσματική για τον εντοπισμό των δόλιων απαιτήσεων από τα υπάρχοντα δεδομένα.

Στην μελέτη (**Awoyemi, et al., 2017**) χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο δεδομένων για συναλλαγές με πιστωτικές κάρτες που προήλθε από Ευρωπαίους κατόχους καρτών και περιλαμβάνει 284.807 συναλλαγές, με σκοπό να κατασκευαστεί ένα FDS για την ανίχνευση απάτης σε αυτές.

Το πρόβλημα στην ουσία του αποτελεί ένα πρόβλημα εξόρυξης δεδομένων και καθίσταται πρόκληση επειδή τα προφίλ των κανονικών και των δόλιων συμπεριφορών φαίνεται ότι αλλάζουν συνεχώς και επειδή το σύνολο δεδομένων είναι ιδιαίτερα στρεβλό (μη ισορροπημένο). Η απόδοση του FDS επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από τη δειγματοληπτική προσέγγιση του συνόλου δεδομένων, την επιλογή των μεταβλητών και τη χρησιμοποιούμενη τεχνική ανίχνευσης. Πραγματοποιήθηκε λοιπόν μια υβριδική τεχνική υποδειγματοληψίας και υπερδειγματοληψίας στα μη ισορροπημένα δεδομένα.

Στη συνέχεια διερευνήθηκε η απόδοση των αλγορίθμων NB, KNN και LR στα δεδομένα. Η απόδοση των αλγορίθμων αξιολογήθηκε με βάση τις μετρικές accuracy, sensitivity, specificity, precision, συντελεστή συσχέτισης Matthews (MCC) και ισορροπημένου ποσοστού κατηγοριοποίησης (BCR).

Τα συγκριτικά αποτελέσματα έδειξαν ότι ο KNN αποδίδει καλύτερα από τις τεχνικές NB και LR.

Στην μελέτη (**Lakshmi & Kavila, 2018**) χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο δεδομένων από συναλλαγές με πιστωτικές κάρτες με συνολικά 284.808 συναλλαγές από μία ευρωπαϊκής τράπεζα για να πραγματοποιηθεί ανίχνευση απάτης.

Οι συναλλαγές απάτης χαρακτηρίστηκαν ως “θετική κατηγορία” και οι γνήσιες ως “αρνητική κατηγορία”. Προέκυψε ένα σύνολο δεδομένων εξαιρετικά ανισόρροπο, με περίπου 0,172% συναλλαγές απάτης και το υπόλοιπο ως γνήσιες συναλλαγές. Για να ξεπεραστεί αυτή η ανισορροπία έγινε υπερδειγματοληψία και έτσι εξισορροπήθηκε το σύνολο δεδομένων ως εξής: 60% συναλλαγές απάτης και 40% γνήσιες συναλλαγές.

Τα βήματα που ακολουθήθηκαν φαίνονται παρακάτω:

- Βήμα 1: Ανάγνωση του συνόλου δεδομένων.
- Βήμα 2: Τυχαία δειγματοληψία στο σύνολο δεδομένων για να γίνει ισορροπημένο.
- Βήμα 3: Χωρισμός του συνόλου δεδομένων σε δύο μέρη, δηλαδή, σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και σύνολο δεδομένων ελέγχου.
- Βήμα 4: Εφαρμογή επιλογής χαρακτηριστικών για τα προτεινόμενα μοντέλα.
- Βήμα 5: Υπολογισμός μετρικών ακρίβειας και απόδοσης για να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητα των διαφόρων αλγορίθμων.
- Βήμα 6: Ανάκτηση του καλύτερου αλγόριθμου με βάση την αποδοτικότητα για το δεδομένο σύνολο δεδομένων.

Ως τεχνικές που εφαρμόστηκαν στο σύνολο δεδομένων ήταν η LR, το DT και το RF. Η απόδοσή τους αξιολογήθηκε για διάφορες μεταβλητές με βάση τις μετρικές accuracy, sensitivity, specificity και το ποσοστό σφάλματος (Error rate). Τα συγκριτικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το RF αποδίδει καλύτερα από τις τεχνικές LR και DT.

Η μελέτη (**Waghade & Karandikar, 2018**) κάνει μια ανασκόπηση των μεθόδων απάτης στον κλάδο της υγειονομικής περίθαλψης και των τεχνικών για την ανίχνευσή της. Διαπιστώνει ότι στον συγκεκριμένο κλάδο χρησιμοποιούνται με μεγάλη συχνότητα μέθοδοι μηχανικής μάθησης και εξόρυξης δεδομένων για την ανίχνευση απάτης και ότι τα “δεδομένα” αποτελούν πρωταρχικό ζήτημα. Το μεγαλύτερο μέρος τους προέρχεται από κυβερνητικούς πόρους και ιδιωτικές ασφαλιστικές εταιρείες.

Στα συμπεράσματα αναγράφεται από τις τρεις κατηγορίες προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης, την επιβλεπόμενη, τη μη επιβλεπόμενη και τη ημιεπιβλεπόμενη μάθηση εκείνες με ημι-επιτήρηση χρησιμοποιούνται από πολλούς ερευνητές. Υπογραμμίζουν όμως ότι για την αποτελεσματικότερη ανίχνευση απάτης στο σύστημα υγειονομικής περίθαλψης, μπορούν να προταθούν σε λίγες περιπτώσεις νέες προσεγγίσεις μάθησης με ημιεπίβλεψη.

Η μελέτη (**Wang & Xu, 2018**) πρότεινε ένα νέο μοντέλο βαθιάς μάθησης για την ανίχνευση απάτης ασφάλισης αυτοκινήτων που χρησιμοποιεί ανάλυση κειμένου με βάση τη Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA). Η LDA χρησιμοποιείται πρώτα για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών κειμένου που κρύβονται στις περιγραφές κειμένου των ατυχημάτων που εμφανίζονται στις απαιτήσεις, και στη συνέχεια εκπαιδεύονται DNN στα δεδομένα, τα οποία περιλαμβάνουν τα χαρακτηριστικά κειμένου και τα παραδοσιακά αριθμητικά χαρακτηριστικά για την ανίχνευση απατηλών απαιτήσεων.

Στην μελέτη χρησιμοποιήθηκαν πραγματικά δεδομένα ασφαλιστικής απάτης και τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι το προτεινόμενο πλαίσιο που βασίζεται στην ανάλυση κειμένου υπερτερεί έναντι ενός παραδοσιακού πλαισίου. Επίσης έδειξαν ότι τα DNN υπερτερούν έναντι των ευρέως χρησιμοποιούμενων μοντέλων μηχανικής μάθησης, όπως τα DT και η SVM. Επομένως, το προτεινόμενο πλαίσιο που συνδυάζει DNN και LDA είναι ένα κατάλληλο δυνητικό εργαλείο για την ανίχνευση απάτης στην ασφάλιση αυτοκινήτων.

Η μελέτη (**Jurgovsky, et al., 2018**) βασίστηκε σε ένα σύνολο δεδομένων από συναλλαγές με πιστωτικές κάρτες, που καταγράφηκαν για 14 συνεχόμενους μήνες. Σε κάθε συναλλαγή στο σύνολο δεδομένων αποδόθηκε μια boolean ετικέτα, η οποία υποδεικνύει αν η συναλλαγή ήταν πράγματι μια δόλια πράξη. Η επισήμανση αυτή πραγματοποιήθηκε από μια ομάδα ανθρώπινων ερευνητών που παρακολουθούσαν σε σχεδόν πραγματικό χρόνο τη ροή των συναλλαγών. Διατηρούν και διαχειρίζονται μια δεξαμενή κανόνων εμπειρογνομόνων, οι οποίοι κανόνες προκαλούν συναγερμούς σε περίπτωση ανώμαλης συμπεριφοράς σε σενάρια που έχουν προκαθοριστεί.

Από το σύνολο των ακατέργαστων χαρακτηριστικών αφαιρέθηκαν όλα τα επιχειρηματικά χαρακτηριστικά και διατηρήθηκε μόνο ένα μικρό σύνολο που είναι συγκρίσιμο με τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται και σε άλλες μελέτες.

Το πρόβλημα της ανίχνευσης απάτης διατυπώθηκε ως έργο ταξινόμησης ακολουθιών και χρησιμοποιήθηκαν δίκτυα μακράς βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM) για την ενσωμάτωση ακολουθιών από συναλλαγές. Ενσωματώθηκαν επίσης στρατηγικές συγκέντρωσης χαρακτηριστικών και χρησιμοποιήθηκαν μετρικές για την εξαγωγή συμπερασμάτων.

Η σύγκριση με ένα βασικό ταξινομητή RF έδειξε ότι το LSTM βελτίωσε την ακρίβεια ανίχνευσης σε συναλλαγές εκτός γραφείου εκεί όπου ο κάτοχος της κάρτας είναι φυσικά παρών σε έναν έμπορο. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι όσο η διαδοχική όσο και η μη διαδοχική προσέγγιση μάθησης επωφελούνται σημαντικά από τις χειροκίνητες στρατηγικές συγκέντρωσης χαρακτηριστικών. Το σημαντικό είναι ότι από μία ανάλυση των πραγματικών θετικών αποτελεσμάτων προέκυψε το γεγονός ότι και οι δύο προσεγγίσεις τείνουν να ανιχνεύουν διαφορετικές απάτες. Αυτό σημαίνει ότι θα μπορούσαν να χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό.

Η μελέτη (**Yao, et al., 2018**) προτείνει ένα βελτιστοποιημένο μοντέλο ανίχνευσης οικονομικής απάτης που συνδυάζει την επιλογή χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση με μηχανική μάθηση.

Τα δεδομένα προήλθαν από 120 εισηγμένες εταιρείες που η Ρυθμιστική Επιτροπή Κεφαλαιαγοράς της Κίνας (CSRC) αποκάλυψε ότι είχαν παραπονημένων οικονομικές εκθέσεις και άλλες τόσες που θεωρήθηκαν ότι είχαν σωστές οικονομικές εκθέσεις.

Για τη διερεύνηση όλων των μεταβλητών χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης SVM, RF, DT, ANN και LR. Ο SVM αποδείχθηκε ο καλύτερος σε αυτήν την περίπτωση και ο RF κατέλαβε την τελευταία θέση.

Στη συνέχεια προκειμένου να δοκιμαστούν οι πέντε αλγόριθμοι, προστέθηκαν οι μεταβλητές στο μοντέλο μία προς μία ακολουθώντας τη σειρά σπουδαιότητας από την υψηλή στη χαμηλή. Πραγματοποιήθηκαν πειράματα με τις δύο πιο σημαντικές μεταβλητές πρώτα, και στη συνέχεια προστέθηκαν η τρίτη κοκ. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι όσο ο αριθμός των μεταβλητών αυξάνεται, ο RF αποδίδει καλύτερα και πιο σταθερά. Το RF έδειξε ότι έχει τα πλεονεκτήματα να είναι καλό στην επεξεργασία δεδομένων υψηλής διάστασης να μπορεί να αποφύγει σε κάποιο βαθμό την υπερβολική προσαρμογή και να παρουσιάζει καλή ευρωστία και σταθερά αποτελέσματα.

Στην μελέτη (**Meenakshi, et al., 2019**) χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο πραγματικών δεδομένων από μια μεγάλη ευρωπαϊκή εταιρεία για συναλλαγές με πιστωτικές κάρτες με τα προσωπικά όμως στοιχεία των δεδομένων να διατηρούνται εμπιστευτικά.

Στο πρώτο βήμα της συλλογής των δεδομένων πραγματοποιήθηκε επιλογή του υποσυνόλου όλων των διαθέσιμων δεδομένων με τα οποία θα γινόταν η μελέτη. Για τα δεδομένα αυτά ήταν γνωστό αν ήταν συναλλαγές απάτης ή γνήσιες συναλλαγές, ήταν δηλαδή επισημασμένα δεδομένα (labelled data). Στο δεύτερο βήμα οργανώθηκαν τα επιλεγμένα δεδομένα σας με μορφοποίηση, καθαρισμό και δειγματοληψία από αυτά. Η δειγματοληψία αφορά τη δημιουργία ενός μικρότερου αντιπροσωπευτικού δείγματος από τα επιλεγμένα

δεδομένα. Στο τρίτο βήμα έγινε η εξαγωγή χαρακτηριστικών δηλαδή έγινε μία διαδικασία μείωσης των χαρακτηριστικών.

Στο προτεινόμενο σύστημα της έρευνας εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος του RF για την ταξινόμηση του συνόλου δεδομένων πιστωτικών καρτών επειδή πλεονεκτεί έναντι του DT καθώς διορθώνει την υπερβολική προσαρμογή στο σύνολο εκπαίδευσής του. Το υποσύνολο του συνόλου εκπαίδευσης επιλέχθηκε τυχαία και ο αλγόριθμος έδωσε μία καλή εκτίμηση του σφάλματος γενίκευσης και έδειξε ότι είναι ανθεκτικός στην υπερβολική προσαρμογή.

Στην μελέτη (**Saputra & Suharjito, 2019**) χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων απάτης ηλεκτρονικού εμπορίου που προέρχεται από το Kaggle, μια διαδικτυακή κοινότητα και πλατφόρμα που παρέχει τη δυνατότητα στους χρήστες να μοιράζονται δεδομένα και να αναπτύσσουν μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Στο στάδιο της προεπεξεργασίας έγινε εξαγωγή, μετασχηματισμός, κανονικοποίηση και κλιμάκωση των νέων χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν στη διαδικασία του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, έτσι ώστε τα ακατέργαστα δεδομένα μετατράπηκαν σε ποιοτικά. Η προεπεξεργασία χρησιμοποίησε την ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA) για την πραγματοποίηση των παραπάνω. Επειδή το σύνολο δεδομένων παρουσίαζε ανισορροπία τάξεων εφαρμόστηκε η τεχνική συνθετικής υπερδειγματοληψίας ελαχίστων κλάσεων (SMOTE) για την αντιμετώπισή της.

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι DT, NB, RF και ο NN.

Οι μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της συνολικής απόδοσης των ευφύων μοντέλων ήταν: accuracy, recall, precision, F1 score και Γεωμετρικός Μέσος (G-Mean).

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η υψηλότερη βαθμολογία πέτυχαν τα NN, στη συνέχεια το RF και NB και τέλος τα DT. Σημειώνεται emphaticά ότι η μέθοδος SMOTE είναι αποτελεσματική στην αύξηση της απόδοσης της ταξινόμησης μη ισορροπημένων δεδομένων για όλους τους αλγορίθμους οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν.

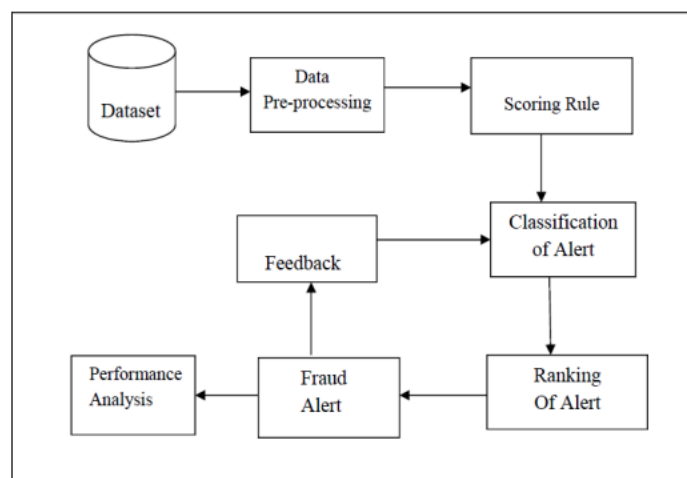
Η μελέτη (**Shirgave, et al., 2019**) πρότεινε ένα σύστημα ανίχνευσης απάτης FDS στις συναλλαγές με πιστωτικές κάρτες.

Πραγματοποιεί μία σύγκριση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης (RF, LR, KNN, SVM, DT, NB) χρησιμοποιώντας τις μετρικές accuracy, precision, specificity και καταλήγει στο συμπέρασμα ότι το RF παρουσιάζει σε όλες τις μετρικές επιδόσεις που είναι καλύτερες από τους άλλους αλγορίθμους μάθησης.

Το προτεινόμενο FDS ήταν επικεντρωμένο στο μοντέλο με βάση τα δεδομένα και στη μέθοδο εκμάθησης κατάταξης, εστίαζε στην αλληλεπίδραση ανατροφοδότησης συναγερμού που ελέγχει τον τρόπο με τον οποίο παρέχονται πρόσφατα εποπτευόμενα δείγματα.

Το επόμενο διάγραμμα δείχνει τις λειτουργικές απαιτήσεις του συστήματος που είναι:

- Προεπεξεργασία δεδομένων (Data Preprocessing)
- Κανόνες βαθμολόγησης (Scoring Rule)
- Ταξινόμηση των συναγερμών (Classification of Alerts)
- Κατάταξη των συναγερμών (Ranking of Alert)
- Ανάλυση επιδόσεων (Performance Analysis)



Διάγραμμα 8: Προτεινόμενο FDS

Πηγή: (Shirgave, et al., 2019)

Το προτεινόμενο FDS είχε σκοπό να:

- Εκπαιδεύσει το μοντέλο με χρήση ανατροφοδότησης και χρονοκαθυστερημένων δειγμάτων και να αθροίσει την πιθανότητά τους για τον εντοπισμό συναγερμού.
- Εφαρμόσει την τεχνική μηχανική μάθηση για την αντιμετώπιση του προβλήματος της μετατόπισης των εννοιών και της ανισορροπίας των κλάσεων.
- Αναπτύξει μια προσέγγιση εκμάθησης κατάταξης για την αύξηση της ακρίβειας των ειδοποιήσεων.
- Εισάγει το μέτρο απόδοσης που είναι να λαμβάνονται υπόψη σε πραγματικές FDS.

Τα τελικά αποτελέσματα έδειξαν ότι η ακρίβεια του τυχαίου δάσους είναι πολύ καλύτερη από τους άλλους αλγορίθμους μάθησης. Η accuracy, precision και specificity του RF είναι η υψηλότερη και ακολουθούν με τη σειρά κατάταξης οι: LR, SVM, DT, NB και KNN. Ως εκ τούτου, το προτεινόμενο σύστημα που χρησιμοποιεί το RF θα παρουσιάσει καλύτερη ακρίβεια για μεγαλύτερο αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης.

Η μελέτη (Raghavan & Gayar, 2019) διενεργεί μια εμπειρική έρευνα που συγκρίνει διάφορα μοντέλα μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων για την ανίχνευση δόλιων συναλλαγών.

Στα τελικά συμπεράσματα αναφέρεται ότι για την ανίχνευση απάτης, οι καλύτερες μέθοδοι με μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων είναι η χρήση SVMs, ενδεχομένως σε συνδυασμό με τα συνεπαγωγικά νευρωνικά δίκτυα (CNNs) για πιο αξιόπιστες επιδόσεις. Για τα μικρότερα σύνολα δεδομένων, οι προσεγγίσεις συνόλου SVM, RF και KNNs μπορούν να παρέχουν καλές βελτιώσεις. Τα CNN συνήθως υπερτερούν έναντι άλλων μεθόδων βαθιάς μάθησης, όπως οι αυτοκωδικοποιητές (autoencoders), τα Στοχαστικά Νευρωνικά Δίκτυα (RBM) και τα Βαθιά Δίκτυα Πεποιθήσεων (DBN). Όλα τα παραπάνω όμως δεν ισχύουν για δυναμικά περιβάλλοντα. Εκεί τα μοτίβα απάτης συνήθως αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου και θα ήταν δύσκολο να εντοπιστούν. Θα πρέπει να συλλεχθούν νέα σύνολα δεδομένων και να επανεκπαιδευτούν τα μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Οι αυτόματοι κωδικοποιητές παρέχουν μια καλή λύση σε αυτή την περίπτωση, καθώς εκπαιδεύονται μόνο σε κανονικά (δηλαδή μη δόλια) δεδομένα. Οι δόλιες συναλλαγές ανιχνεύονται ως απόκλιση από τα κανονικά πρότυπα. Αν και η εκπαίδευση των αυτοκωδικοποιητών είναι αρχικά αρκετά δαπανηρή, μπορεί να είναι χρήσιμη για την επισήμανση συνόλων δεδομένων. Μόλις επισημανθούν αρκετά δεδομένα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επανεκπαίδευση ή τη δημιουργία άλλων εποπτευόμενων μοντέλων.

Η μελέτη (Varmedja, et al., 2019) χρησιμοποίησε ένα σύνολο δεδομένων για την ανίχνευση απάτης με πιστωτικές κάρτες από το Kaggle και περιείχε συναλλαγές, που πραγματοποιήθηκαν κατά το διάστημα δύο ημερών από Ευρωπαίους κατόχους καρτών. Δεδομένου ότι ορισμένες από τις μεταβλητές εισόδου περιείχαν χρηματοοικονομικές πληροφορίες, πραγματοποιήθηκε μετασχηματισμός PCA αυτών των μεταβλητών εισόδου, προκειμένου να διατηρηθεί η ανωνυμία αυτών των δεδομένων. Το σύνολο δεδομένων που προέκυψε ήταν εξαιρετικά μη ισορροπημένο.

Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε εργαλείο επιλογής χαρακτηριστικών και καθορίστηκε ποια χαρακτηριστικά ήταν τα πιο σημαντικά. Επιπλέον, αφαιρέθηκαν τα χαρακτηριστικά που δεν συνέβαλαν στη σωρευτική σημασία του 95%.

Επειδή οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που θα χρησιμοποιούνταν θα δυσκολεύονταν να μάθουν επειδή οι κατηγορίες ταξινόμησης δεν ήταν περίπου ισοκατανεμημένες πραγματοποιήθηκε εξισορρόπηση, ώστε το μοντέλο να μπορεί να εκπαιδευτεί αποτελεσματικά. Χρησιμοποιήθηκε υπερδειγματοληψία με τη SMOTE.

Χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι LR, RF, NB και Multilayer Perceptron (MLP). Για να προσδιοριστεί ποιος αλγόριθμος ήταν ο καταλληλότερος για το πρόβλημα της ανίχνευσης συναλλαγών απάτης, χρησιμοποιήθηκαν διάφορα κριτήρια σύγκρισης.

Τα μοντέλα δοκιμάστηκαν τόσο σε αρχικά όσο και σε υπερδειγματοληπτικά δεδομένα και τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η δειγματοληψία είναι πολύ σημαντική. Το σύνολο των δοκιμών αποτελείτο από το 20% του συνόλου των δεδομένων. Η αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων έγινε σύμφωνα με τις μετρικές accuracy, precision, recall.

Σύμφωνα με τα αποδείχτηκε ότι ο κλασικός αλγόριθμος RF μπορεί να δώσει παρόμοια αποτελέσματα με ένα απλό NN. Το σίγουρο είναι ότι η υπερδειγματοληψία των δεδομένων μπορεί να βελτιώσει το ποσοστό ανίχνευσης απάτης.

Αποδεικνύεται, λοιπόν, ότι οι κλασικοί αλγόριθμοι μπορούν να είναι εξίσου επιτυχείς με τους αλγόριθμους βαθιάς μάθησης. Παρόλο που υπάρχει η γνώμη από πολλούς ερευνητές ότι οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης είναι βέλτιστοι για αυτού του είδους τα προβλήματα, θα πρέπει να αποφασίζεται ανάλογα με την κατάσταση ποιος από αυτούς θα χρησιμοποιηθεί. Τα DNN λειτουργούν καλύτερα με περισσότερα δεδομένα και μπορούν να προσαρμοστούν σε διαφορετικούς τομείς ευκολότερα από τους κλασικούς αλγορίθμους. Από την άλλη πλευρά, εάν δεν υπάρχουν πολλά δεδομένα, είναι πιθανώς καλύτερο να εργαστούμε με κλασικούς αλγορίθμους. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι επίσης ευκολότεροι στην ερμηνεία και φθηνότεροι, τόσο από οικονομική όσο και από υπολογιστική άποψη.

Το προτεινόμενο μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση και άλλου είδους παρατυπιών την ανίχνευση απάτης με πιστωτικές κάρτες.

Η μελέτη (**Wyrobek, 2020**) σύλλεξε τα δεδομένα από την ιστοσελίδα της Επιτροπής Κεφαλαιαγοράς των ΗΠΑ (η οποία είναι ελεύθερα διαθέσιμη). Τα δεδομένα αφορούσαν όλες τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις.

Σκοπός ήταν να εξεταστεί κατά πόσον οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να βρουν μοτίβα στις ετήσιες οικονομικές καταστάσεις που υποδεικνύουν μια δόλια εταιρική κουλτούρα και τη διάπραξη διαφόρων ειδών μαζικών οικονομικών εγκλήματος σε μια εταιρεία.

Για την εξισορρόπηση των κατηγοριών χρησιμοποιήθηκε upsampling, το οποίο δημιούργησε νέα δεδομένα στη λιγότερο πολυάριθμη κατηγορία, στην προκειμένη περίπτωση, των αθέμιτων εταιρειών. Στη συνέχεια, το δείγμα δεδομένων χωρίστηκε σε αναλογία 80/20 για την εκπαίδευση και την επικύρωση. Μετά το μοντέλο εκπαιδεύτηκε με τη μέθοδο της 10πλής επικύρωσης (στο 80% του δείγματος δεδομένων) και επιλέχθηκε ο καλύτερο συνδυασμός μεταβλητών. Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν οι ακόλουθοι αλγόριθμοι: LR, LDA, DNN, NB, SVM, RF, και GBT.

Τα μοντέλα δημιουργήθηκαν σε Python με τη βοήθεια των βιβλιοθηκών: Keras, TensorFlow, SciKit-learn NumPy και pandas. Για κάθε αλγόριθμο έγιναν οι απαραίτητες ρυθμίσεις πριν την εκτέλεσή του.

Τα μοντέλα εντόπισαν μοτίβα στις ετήσιες οικονομικές καταστάσεις που υποδεικνύουν δόλια εταιρική κουλτούρα και διάπραξη διαφόρων ειδών μαζικών οικονομικών εγκλήματος σε μια εταιρεία με ακρίβεια κοντά στο 95%. Η γραμμική παλινδρόμηση και η λογιστική παλινδρόμηση φαίνεται να έχουν χαμηλότερες επιδόσεις από τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Πάντως το πρώτο συμπέρασμα είναι ότι ένα τέτοιο μοντέλο μπορεί να δημιουργηθεί και λειτουργεί καλά.

Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν δημιουργούν το προφίλ της εταιρείας που χαρακτηρίζεται ως αθέμιτη: έχει υψηλό περιθώριο μικτού κέρδους, αλλά χαμηλά καθαρά κέρδη και πληρώνει σχετικά χαμηλότερους φόρους σε σύγκριση με τις έντιμες επιχειρήσεις. Οι ανέντιμες εταιρείες φάνηκε επίσης να είναι πιο δραστήριες στις οικονομικές πράξεις, οι οποίες περιλάμβαναν την απόκτηση νέων κεφαλαίων και την πραγματοποίηση επενδύσεων σε χρηματοοικονομικά περιουσιακά στοιχεία. Οι αθέμιτες εταιρείες επίσης έτειναν να έχουν σχετικά χαμηλότερους δείκτες ρευστότητας, περισσότερα έκτακτα στοιχεία και διακοπείσες δραστηριότητες και υψηλότερες υπερχρέωση.

Οι πιο επιτυχημένοι αλγόριθμοι αποδείχθηκαν η προσέγγιση των GBT και ο αλγόριθμος RF. Ο αλγόριθμος GBT είχε συνολική accuracy 93,5%, precision 67,3% και recall 76,1%. Ο αλγόριθμος RF είχε συνολική accuracy 94,7%, precision 80% και recall 76,1%. Ένα από τα "παραδοσιακά" μοντέλα, δηλαδή ο αλγόριθμος LDA, αποδείχθηκε επίσης αρκετά αποδοτικός με συνολική accuracy 92,2%, precision 68,3% και recall 68,7%.

Η μελέτη (**Craja, et al., 2020**) το σύνολο δεδομένων αποτελείται από τις ετήσιες οικονομικές εκθέσεις των αμερικανικών εταιρειών που είναι δημόσια διαθέσιμες μέσω της βάσης δεδομένων EDGAR του δικτυακού τόπου της SEC και ποσοτικά οικονομικά δεδομένα, τα οποία προέρχονται από τη βάση δεδομένων Compustat. Χρησιμοποιήθηκαν 208 περιπτώσεις απάτης και 7.341 περιπτώσεις μη απάτης. Για να εξισορροπηθούν οι περιπτώσεις απάτης και μη απάτης στο σύνολο δεδομένων χρησιμοποιήθηκε υποδειγματοληψία. Προέκυψε ένα ισορροπημένο σύνολο δεδομένων που αποτελείτο από 1.163 ετήσιες εκθέσεις, εκ των οποίων οι 201 δόλιες και οι 962 μη δόλιες.

Κατασκευάστηκε ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί βαθιά μάθηση και κάνει ανάλυση κειμένου στις οικονομικές καταστάσεις με σκοπό να πραγματοποιηθεί ανίχνευσης απάτης και να ταξινομηθούν οι ετήσιες εκθέσεις σε δόλιες και μη. Ενώ οι οικονομικές και γλωσσικές μεταβλητές αντιπροσωπεύουν δομημένα δεδομένα σε μορφή πίνακα και δεν απαιτούν εκτεταμένη προεπεξεργασία, τα μη δομημένα δεδομένα κειμένου πρέπει να μετατραπούν σε αριθμητική μορφή, η οποία διατηρεί το πληροφοριακό τους περιεχόμενο και διευκολύνει την αλγοριθμική επεξεργασία. Αυτό έγινε στην προκειμένη περίπτωση.

Επιλέχθηκαν μία σειρά από αλγόριθμοι όπως LR, RF, SVM, XGB, ANN και αφού εφαρμόστηκε ένα σύνολο από μετρικές τα τελικά αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο βαθιά μάθηση είναι κατάλληλο για τον ορθό εντοπισμό των δόλιων περιπτώσεων, ενώ τα περισσότερα μοντέλα μηχανικής μάθησης αποτυγχάνουν να εντοπίσουν δόλιες περιπτώσεις, ενώ έχουν καλύτερες επιδόσεις στον ορθό εντοπισμό των αληθινών δηλώσεων. Άρα, ειδικά στην ιδιαίτερα ανισόρροπη περίπτωση της ανίχνευσης απάτης, είναι σκόπιμο να χρησιμοποιούνται πολλαπλά μοντέλα σχεδιασμένα για την καταγραφή διαφορετικών πτυχών.

Η μελέτη (**Kr, et al., 2021**) είχε στόχο να προτείνει μέθοδο κατασκευής μοντέλου που να αναγνωρίζει τις απάτες στις οικονομικές καταστάσεις χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές εξόρυξης κειμένου. Προτείνει να χρησιμοποιηθεί μία τεχνική επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης αποτελούμενη από τέσσερα στάδια:

1) προεπεξεργασία (pre-processing), 2) δειγματοληψία (sampling), 3) επιλογή χαρακτηριστικών (feature selection) και 4) ομαδοποίηση και ταξινόμηση (clustering and classification).

Κατά τη διαδικασία της προεπεξεργασίας, πραγματοποιήθηκε ανάλυση συσχέτισης δεδομένων και διαδικασία καθαρισμού δεδομένων ώστε καθαριστούν τα δεδομένα θορύβου. Στη διαδικασία αυτή συμπεριλήφθηκε ο μετασχηματισμός, η ενσωμάτωση και η μείωση των δεδομένων. Στην επόμενη διαδικασία της δειγματοληψίας έγινε αξιολόγηση του συνόλου των δεδομένων με διάφορες αναλογίες για να επαληθευτούν μέσα από μιας υβριδική μέθοδο δειγματοληψίας.

Η διαδικασία ταξινόμησης χρησιμοποίησε βελτιστοποιημένο DBN για να πετύχει καλύτερη ακρίβεια και χαμηλότερο υπολογιστικό κόστος. Οι διαδικασίες ταξινόμησης περιλάμβαναν: τις μεθόδους της ανάλυσης των σύγχρονων τεχνικών που έχουν σχέση με την ανίχνευση της οικονομικής απάτης, την ανάλυση των αλγορίθμων μάθησης χωρίς επίβλεψη με τη οποία πραγματοποιήθηκε η ομαδοποίηση των οικονομικών καταστάσεων και, τέλος, την επίτευξη της καλύτερης ακρίβειας ταξινόμησης για την απάτη στις παραπάνω καταστάσεις. Το τελευταίο πραγματοποιήθηκε εξάγοντας τα διάφορα βέλτιστα χαρακτηριστικά στο πλαίσιο της διαδικασίας επιλογής τους.

Η απόδοση της μεθόδου που προτείνεται στην μελέτη μπορεί να αναλυθεί με τη μορφή στατιστικών μέτρων όπως recall, sensitivity, F-measure, specificity και accuracy. Το αποτέλεσμα της προσομοίωσης μπορεί να αξιολογηθεί και να συγκριθεί με προηγούμενες τεχνικές ταξινόμησης.

Η μελέτη (**Aslam, et al., 2022**) παρουσίασε μια εννοιολογική συγκριτική ανάλυση στην οποία εφαρμόστηκαν διαφορετικοί αλγόριθμοι και στη συνέχεια κατασκευάστηκαν

αλγόριθμοι ταξινόμησης επί των επιλεγμένων χαρακτηριστικών για την απόκτηση του καλύτερου μοντέλου που μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια την απάτη στην ασφάλιση αυτοκινήτων.

Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το τμήμα ανάλυσης αποφάσεων μιας αμερικανικής εταιρείας. Υπάρχουν συνολικά 33 μεταβλητές στο σύνολο δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της δυαδικής μεταβλητής-στόχου (ναι/όχι), η οποία είναι η αναφερόμενη ή διαπιστωμένη απάτη.

Στο στάδιο της προεπεξεργασίας των δεδομένων αφαιρέθηκαν οι μη σχετικές μεταβλητές από το σύνολο δεδομένων. Συνολικά αφαιρέθηκαν 14 μεταβλητές. Στη συνέχεια έγινε κλιμάκωση των δεδομένων για να καταστούν πιο συμβατά με το έργο ταξινόμησης και διευθετήθηκε το θέμα των ελλειπουσών τιμών (Missing Values). Ακολούθησε η μετατροπή των δεδομένων με τη βοήθεια των επιπέδων των παραγόντων κάθε μεταβλητής στο σύνολο δεδομένων για να επιτευχθεί καλύτερη ακρίβεια κατά τη χρήση των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Στην προετοιμασία δεδομένων έγινε τυχαίος διαχωρισμός του δείγματος 80/20 (80% των δεδομένων θα χρησιμοποιηθεί για ένα μοντέλο εκπαίδευσης, 20% των δεδομένων θα χρησιμοποιηθεί για το μοντέλο δοκιμής).

Επειδή η επιλογή χαρακτηριστικών από το σύνολο δεδομένων με πολλές διαστάσεις, όπως είναι η ασφάλιση αυτοκινήτων, είναι κρίσιμη για τον εντοπισμό των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών χρησιμοποιήθηκε ένα πακέτο R γνωστό ως Boruta για την επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών.

Έγινε αξιολόγηση τριών μοντέλων μηχανικής μάθησης, LR, SVM, NB, που βασίστηκε στο σύνολο δοκιμαστικών δεδομένων έγινε με έξι μετρικές, accuracy, precision, recall, F1 score, sensitivity, specificity.

Τα ευρήματα έδειξαν ότι το μοντέλο SVM παρουσίασε την υψηλότερη βαθμολογία στις μετρικές accuracy και sensitivity, το NB στην precision και η LR στην recall, την F1-score και την sensitivity.

Στην μελέτη (**Aljabri, et al., 2023**) κατασκευάστηκαν διάφορα μοντέλα μηχανικής μάθησης για να διαπιστωθεί αν εκείνος ο οποίος κάνει κλικ πάνω σε μία διαφήμιση σε μία ιστοσελίδα στο διαδίκτυο είναι άνθρωπος ή bot. Τα διαφημιστικά δίκτυα πληρώνουν τον εκδότη της διαφήμισης με βάση τον αριθμό των κλικ που μεταφέρονται στους διαφημιζόμενους, ακολουθώντας το σύστημα πληρωμών pay-per-click (PPC). Υπάρχει ένα είδος απάτης η ονομαζόμενη “απάτη με κλικ” που είναι η παράνομη διαδικασία του κλικ σε διαφημίσεις pay-per-click για να αυξηθούν τα έσοδα των εκδοτών ή να εξαντληθούν οι προϋπολογισμοί των διαφημιζόμενων.

Αν, λοιπόν, ένα "bot" (συντομογραφία του όρου "robot") το οποίο είναι ένα λογισμικό ή πρόγραμμα που εκτελείται αυτοματοποιημένα, εκτελώντας εργασίες χωρίς τη συμμετοχή ανθρώπινου χρήστη είναι εκείνο το οποίο πραγματοποιεί τα κλικ, διενεργείται απάτη.

Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν συλλέχθηκαν μέσω του εργαλείου παρακολούθησης Beacon που χρησιμοποιείται για τη συλλογή δεδομένων από συσκευές και εφαρμογές.

Στο στάδιο της προεπεξεργασίας πραγματοποιήθηκε υποδειγματοληψία επειδή το σύνολο δεδομένων δεν ήταν ισορροπημένο, αφού το ανθρώπινο σύνολο δεδομένων ήταν σχεδόν 28 φορές μεγαλύτερο από το σύνολο δεδομένων Bot. Αυτό που πρακτικά έγινε ήταν ότι επιλέχθηκαν τυχαία δείγματα από το ανθρώπινο σύνολο δεδομένων και συγχωνεύθηκαν με το σύνολο δεδομένων bot με αποτέλεσμα ένα σχεδόν ισορροπημένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Στη συνέχεια εξάχθηκε το σύνολο των χαρακτηριστικών από το σύνολο δεδομένων και επεξεργάστηκαν σχετικά.

Οι αλγόριθμοι που εξετάστηκαν ήταν το DT, η SVM, ο NB, ο αλγόριθμος κανόνων ταξινόμησης Ripper, η τεχνική ταξινόμησης PART, το NN και το RF επειδή εφαρμόζουν όλοι διαφορετικές τεχνικές για τη δημιουργία ευφών μοντέλων και χρησιμοποιούνται συχνά για τη δημιουργία μοντέλων ταξινόμησης με επίβλεψη.

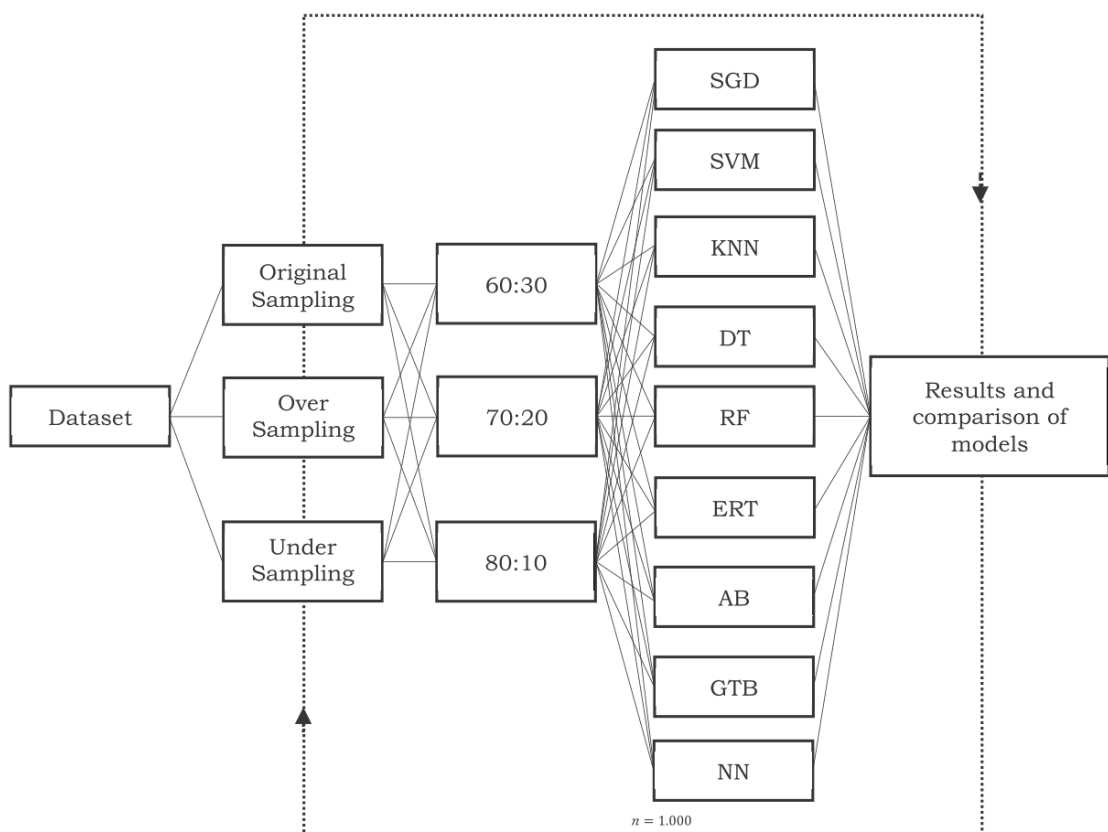
Οι μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της συνολικής απόδοσης των ευφών μοντέλων ήταν : accuracy, precision, recall και F1 score.

Τα εμπειρικά αποτελέσματα έδειξαν ότι όλοι οι εξεταζόμενοι αλγόριθμοι πέτυχαν καλά αποτελέσματα, γεγονός που αντανάκλα την αποτελεσματικότητα των χαρακτηριστικών που σχεδιάστηκαν. Ο αλγόριθμος RF ξεπέρασε όλους τους άλλους εξεταζόμενους αλγορίθμους. Ο NB πέτυχε τη χαμηλότερη απόδοση ταξινόμησης, επειδή υποθέτει ότι όλα τα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα, κάτι που δεν ισχύει, καθώς τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ορισμένα χαρακτηριστικά με υψηλή συσχέτιση.

Η μελέτη (**Riskiyadi, 2023**) χρησιμοποίησε μια ποσοτική προσέγγιση από δευτερογενή δεδομένα σχετικά με τις οικονομικές εκθέσεις εταιρειών που ήταν εισηγμένες στο Χρηματιστήριο της Ινδονησίας. Το εύρος των δεδομένων κάλυπτε μία περίοδο δέκα χρόνων και αποσκοπούσε πραγματοποιήσει ανίχνευση απάτης στις οικονομικές καταστάσεις των εν λόγω εταιρειών.

Τα σύνολα δεδομένων λήφθηκαν με υπερδειγματοληψία με τον αλγόριθμο SMOTE και με υποδειγματοληψία με τον αλγόριθμο κεντροειδών συστάδων (cluster centroids) που είναι ένας αλγόριθμος υποδειγματοληψίας που χρησιμοποιείται για την αντιμετώπισης της ανισορροπίας κατηγοριών σε προβλήματα μηχανικής μάθησης. Χρησιμοποιήθηκαν οι προεπιλεγμένες ρυθμίσεις. Ο διαχωρισμός εκπαίδευσης-δοκιμών πραγματοποιήθηκε τυχαία

Τα παραπάνω φαίνονται στο διάγραμμα που ακολουθεί.



Πηγή: (Riskiyadi, 2023)

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι από τα εννέα μοντέλα μηχανικής μάθησης ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν, και συγκεκριμένα των στοχαστική κάθοδος μείωσης της κλίσης (SGD), SVM, KNN, DT, RF, Δέντρα Εξαιρετικά Τυχαία (ERT), προσαρμοστική ενίσχυση (AB), GBT και NN. Το μοντέλο ERT παρουσίασε την καλύτερη απόδοση. Συγκεκριμένα το μοντέλο ERT με το σύνολο δεδομένων αρχικής δειγματοληψίας και τη διάσπαση εκπαίδευσης-δοκιμής 80:10 είναι το καταλληλότερο για την ανίχνευση απάτης στις οικονομικές καταστάσεις. Το μοντέλο ERT ανήκει στην κατηγορία δέντρου αποφάσεων.

4.3 Επιμύθιο

Μελετώντας τις παραπάνω μελέτες παρατηρούμε ότι δεν υπάρχει κάποια τάση η οποία να προτείνει έναν από τους αλγόριθμους τους οποίους παραθέσαμε στο τρίτο κεφάλαιο.

Για παράδειγμα στην μελέτη (Meenakshi, et al., 2019) και (Lakshmi & Kavila, 2018) προκρίνεται το RF έναντι του DT ενώ στην (Aljabri, et al., 2023) προκρίνεται το RF έναντι του DT (και άλλων). Αντίστοιχα στην μελέτη (Shirgave, et al., 2019) το RF κατατάσσεται πρώτο σε κατάταξη μεταξύ των RF, LR, KNN, SVM, DT, NB ενώ στην μελέτη (Yao, et al., 2018) το RF κατατάσσεται τελευταίο. Στην ίδια μελέτη όμως στη συνέχεια αναφέρεται ότι αν πρόκειται για επεξεργασία δεδομένων υψηλής διάστασης τότε το RF προτείνεται γιατί μπορεί να αποφύγει την υπερβολική προσαρμογή (τουλάχιστον σε κάποιο βαθμό) και παρουσιάζει καλή ευρωστία και σταθερά αποτελέσματα.

Στην μελέτη (Riskiyadi, 2023) που συγκρίνονται οι αλγόριθμοι: SGD, SVM, KNN, DT, RF, ERT, AB, GBT και NN τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το DT δεν ξεχωρίζει μεταξύ των υπόλοιπων αλγορίθμων. Αν όμως χρησιμοποιηθεί μια παραλλαγή των δέντρων αποφάσεων που χρησιμοποιούν μια τεχνική που ονομάζεται τυχαία ανάπτυξη δέντρων τότε αυτός ο αλγόριθμος που ονομάζεται ERT προκρίνεται έναντι όλων των άλλων. Σε σχέση με το DT είναι λιγότερο ευάλωτα στην υπερπροσαρμογή.

Τα ίδια συμπεράσματα προκύπτουν αν δούμε την εικόνα που επικρατεί και για τους υπόλοιπους αλγορίθμους. Ως πρώτη εξήγηση είναι λογικό να αποδώσουμε το φαινόμενο στο γεγονός ότι δε χρησιμοποίησαν όλοι οι ερευνητές τις ίδιες μετρικές στις μελέτες τους άρα δεν είναι δυνατόν να υπάρχει σύγκριση. Αυτό όμως δεν εξηγεί γιατί και στις περιπτώσεις που κάποια μετρική ήταν κοινή και πάλι τα αποτελέσματα δεν ήταν υπέρ κάποιου αλγορίθμου. Στην μελέτη (Aslam, et al., 2022) που πραγματοποιήθηκε συγκριτική ανάλυση στην οποία εφαρμόστηκαν διαφορετικοί αλγόριθμοι, αναφέρεται ότι τα ευρήματα έδειξαν το μοντέλο SVM να παρουσιάζει την υψηλότερη βαθμολογία στις μετρικές accuracy και sensitivity, το NB στην precision και η LR στην recall, την F1-score και την sensitivity.

Άρα ο κάθε αλγόριθμος παρουσιάζει διαφορετική εικόνα ανάλογα με τον τρόπο μέτρησής του.

Όλο αυτό το νεφελώδες τοπίο θα ξεκαθαριστεί στο επόμενο κεφάλαιο στο οποίο θα παρουσιάσουμε τις παραμέτρους από τις οποίες εξαρτάται η απόδοση ενός αλγορίθμου.

Κεφάλαιο 5 - Παράμετροι που επηρεάζουν την απόδοση ενός αλγορίθμου

5.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο, στο οποίο μελετήσαμε επιλεγμένη βιβλιογραφία, καταλήξαμε ότι τα συμπεράσματα για την απόδοση που έχουν οι αλγόριθμοι στους οποίους αναφερθήκαμε δεν κατέληγαν σε μία σαφή εικόνα. Το αντίθετο μάλιστα, οι ερευνητές είχαν πολλές φορές αντικρουόμενη γνώμη για την απόδοση κάποιου αλγορίθμου σε σχέση με άλλους. Για να μπορέσουμε να καταλάβουμε την αιτία που συνέβη αυτό θα ασχοληθούμε με όλες εκείνες τις παραμέτρους οι οποίες επηρεάζουν την απόδοση ενός αλγορίθμου.

Σε γενικές γραμμές, η απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης είναι μια σύνθετη συνάρτηση πολλών παραμέτρων. Η επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων μπορεί να είναι μια δύσκολη διαδικασία, αλλά είναι απαραίτητη για τη βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου. (Raschka, 2020)

Οι παράμετροι που μπορεί να επηρεάσουν την απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης είναι πολλές και μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο βασικές κατηγορίες:

- Εξωτερικές παράμετροι: είναι έξω από τον έλεγχο του αλγορίθμου. Σε αυτές ανήκει το μέγεθος που έχει το σύνολο των δεδομένων, η φύση των δεδομένων, το είδος του προβλήματος που αντιμετωπίζεται από τον αλγόριθμο, το περιβάλλον στο οποίο θα εφαρμοστεί ο αλγόριθμος, κ.λπ.
- Εσωτερικές παράμετροι: είναι μέσα στον έλεγχο του αλγορίθμου. Σε αυτές ανήκουν οι υπερπαραμέτροι του αλγορίθμου, η διαδικασία εκπαίδευσης, η διαδικασία αξιολόγησης, κ.λπ.

5.2 Εξωτερικές παράμετροι

Πιθανά να ασκούν τη μεγαλύτερη επίδραση στην απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Στη συνέχεια θα αναφερθούμε περιληπτικά στην κάθε μία από αυτές.

5.2.1 Μέγεθος συνόλου δεδομένων

Είναι ένας από τους πιο σημαντικούς παράγοντες για την απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Όσο μεγαλύτερο είναι το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, τόσο καλύτερη θα είναι η απόδοση του αλγορίθμου. Οι λόγοι που συμβαίνει αυτό είναι οι ακόλουθοι:

Πρώτα απ' όλα, ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων παρέχει στον αλγόριθμο περισσότερες πληροφορίες ώστε να εκπαιδευτεί. Αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος είναι πιο πιθανό να μάθει τις πραγματικές σχέσεις μεταξύ των δεδομένων και να παράγει ακριβείς προβλέψεις. (Flach, 2019)

Δεύτερον, ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων μπορεί να βοηθήσει τον αλγόριθμο να αποφύγει την υπερπροσαρμογή. Ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων μπορεί να βοηθήσει τον αλγόριθμο να την αποφύγει. (Ying , 2019)

Τρίτον, ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων κάνει τον αλγόριθμο πιο ανθεκτικό στο θόρυβο. (Gupta & Gupta, 2019)

5.2.2 Φύση δεδομένων

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης σχεδιάζονται για να χειρίζονται συγκεκριμένους τύπους δεδομένων. Εάν τα δεδομένα που παρέχονται στον αλγόριθμο δεν είναι συμβατά με τον τύπο δεδομένων που ο αλγόριθμος μπορεί να χειριστεί, τότε η απόδοση του αλγορίθμου θα είναι χαμηλή.

Η φύση των δεδομένων μπορεί να χωριστεί σε τρεις βασικές κατηγορίες:

- **Τύπος δεδομένων:** Τα δεδομένα μπορούν να είναι τακτοποιημένα ή μη τακτοποιημένα. Τα πρώτα είναι δεδομένα που έχουν μια φυσική ιεραρχία, π.χ. να είναι ταξινομημένα με βάση το χρόνο, τον χώρο ή την τιμή. Τα μη τακτοποιημένα δεδομένα δεν έχουν φυσική ιεραρχία όπως για παράδειγμα είναι τα δεδομένα κειμένου, εικόνες ή βίντεο.

- **Διάσταση δεδομένων:** Τα δεδομένα μπορούν να είναι χαμηλών διαστάσεων που σημαίνει ότι έχουν μικρό αριθμό μεταβλητών για παράδειγμα να έχουν μόνο δύο ή τρεις μεταβλητές ή υψηλών διαστάσεων που μπορεί να περιλαμβάνουν εκατοντάδες ή χιλιάδες μεταβλητές. (L'Heureux, et al., 2017)

- **Περιορισμοί δεδομένων:** Τα δεδομένα μπορεί να έχουν διάφορους περιορισμούς, όπως να είναι ελλιπή, ασυνεπή ή θορυβώδη. Στα ελλιπή δεδομένα λείπουν κάποιες τιμές. Τα ασυνεπή δεδομένα έχουν τιμές που είναι ασυμβίβαστες. Τα θορυβώδη δεδομένα είναι αυτά που περιέχουν σφάλματα. (Gupta & Gupta, 2019)

Η φύση των δεδομένων μπορεί να επηρεάσει την απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης με διάφορους τρόπους. Αλγόριθμοι που είναι σχεδιασμένοι για να χειρίζονται τακτοποιημένα δεδομένα θα είναι αναποτελεσματικοί στην επεξεργασία μη τακτοποιημένων δεδομένων και αλγόριθμοι που σχεδιάστηκαν για δεδομένα χαμηλών διαστάσεων θα είναι αναποτελεσματικοί σε δεδομένα με υψηλές διαστάσεις. Το ίδιο συμβαίνει και με αλγόριθμους που καλούνται να επεξεργαστούν δεδομένα με περιορισμούς ενώ δεν έχουν σχεδιαστεί γι' αυτό. (Flach, 2019)

Άρα για να βελτιωθεί η απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, είναι σημαντικό να εξεταστεί η φύση των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του αλγορίθμου και να γίνει κατανοητή. Αν τα δεδομένα είναι ακατάλληλα για τον αλγόριθμο, τότε μπορεί να χρειαστεί να γίνει επεξεργασία τους ή να χρησιμοποιηθεί ένας διαφορετικός αλγόριθμος.

5.2.3 Είδος του προβλήματος

Ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης έχει σχεδιαστεί για να δώσει λύση σε συγκεκριμένο τύπο προβλημάτων. Εάν το πρόβλημα που αντιμετωπίζεται δεν είναι συμβατό με τον τύπο προβλήματος που είναι ικανός να λύσει, τότε θα έχει χαμηλή απόδοση. Τα προβλήματα μηχανικής μάθησης μπορούν να διακριθούν σε δύο βασικές κατηγορίες:

- **Επιβλεπόμενης μάθησης:** ο αλγόριθμος παρέχεται με ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που περιλαμβάνει τόσο τις εισόδους όσο και τις εξόδους. Ο αλγόριθμος μαθαίνει να συνδέει τις εισόδους με τις εξόδους.
- **Μη επιβλεπόμενης μάθησης:** ο αλγόριθμος παρέχεται μόνο με ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που περιλαμβάνει εισόδους. Ο αλγόριθμος μαθαίνει να βρίσκει μορφές ή δομές στα δεδομένα. (Soofi & Awan , 2017)

Το είδος του προβλήματος είναι καθοριστικό στην απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Για παράδειγμα, οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης που είναι σχεδιασμένοι για να λύνουν προβλήματα ταξινόμησης θα είναι αναποτελεσματικοί στα προβλήματα παλινδρόμησης και ένας ταξινομητής σχεδιασμένος για προβλήματα δυαδικών κλάσεων δεν θα αποδώσει στην ταξινόμηση δεδομένων με περισσότερες κλάσεις. (L'Heureux, et al., 2017)

5.2.4 Περιβάλλον

Το περιβάλλον στο οποίο λειτουργεί ένας αλγόριθμος χωρίζεται σε δύο βασικές κατηγορίες:

- **Σταθερό περιβάλλον:** οι συνθήκες παραμένουν σταθερές με την πάροδο του χρόνου.
- **Δυναμικό περιβάλλον:** Σε ένα δυναμικό περιβάλλον, οι συνθήκες αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου.

Οι αλγόριθμοι που είναι σχεδιασμένοι για να λειτουργούν σε ένα σταθερό περιβάλλον μπορεί να μην είναι σε θέση να προσαρμοστούν σε αλλαγές που θα συμβούν αντίθετα με εκείνους που σχεδιάστηκαν για δυναμικά περιβάλλοντα.

Παράδειγμα σταθερού περιβάλλοντος ανίχνευσης απάτης είναι η ανίχνευσή της στις χρεωστικές κάρτες. Τα μοτίβα απάτης χρεωστικών καρτών έχουν μελετηθεί διεξοδικά και υπάρχουν καλά εδραιωμένοι αλγόριθμοι ανίχνευσης απάτης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Παράδειγμα δυναμικού περιβάλλοντος ανίχνευσης απάτης είναι η ανίχνευσή της στο διαδίκτυο. Οι απατεώνες στο διαδίκτυο είναι συνεχώς σε αναζήτηση νέων μεθόδων απάτης.

Για να βελτιωθεί η απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης σε ένα δυναμικό περιβάλλον μπορεί να χρειαστεί να αναθεωρείται ή να επανεκπαιδεύεται τακτικά για να προσαρμοστεί στις όποιες αλλαγές συμβαίνουν.

5.3 Εσωτερικές παράμετροι

Οι εσωτερικές παράμετροι, που όπως έχουμε ήδη αναφέρει, βρίσκονται μέσα στον έλεγχο του αλγορίθμου, παίζουν επίσης σημαντικό ρόλο στην απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Ακολουθεί μία περιγραφή των κατηγοριών στις οποίες εντάσσονται.

5.3.1 Υπερπαράμετροι

Είναι παράμετροι που καθορίζουν τη συμπεριφορά ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Οι υπερπαράμετροι δεν μαθαίνονται από τα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά πρέπει να οριστούν από τον χρήστη. Η κατάλληλη επιλογή τους οδηγεί σε βελτιωμένη απόδοση, ενώ η λανθασμένη μπορεί να οδηγήσει σε μειωμένη απόδοση ή ακόμη και σε μη βιώσιμη συμπεριφορά του αλγορίθμου. (Hossain, et al., 2021)

Υπάρχουν διάφοροι τύποι υπερπαραμέτρων. Οι πιο κοινοί είναι οι ακόλουθοι:

- **Τυπικές**

Είναι αριθμητικές τιμές που μπορούν να οριστούν με ακρίβεια. Για παράδειγμα, ο αριθμός των νευρώνων σε ένα νευρωνικό δίκτυο.

- **Κατασκευαστικές**

Είναι επιλογές που ο χρήστης πρέπει να κάνει για τη δημιουργία του αλγορίθμου. Για παράδειγμα, η επιλογή του τύπου του αλγορίθμου ταξινόμησης που θα χρησιμοποιηθεί.

- **Επιλογικές / εναλλακτικές**

Είναι επιλογές που ο χρήστης μπορεί να επιλέξει να χρησιμοποιήσει ή όχι. Π.χ. η χρήση κανονικοποίησης στα δεδομένα εκπαίδευσης είναι μια εναλλακτική υπερπαράμετρος.

Η επιλογή των κατάλληλων υπερπαραμέτρων για κάθε περίπτωση είναι μια δύσκολη και πολύπλοκη διαδικασία. (Ali, et al., 2023)

Υπάρχουν διάφορες τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή τους όπως:

- **Δοκιμή και σφάλμα**

Αυτή η τεχνική περιλαμβάνει πρώτα την εκπαίδευσή του αλγορίθμου με διαφορετικές τιμές υπερπαραμέτρων και στη συνέχεια την επιλογή της τιμής που οδηγεί στην καλύτερη απόδοσή του.

- **Αναζήτηση υπερδιαστάσεων**

Είναι τεχνική που χρησιμοποιεί μια μαθηματική μέθοδο για να αναζητήσει την περιοχή των υπερπαραμέτρων που οδηγεί στην καλύτερη απόδοση.

- **Υπερευαισθησία**

Σε αυτήν την τεχνική αξιολογείται η ευαισθησία της απόδοσης του αλγορίθμου σε μικρές αλλαγές στις τιμές των υπερπαραμέτρων.

5.3.2 Προετοιμασία δεδομένων

Τη διαδικασία αυτή τη συναντήσαμε ως δεύτερο βήμα στην δημιουργία μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης. Περιλαμβάνει τη διόρθωση τυχόν λαθών στα δεδομένα, τη μετατροπή τους σε ένα κατάλληλο σχήμα και το διαχωρισμό τους σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα σύνολο δοκιμής. Αποτελεί σημαντικό βήμα στη διαδικασία εκπαίδευσης.

5.3.3 Διαδικασία εκπαίδευσης

Τη διαδικασία αυτή τη συναντήσαμε ως έκτο βήμα στην δημιουργία μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης. Περιλαμβάνει την επανάληψη του αλγορίθμου πάνω στο σύνολο εκπαίδευσης και τη ρύθμιση των παραμέτρων του αλγορίθμου με βάση την απόδοσή του στο σύνολο εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται επανειλημμένα πάνω στο σύνολο εκπαίδευσης και σε κάθε επανάληψη οι παράμετροί του τροποποιούνται ανάλογα ώστε να βελτιωθεί η απόδοσή του. Η επαναληπτική διαδικασία της εκπαίδευσης του αλγορίθμου συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή απόδοση. (Raschka, 2020)

5.3.4 Διαδικασία αξιολόγησης

Τη διαδικασία αυτή τη συναντήσαμε ως έβδομο βήμα στην δημιουργία μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης. Αποτελεί σημαντικό βήμα για να διασφαλιστεί ότι ο αλγόριθμος είναι ικανός να παράγει ακριβείς προβλέψεις σε νέα δεδομένα. (Ali, et al., 2017)

Πραγματοποιείται με τη μέτρηση της απόδοσής του σε ένα σύνολο δοκιμής, το οποίο πρέπει να είναι διαφορετικό από το σύνολο εκπαίδευσης. Αυτό θα βοηθήσει στην αξιολόγηση της απόδοσης του αλγορίθμου σε νέα δεδομένα. Η διαδικασία αξιολόγησης μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τον τύπο του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται. Ωστόσο, τα βασικά βήματα παραμένουν τα ίδια. Σε αυτά περιλαμβάνεται η μέτρηση μιας ή περισσότερων μετρήσεων απόδοσης. Οι μετρήσεις αυτές εξαρτώνται από τον τύπο του αλγορίθμου που χρησιμοποιείται και από τους στόχους της αξιολόγησης. (Raschka, 2020)

Για παράδειγμα, για την αξιολόγηση ενός αλγορίθμου ταξινόμησης, οι συνήθεις μετρήσεις απόδοσης περιλαμβάνουν την :

- **Accuracy**, το ποσοστό δηλαδή των δεδομένων δοκιμής που προβλέφθηκαν σωστά από τον αλγόριθμο.
- **Sensitivity**, που είναι το ποσοστό των δεδομένων δοκιμής που ανήκουν στην πραγματική ομάδα θετικής πρόβλεψης και προβλέφθηκαν σωστά από τον αλγόριθμο.
- **Specificity**, το ποσοστό των δεδομένων δοκιμής που δεν ανήκουν στην πραγματική ομάδα θετικής πρόβλεψης και προβλέφθηκαν σωστά από τον αλγόριθμο.

Για την αξιολόγηση ενός αλγορίθμου παλινδρόμησης, οι συνήθεις μετρήσεις απόδοσης περιλαμβάνουν:

- **To RMSE**, η τυπική απόκλιση των προβλέψεων του αλγορίθμου από τις πραγματικές τιμές.

- **To R τετράγωνο**, που είναι ένας δείκτης της συσχέτισης μεταξύ των προβλέψεων του αλγορίθμου και των πραγματικών τιμών. (Flach, 2019); (Bajaj, 2023)

Να σημειωθεί εδώ ότι η διαδικασία αξιολόγησης ανάλογα με την περίπτωση μπορεί να περιλαμβάνει και άλλες εργασίες, όπως:

- **Ανάλυση σφαλμάτων**, που περιλαμβάνει την εξέταση των προβλέψεων του αλγορίθμου που ήταν λανθασμένες. Αυτό βοηθά στην κατανόηση των αδυναμιών του αλγορίθμου και στη βελτίωση της απόδοσής του.

- **Σύγκριση αλγορίθμων**, που περιλαμβάνει την αξιολόγηση της απόδοσης διαφορετικών αλγορίθμων για τον ίδιο σκοπό. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στην επιλογή του καλύτερου αλγορίθμου για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. (Bajaj, 2023); (Raschka, 2020)

Μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας εκπαίδευσης και αξιολόγησης ο αλγόριθμος είναι έτοιμος και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη τιμών, την ταξινόμηση δεδομένων ή την εξαγωγή συμπερασμάτων από δεδομένα σε πραγματικές συνθήκες.

5.4 Ο ρόλος του ανθρώπινου παράγοντα

Εξετάζοντας στις προηγούμενες παραγράφους τις παραμέτρους που μπορεί να επηρεάσουν την απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης νομίζουμε ότι έγινε κατανοητό το γεγονός της πολυπλοκότητας στη δημιουργία αλγορίθμων που να έχουν καλή απόδοση αλλά και στη διαδικασία αξιολόγησης της. (Flach, 2019)

Αυτό που μπορεί να μην έγινε κατανοητό είναι η συμμετοχή του ανθρώπινου παράγοντα στο όλο εγχείρημα. (Ying, 2019)

Θα προσπαθήσουμε να κωδικοποιήσουμε αυτήν τη συμμετοχή εξετάζοντας τα βήματα στη δημιουργία του μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης και αναζητώντας τη συμβολή του ανθρώπινου παράγοντα (ΑΠ) σε κάθε ένα από αυτά.

- **Ο ΑΠ στη Συλλογή των δεδομένων**

Η συμμετοχή του ΑΠ είναι ουσιώδης, καθώς οι ανθρώπινες αποφάσεις επηρεάζουν την ποιότητα, τη συνέπεια και την επικαιρότητα των δεδομένων που συλλέγονται, επηρεάζοντας στη συνέχεια την απόδοση του μοντέλου. Ο ΑΠ μπορεί να αναγνωρίσει και να αποκλείσει ευαίσθητες πληροφορίες κατά τη συλλογή δεδομένων για την προστασία της ιδιωτικότητας.

- **Ο ΑΠ στην Προεπεξεργασία των δεδομένων**

Στο βήμα αυτό ο ΑΠ μπορεί να καθορίσει στρατηγικές για την αντιμετώπιση αποκλίσεων και σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα περιέχουν κοινωνικά περιεχόμενα μπορεί να ερμηνεύσει σωστά το πλαίσιο και το νόημα των πληροφοριών.

• Ο ΑΠ στο Διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων

Ο ΑΠ μπορεί να συμβάλει στην καθοριστική επιλογή των κριτηρίων διαχωρισμού μεταξύ των συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης, ελέγχου και επικύρωσης βασιζόμενος στην κατανόηση των αναγκών του προβλήματος. Επίσης έχει τη δυνατότητα να κατηγοριοποιήσει τα δεδομένα με τρόπο που να λαμβάνεται υπόψη η δομή και η σημασία τους γιατί έχει αντιληπτική κατανόηση των ομάδων δεδομένων.

• Ο ΑΠ στην Ανίχνευση της τεχνολογίας χαρακτηριστικών

Ο ΑΠ έχει την ικανότητα να κατανοήσει τον τομέα εφαρμογής και να αναγνωρίσει τα χαρακτηριστικά που είναι σημαντικά για το πρόβλημα. Επίσης μπορεί να ανιχνεύσει κρίσιμες πληροφορίες ή σχέσεις μεταξύ των δεδομένων που δεν μπορούν να ανακαλυφθούν από αλγόριθμους και να προσαρμόσει την επιλογή χαρακτηριστικών στις ειδικές απαιτήσεις του προβλήματος.

• Ο ΑΠ στην επιλογή μοντέλου

Ο ΑΠ μπορεί να αναγνωρίσει και να επιλέξει τα χαρακτηριστικά που είναι σημαντικά για το πρόβλημα, λαμβάνοντας υπόψη την εμπειρία και την εμπειρογνωμοσύνη του και να προσθέσει νέα χαρακτηριστικά που η τεχνητή νοημοσύνη δεν θα μπορούσε αυτόνομα να ανακαλύψει. Είναι ικανός να αντιληφθεί τη συνολική εικόνα του προβλήματος και να επιλέξει χαρακτηριστικά που αντανakλούν αυτήν την εικόνα. Επίσης μπορεί να λάβει υπόψη του τους περιορισμούς των υπολογιστικών πόρων, τον χρόνο εκπαίδευσης, και άλλες πτυχές.

• Ο ΑΠ στην εκπαίδευση του μοντέλου

Ο ΑΠ μπορεί να προσαρμόσει τη διαδικασία εκπαίδευσης κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης, λαμβάνοντας υπόψη τις πραγματικές συνθήκες και ανάγκες και μπορεί να ενσωματώσει προηγούμενη γνώση στη διαδικασία εκπαίδευσης για βελτιωμένα αποτελέσματα. Έχει την ικανότητα να εντοπίζει περιπτώσεις όπου το μοντέλο δεν επιτυγχάνει τα επιθυμητά αποτελέσματα ή καταλήγει σε σφάλματα, να αναλύει τις ανεπιθύμητες συνέπειες του μοντέλου σε διάφορα σενάρια και να συγκρίνει την απόδοση του συγκεκριμένου μοντέλου με άλλα μοντέλα ή με εναλλακτικές προσεγγίσεις.

• Ο ΑΠ στην ρύθμιση υπερπαραμέτρων

Η χειροκίνητη ρύθμιση υπερπαραμέτρων μπορεί να εξασφαλίσει καλύτερη συγκρισιμότητα μεταξύ διαφορετικών αλγορίθμων και μοντέλων. Ο ΑΠ μπορεί να επιλέξει τις κατάλληλες τιμές για υπερπαραμέτρους, λαμβάνοντας υπόψη την εμπειρογνωμοσύνη του και την

κατανόησή του για το πρόβλημα. Έχει την ικανότητα να προσαρμόζει τις υπερπαραμέτρους σύμφωνα με τη φύση των δεδομένων και τις ειδικές απαιτήσεις του προβλήματος.

- **Ο ΑΠ στην επικύρωση του μοντέλου**

Ο ΑΠ μπορεί να έχει βαθιά κατανόηση του περιβάλλοντος εφαρμογής και να αναγνωρίζει πιθανά προβλήματα που δεν είναι αποτελεσματικά αξιολογούμενα από το μοντέλο. Επίσης μπορεί να ανιχνεύει πιθανές συγκρούσεις με ηθικές αρχές και να παρέχει είσοδο για τη βελτίωση της συμπεριφοράς του μοντέλου.

5.4 Επιμύθιο

Εξετάσαμε στις προηγούμενες παραγράφους τη συμβολή του ανθρώπινου παράγοντα στα βήματα δημιουργίας ενός μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης. Ο λόγος είναι για να οριοθετήσουμε το έργο της ΤΝ απέναντι σε αυτό του ανθρώπινου παράγοντα. Τα όρια αυτά είναι πολλές φορές δυσδιάκριτα και συνεχώς μεταβαλλόμενα υπέρ της ΤΝ. Σκοπός της παρούσας εργασίας, όμως, είναι να εξετάσει την ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων ΤΝ στον παρόντα χρόνο και όχι μελλοντικά.

Στον παρόντα χρόνο, λοιπόν, θα πρέπει να ξεκαθαρίσουμε ότι η ΤΝ προσφέρει τεχνικές και αλγόριθμους για να υποστηρίξει όλα σχεδόν τα βήματα δημιουργίας ενός μοντέλου για την ανίχνευση της απάτης, άλλοτε με μικρότερη και άλλοτε με μεγαλύτερη συμμετοχή, προσφέροντας σε κάθε περίπτωση πολύτιμη βοήθεια στους εμπειρογνώμονες. Οι τελευταίοι συνήθως προέρχονται από διάφορες επιστημονικές κατευθύνσεις και καταφεύγουν για την υποστήριξη του έργου τους όλο και περισσότερο στην τεχνική νοημοσύνη λόγω της πολυπλοκότητας του προβλήματος, τον μεγάλο όγκο των δεδομένων και της αμεσότητας που απαιτείται στις διαδικασίες. Έχουμε ήδη αναφέρει ότι η τεράστια υπολογιστική ισχύς του νέφους (cloud), ο, επίσης, τεράστιος όγκος των διαθέσιμων δεδομένων για να διδαχθούν τα συστήματα ΤΝ και οι ανακαλύψεις στην ανάπτυξη αλγορίθμων ΤΝ και στη βελτίωση μεθόδων της έχουν καταστήσει τη χρήση της ΤΝ προσιτή στο σύνολο της επιστημονικής κοινότητας.

Μπορεί να ακούγεται παράξενο το γεγονός ότι σε μία εργασία, όπως η παρούσα, που αναφέρεται στην τεχνητή νοημοσύνη σημειώνεται emphaticά ότι ο ΑΠ παίζει σημαντικό ρόλο και η αξία του είναι αναμφισβήτητη. Παρ' όλα αυτά θεωρούμε αναγκαίο να το κάνουμε γιατί πιστεύουμε ότι δεν τονίστηκε στο βαθμό που θα έπρεπε.

Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε κύριο αντικείμενο την ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης. Είδαμε ότι αυτό ανάγεται στην δημιουργία ενός συστήματος ανίχνευσης απάτης που θα μπορεί να εφαρμοστεί κατά περίπτωση στον κάθε τομέα της ανθρώπινης δραστηριότητας και θα πραγματοποιεί αποτελεσματικά αυτήν την ανίχνευση.

Η δημιουργία του παραπάνω συστήματος αποδείχτηκε μια δύσκολη και πολύπλοκη διαδικασία και οι προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν πολλές και ποικίλες. Τα βήματα που ακολουθούνται για τη δημιουργία του μοντέλου δεν είναι ούτε αυστηρά καθορισμένα ούτε υπάρχει κάποια καταγεγραμμένη μεθοδολογία που να αναφέρεται σε αυτά και να έχει γίνει γενικά αποδεκτή. Αυτό προέκυψε από τη μελέτη της βιβλιογραφίας. Το κάθε από τα βήματα που αναφέρονται παραπάνω αναλύεται περαιτέρω σε περισσότερες διαδικασίες για την υλοποίηση των οποίων η TN συνεισφέρει με τη χρήση αλγορίθμων. Επίσης, όμως, συνεισφέρουν η επιστήμη της στατιστικής και η ανθρώπινη εμπειρία.

Η όλη διαδικασία που ακολουθείται δεν είναι γραμμική. Καταρχάς η ολοκλήρωση κάποιου βήματος μπορεί να χρειάζεται πολλές επαναλήψεις και η μετάβαση στο επόμενο βήμα δεν είναι σίγουρη. Μπορεί η διαδικασία να χρειαστεί, ανάλογα με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από το βήμα, να επιστρέψει σε προηγούμενο βήμα ή ακόμα και να επαναληφθεί η όλη διαδικασία εξ αρχής.

Η συνεισφορά της TN είναι καταλυτική. Στη συλλογή και προεπεξεργασία των δεδομένων επιτρέπει την αυτοματοποιημένη συλλογή και επεξεργασία των δεδομένων την αναγνώριση υποψήφιων ανωμαλιών και την αφαίρεση θορύβου από τα δεδομένα. Στην επιλογή των χαρακτηριστικών βοηθά στην επιλογή των πιο σημαντικών για την ανίχνευση απάτης. Στην εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιούνται μοντέλα μηχανικής μάθησης όπως οι αλγόριθμοι ταξινόμησης, δημιουργίας συστάδων και αναγνώρισης ανωμαλιών. Η TN μπορεί να αναγνωρίσει μοτίβα και πρότυπα απάτης που είναι δύσκολα αντιληπτά. Στην αξιολόγηση της απόδοσης βοηθά στον καθορισμό των μετρικών απόδοσης και στην εκτέλεση της αξιολόγησης. Τέλος η τεχνητή νοημοσύνη διευκολύνει τη συνεχή ενσωμάτωση του συστήματος ανίχνευσης απάτης στο υπάρχον περιβάλλον και παρέχει τη δυνατότητα για αυτόματη συντήρηση και ενημέρωσή του.

Η συνεισφορά του ανθρώπινου παράγοντα έρχεται να προστεθεί στα παραπάνω για να κατευθύνει και να βελτιώσει την όλη διαδικασία. Η ανθρώπινη εμπειρία αποτελεί το κλειδί γι' αυτό. Η εμπειρία ειδικών στον συγκεκριμένο κλάδο στον οποίο καλείται να λειτουργήσει το μοντέλο συμβάλει στην κατανόηση των ειδικών χαρακτηριστικών του και στην αναγνώριση ανωμαλιών που δεν είναι δυνατό να ανιχνευθούν από την TN λόγω της

ανθρώπινης φύσης αυτού που διαπράττει την απάτη. Επίσης οι άνθρωποι εμπειρογνώμονες είναι εκείνοι που θα πραγματοποιήσουν την “χειροκίνητη” επαλήθευση των ενδείξεων απάτης που προτείνονται από την TN και θα βοηθήσουν στην βελτίωση του συστήματος.

Ηθικοί προβληματισμοί

Είδαμε ότι η TN και οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης παίζουν σημαντικό ρόλο στην ανίχνευση της απάτης. Ωστόσο, η χρήση αυτών των τεχνολογιών συνδέεται με ηθικούς προβληματισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη. Οι περίπλοκοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι δύσκολο να ερμηνευτούν. Η έλλειψη διαφάνειας μπορεί να οδηγήσει σε έλλειψη κατανόησης για τους λόγους που ένα συγκεκριμένο αποτέλεσμα θεωρείται απάτη, προκαλώντας έτσι προβλήματα δικαιοσύνης. Από την άλλη οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι όσο “καλοί” όσο τα δεδομένα με τα οποία τροφοδοτούνται. Εάν τα δεδομένα περιέχουν προκαταλήψεις, ο αλγόριθμος ενδέχεται να τις ενισχύσει οδηγώντας σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Επίσης αν οι αποφάσεις λαμβάνονται από την TN με αλγόριθμους, χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση, θα είναι δύσκολο να προσδιοριστεί ποιος φέρει την ευθύνη σε περίπτωση λάθους.

Μελλοντική έρευνα

Στην παρούσα εργασία ασχοληθήκαμε με την ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης δίνοντας έμφαση σε τομείς που έχουν σχέση με την οικονομική δραστηριότητα του ανθρώπου και συγκεκριμένα σε οικονομικές συναλλαγές . Αυτό φαίνεται ότι είναι και το ενδιαφέρον ζήτημα αν κρίνει κάποιος από τον αριθμό των μελετών που ασχολούνται με το εν λόγω θέμα στη βιβλιογραφία. Βρίσκουμε εξαιρετικά ενδιαφέρουσα την έρευνα για την ανίχνευση της απάτης με χρήση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης τομείς που δεν έχουν σχέση με την οικονομική δραστηριότητα, όπως για παράδειγμα στον καλλιτεχνικό τομέα, την εκπαίδευση και τα κοινωνικά δίκτυα.

Βιβλιογραφία

Prince, S. J., 2012. *Computer vision: models, learning and inference*. s.l.:Cambridge University Press.

Soofi, A. A. & Awan , A., 2017. Classification Techniques in Machine Learning: Applications and Issues. *Journal of Basic & Applied Sciences*, Volume 13, pp. 459-465.

Accenture, 2019. *Greece:With an AI to the future*, s.l.: s.n.

ACFE, 2022. *Occupational Fraud 2022:A Report to the nations 2022*, s.l.: Association of Certified Fraud Examiners.

AICPA, 2021. *AU-C Section 240 -Consideration of Fraud in a Financial Statement Audit*. [Online]

Available at:

<https://us.aicpa.org/content/dam/aicpa/research/standards/auditattest/downloadabledocuments/au-c-00240.pdf>

Albrecht, S. W., Howe, K. & Romney, M., 1984. *Deterring fraud : the internal auditor's perspective*. s.l.:Altamonte Springs, Fla. : Institute of Internal Auditors Research Foundation.

Ali, R., Lee, S. & Chung, T. C., 2017. Accurate multi-criteria decision making methodology for recommending machine learning algorithm. *Expert Systems with Applications*, Τόμος 71, pp. 257-278.

Ali, Y. A., Awwad, E. M., Al-Razgan, M. & Maarouf, A., 2023. Hyperparameter Search for Machine Learning Algorithms for Optimizing the Computational Complexity. *Evolutionary Process for Engineering Optimization (II)*, 11(2), p. 349.

Aljabri, M., Mustafa, R. & Mohammad, A., 2023. Click fraud detection for online advertising using machine learning. *Egyptian Informatics Journal*, 15 5, 24(12), pp. 341-350.

Asare, S. K. & Wright, A. M. M., 2004. The Effectiveness of Alternative Risk Assessment and Program Planning Tools in a Fraud Setting. *Contemporary Accounting Research*, 21(2), p. 325–352.

Ashfaq, T. et al., 2022. A Machine Learning and Blockchain Based Efficient Fraud Mechanism.

- Aslam, F. et al., 2022. Insurance fraud detection: Evidence from artificial intelligence and machine learning,. *Research in International Business and Finance*, Volume 62.
- Awoyemi, J. O., Adetunmbi, A. O. & Oluwadare, S. A., 2017. *Credit card fraud detection using Machine Learning Techniques: A Comparative Analysis*. s.l., IEEE.
- Babich, V., Birge, J. R. & Hilary, G., 2022. *Innovative Technology at the Interface of Finance and Operations*. s.l.:Springer Series in Supply Chain Management.
- Bajaj, A., 2023. *Performance Metrics in Machine Learning [Complete Guide]*, s.l.: s.n.
- Basu, S. & Waymire, G., 2005. Recordkeeping and Human Evolution. pp. No. 05-13.
- Brenner, N., Lauber, A., Eckert, C. & Sax, E., 2019. *Autonomous Driving of Commercial Vehicles within Cordoned Off Terminals*. Iraklio, Griechenland, 1 Institut für Technik der Informationsverarbeitung (ITIV), Karlsruher Institut für Technologie (KIT).
- Briggs, J. & Carnevali, L., 2023. *Embedding Methods for Image Search*, s.l.: Pinecone.
- Centre for Public Impact, 2017. *Destination unknown: Exploring the impact of Artificial Intelligence on Government Working Paper*, s.l.: Centre For Public Impact, Inc.
- Coleman, J. W., 1987. Toward an Integrated Theory of White-Collar Crime. *American Journal of Sociology*, 9, 93(2), pp. 406-439.
- Cooper, D. J., Dacin, T. & Palmer, D., 2013. Fraud in accounting, organizations and society: Extending the boundaries of research,. *Accounting, Organizations and Society*, 38(6–7), pp. 440-457.
- Craja, P., Kim, A. & Lessmann, S., 2020. Deep learning for detecting financial statement fraud. *Decision Support Systems*, Volume 139.
- Deshpande, P., Sharma, S. C., Peddoju, S. K. & Abraham, A., 2018. Security and service assurance issues in Cloud environment. 1 2, 9(1), pp. 194-207.
- Dhamija, P. & Bag, S., 2020. Role of artificial intelligence in operations environment: a review and bibliometric analysis. *The TQM Journal*, 6 3, 32(4), pp. 869-896.
- Donald, M. J., 2022. *The Mathematics of Boolean Algebra*, s.l.: Metaphysics Research Lab, Stanford University.
- Dongare, A., Kharde, . R. & Kachare, . A. D., 2012. Introduction to Artificial Neural Network. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 2(1).

Dorminey, J., Fleming, S. A., Kranacher, M.-J. & Riley, R. A., 2012. The Evolution of Fraud Theory. *Issues In Accounting Education*, 1 5, 27(2), p. 555–579.

Elias, J., 2023. *Google is asking employees to test potential ChatGPT competitors, including a chatbot called 'Apprentice Bard'*, s.l.: s.n.

European Commission, 2018. *A definition of Artificial Intelligence: main capabilities and scientific disciplines*. [Online]

Available at: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/definition-artificial-intelligence-main-capabilities-and-scientific-disciplines>

[Accessed 11 16 2023].

European Commission, 2020. *Historical Evolution of Artificial Intelligence*, s.l.: Publications Office of the European Union.

European Parliament, 2020. *Artificial intelligence: How does it work, why does it matter, and what can we do about it?*. [Online]

Available at:

[https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU\(2020\)641547](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU(2020)641547)

[Accessed 6 11 2023].

European Union, 2021. *Τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη και πώς χρησιμοποιείται;*, s.l.: Επικαιρότητα Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο.

Ferrucci, D. A., 2012. Introduction to "This is Watson". *Journal of Research and Development*, 56(3.4), pp. 1:1-1:15.

Flach, P., 2019. Performance Evaluation in Machine Learning: The Good, the Bad, the Ugly, and the Way Forward. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33(1).

Fortune Greece, 2023. *Τι συζήτησαν για την τεχνητή νοημοσύνη Έλον Μασκ, Μαρκ Ζούκερμπεργκ και Μπιλ Γκέιτς πίσω από τις κλειστές πόρτες του Καπιτωλίου*, s.l.: s.n.

Fortune, 2022. *Οι πραγματικές δυνατότητες της Τεχνητής Νοημοσύνης για την ανάπτυξη των ελληνικών επιχειρήσεων*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.fortunegreece.com/article/i-pragmatikes-dinatotites-tis-technitis-noimosinis-gia-tin-anaptixi-ton-ellinikon-epichiriseon/>

[Πρόσβαση 24 11 2023].

Garner, B. A., 2009. *Black's Law Dictionary*. 9th ed. s.l.:s.n.

- Goodfellow, I. J. et al., 2014. Generative Adversarial Nets. 10 6.
- Grace, K. et al., 2018. When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts. 3 5.
- Guardian, 2023. *ChatGPT reaches 100 million users two months after launch*, s.l.: Guardian News & Media Limited.
- Gupta, S. & Gupta, A., 2019. Dealing with Noise Problem in Machine Learning Data-sets: A. *Procedia Computer Science*, Volume 161, p. 466–474.
- Hewlett -Packard, 2024. *Hewlett -Packard Enterprise Development LP*. [Online] Available at: <https://www.hpe.com/us/en/what-is/machine-learning.html> [Accessed 1 2024].
- Hossain, R., Timmer, D. & Moya, H., 2021. *Machine learning model optimization with hyper-parameter tuning approach*. s.l., s.n.
- IIA, 2023. *Global Perspectives & Insights The Artificial Intelligence Revolution*, s.l.: s.n.
- JRC, 2021. *AI Watch. Defining Artificial Intelligence*, s.l.: Joint Research Gate.
- Jurgovsky, J. et al., 2018. Sequence Classification for Credit-Card Fraud Detection. *Expert Systems With Applications*, Volume 100, pp. 234-245.
- Karjian, R., 2023. *The history of artificial intelligence: Complete AI timeline*, s.l.: s.n.
- Kassem, R. & Higson, A., 2012. The New Fraud Triangle Model. *Journal of Emerging Trends in Economics and Management Sciences*, 1 8, 3(3), pp. 191-195.
- Kaynak, O., 2021. The golden age of Artificial Intelligence. *Discover Artificial Intelligence*, 22 9.
- Kranacher, M.-J. & Riley, R., 2020. *Forensic Accounting and Fraud Examination*. 2nd ed. s.l.:Wiley.
- Kr, A., Yadav, S. & Sora, M., 2021. *Fraud Detection in Financial Statements using Text Mining Methods: A Review*. INDIA, IOP Publishing Ltd.
- Krenn, M. et al., 2023. Forecasting the future of artificial intelligence with machine learning-based link prediction in an exponentially growing knowledge network. *Nature Machine Intelligence*, 16 10, 5(11), pp. 1326-1335.

Kumar, R., Kanwarpreet, S. & Sanjiv Kumar, J., 2019. Development of a framework for agile manufacturing. *World Journal of Science, Technology and Sustainable Development*, 23 7, 16(4), pp. 161-169.

L'Heureux, A., Grolinger, K., ElYamany, H. F. & Capretz, M. A. M., 2017. Machine Learning with Big Data: Challenges and Approaches. Volume 5, pp. 7776-7797.

L'Heureux, A., Grolinger, K., ElYamany, H. F. & Capretz, M. A. M., 2017. Machine Learning with Big Data: Challenges and Approaches. Τόμος 5.

Lakshmi, . S. V. S. & Kavila, S. D., 2018. Machine Learning For Credit Card Fraud Detection System. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(24), pp. 16819-16824.

LaSalle, R. E., 2007. Effects of the fraud triangle on students'. *Journal of Accounting Education*, 25(1-2), pp. 74-87.

LawSpot, 2021. *Άρθρο 386 - Ποινικός Κώδικας (Νόμος 4619/2019) - Απόκτηση*, s.l.: s.n.

Li, S. και συν., 2021. A Comprehensive Review on Radiomics and Deep Learning for Nasopharyngeal Carcinoma Imaging. 1(11).

Lijia, C., Pingping, C. & Zhijian, L., 2020. Artificial Intelligence in Education: A Review. 17 4, Volume 8, pp. 75264-75278.

Lokanan, M. E., 2015. Challenges to the fraud triangle: Questions on its usefulness. *Accounting*, p. 24.

Lucci, S., Musa, S. M. & Kopec, D., 2022. *Artificial Intelligence in the 21st Century*. 3η ed. s.l.:s.n.

Luger, G. F. & Stubblefield, W. A., 1993. *Artificial intelligence : structures and strategies for complex problem solving*. s.l.:Benjamin/Cummings Pub. Co..

Maes, S., Tuyls, K. & Vanschoenwinkel, B., 2002. Credit Card Fraud Detection Using Bayesian and Neural Networks. 8.

Marks, J., 2011. *United States Documents*. [Online]
Available at: <https://documents.pub/document/the-mind-behind-the-fraudsters-crime-key-behavioral-and-.html?page=1>

- Maynard , A. D., 2015. Navigating the fourth industrial revolution. *Nature Nanotechnology*, 3 12, 10(12), pp. 1006-1006.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N. & Shannon, C. E., 2006. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence August 31, 1955. *AI MAGAZINE*, 15 12, 27(4).
- McCulloch, W. & Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. pp. 115-133.
- McKinsey & Company, 2017. *McKinsey Global Insitute*. [Online]
Available at:
<https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/industries/advanced%20electronics/our%20insights/how%20artificial%20intelligence%20can%20deliver%20real%20value%20to%20companies/mgi-artificial-intelligence-discussion-paper.ashx>Google
[Accessed 2023].
- Meenakshi, D., J., G. & I., 2019. Credit Card Fraud Detection using Random Forest. 3, 6(3), pp. 6662-6666.
- Morales, J., Gendron, Y. & Guénin-Paracini, H., 2014. The construction of the risky individual and vigilant organization: A genealogy of the fraud triangle. *Accounting, Organizations and Society*, 39(3), pp. 170-194.
- Murphy Kelly, S., 2023. *Google begins rolling out its ChatGPT rival*, s.l.: Cable News Network.
- Obeten, A. W., Agba, M. S. & Agba, G. E. M., 2023. Artificial Intelligence and Public Management and Governance in Developed and. *Journal of Public Administration, Policy and Governance Research*, 6.1(2).
- Ohalehi , P., 2019. Fraud in small charities: evidence from England and Wales. *Journal of Financial Crime*, 26(1), pp. 211-222.
- Oladejo, M. T. & Jack, L., 2020. Fraud prevention and detection in a blockchain technology environment: challenges posed to forensic accountants. *International Journal of Economics and Accounting*, 28 9, 9(4), pp. 315-335.
- OLAF, 2023. *European Anti-Fraud Office*, s.l.: OLAF European Anti-Fraud Office.

- Pande, V. & Maas, W., 2013. Physician Medicare fraud: characteristics and consequences. *International Journal of Pharmaceutical and Healthcare Marketing*, 7(1), pp. 8-33.
- Pesenti, P. R., 2023. *Fraud detection using machine learning and the effectiveness of different algorithms*, s.l.: s.n.
- Prakash, K. B., 2022. Data Science Handbook: A Practical Approach. In: s.l.:Scrivener Publishing LLC, pp. 97-121.
- Putri, A. P. A., 2018. *Teori Fraud*, s.l.: s.n.
- PwC, 2022. *PwC's Global Economic Crime and Fraud Survey 2022*, s.l.: PwC.
- Raghavan, P. & Gayar, N. E., 2019. *Fraud Detection using Machine Learning and Deep Learning*. Dubai, s.n.
- Ramamoorti, S., Morrison, D. & Koletar, J. W., 2009. Bringing Freud to Fraud: Understanding the State-of-Mind of the C-Level Suite/White Collar Offender through “A-B-C” Analysis. 22 12.
- Raschka, S., 2020. Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning.
- Razooqi , T., Khurana , P., Raahemifar , . D. K. & Abhari , D. A., 2016. *Credit Card Fraud Detection Using Fuzzy Logic and Neural Network*. s.l., Spring Simulation Multiconference.
- Rich, E., Knight, K. & Nair, S. B., 2009. *Artificial Intelligence*. s.l.:Tata McGraw-Hill.
- Riskiyadi, M., 2023. Detecting future financial statement fraud using a machine learning model in Indonesia: a comparative study. *Asian Review of Accounting*, 5 9.pp. 1321-7348.
- Roy, R. & George, K. T., 2017. *Detecting insurance claims fraud using machine learning techniques*. Kollam, India, IEEE, pp. 1-6.
- Rusell, S. J. & Norvig, P., 2003. *Artificial Intelligence, A Modern Approach*. 2 ed. s.l.:Prentice Hall.
- Sangaiah, A. K., Thangavelu, A. & Sundaram , V. M., 2018. *Cognitive Computing for Big Data Systems Over IoT Frameworks, Tools and Applications*. s.l.:Springer Nature.

- Saputra, A. & Suharjito, 2019. Fraud Detection using Machine Learning in e-Commerce. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(9).
- Sarker, I. H., 2021. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(6), p. 420.
- Sarker, I. H., 2022. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. *SN Computer Science*, 10 2, 3(2), p. 158.
- Schmidhuber, J., 2021. *1991: First very deep learning with unsupervised pre-training*, s.l.: Jürgen Schmidhuber's AI Blog.
- Shapiro, S. P., 1990. Collaring the crime not the criminal: reconsidering the concept of white-collar crime. *American Sociological Review*, 6, 55(3), pp. 346-365.
- Sharma, P., Banerjee, S., Tiwari, D. & Patni, J. C., 2021. Machine Learning Model for Credit Card Fraud. 11, 18(6), pp. 75 - 82.
- Shirgave, S. K., Awati, C. J., More, R. & Patil, S. S., 2019. A Review of Credit Card Fraud Detection Using Machine Learning Techniques. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 8(10), pp. 1217-1220.
- Simmons, M. R., 1995. What is Fraud? Recognizing the Elements of Fraud.
- Singh, P., 2022. *Machine Learning with PySpark*. 2 επιμ. s.l.:APRESS.
- SRI, 2023. *Shakey the Robot*, s.l.: s.n.
- Stone, P. et al., 2016. Artificial Intelligence and Life in 2030: The One Hundred Year Study on Artificial Intelligence: Report of the 2015-2016 Study Panel. *Computers and Society*, 6 9.
- Sutherland, E. H., 1940. White-Collar Criminality. *American Sociological Review*, 2, 5(1), pp. 1-12.
- The White House, 2023. *Executive Order on the Safe, Secure, and Trustworthy Development and Use of Artificial Intelligence*, s.l.: s.n.
- Varmedja, D. et al., 2019. *Credit Card Fraud Detection - Machine Learning methods*. Bosnia and Herzegovina, IEEE, pp. 1-5.
- Vaswani, A. et al., 2023. *Attention Is All You Need*. USA, s.n.

- Verma, A., Taneja, A. & Arora, A., 2017. *Fraud Detection and Frequent Pattern Matching in Insurance claims using Data Mining Techniques*. Noida, India, s.n., pp. 1-7.
- Vousinas, G. L., 2019. Advancing theory of fraud: the S.C.O.R.E. model. *Journal of Financial Crime*, 1, 26(1), pp. 372-381.
- Waghade, S. S. & Karandikar, P. A. M., 2018. A Comprehensive Study of Healthcare Fraud Detection based on Machine Learning. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(6), pp. 4175-4178.
- Wang, Y. & Xu, W., 2018. Leveraging deep learning with LDA-based text analytics to detect automobile insurance fraud. *Decision Support Systems*, Volume 105, pp. 87-95.
- Weizenbaum, J., 1966. ELIZA - a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 1, 9(1), pp. 36-45.
- Wells, J. T., 2013. *Corporate Fraud Handbook - Prevention and Detection*. 4 ed. s.l.:John Wiley & Sons.
- Wolfe, D. T. & Hermanson, D. R., 2004. The Fraud Diamond: Considering the Four Elements of Fraud. *The CPA Journal*, 74(12), pp. 38-42.
- Wyrobek, J., 2020. Application of machine learning models and artificial intelligence to analyze annual financial statements to identify companies with unfair corporate culture. *Procedia Computer Science*, Volume 176, pp. 3037-3046.
- Yao, J., Zhang, J. & Wang, L., 2018. *A Financial Statement Fraud Detection Model Based on Hybrid Data Mining Methods*. China, IEEE.
- Ying , X., 2019. An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conf. Series*.
- Ying, X., 2022. The Impact of Artificial Intelligence and Digital Economy Consumer Online Shopping Behavior on Market Changes. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 17 5.
- Zeba, G. et al., 2021. Technology mining: Artificial intelligence in manufacturing. *Technological Forecasting and Social Change*, 10. Volume 171.

Zhang, Z. & Bowes, B., 2019. The Future of Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) in Landscape Design: A Case Study in Coastal Virginia, USA. *Journal of Digital Landscape Architecture*, 1.pp. 2-9.

Βενιέρης, Γ. Γ., Κοέν, Σ. & Βλησμάς, Ο., 2015. *Λογιστικά πληροφοριακά συστήματα*. s.l.:ΟΠΑ.

Βιδάλη, Σ., Κουλούρης, Ν. Κ. & Παπαχαλαλάμπους, Χ., 2019. *Εγκλήματα των ισχυρών: Διαφθορά, οικονομικό και οργανωμένο έγκλημα*. s.l.:ΕΑΠ.

Βλαχάβας, Ι. και συν., 2020. *Τεχνητή Νοημοσύνη*. s.l.:Πανεπιστημίου Μακεδονίας.

Γεωργούλη, Α., 2015. *Τεχνητή Νοημοσύνη - Μια εισαγωγική προσέγγιση*. s.l.:HEALINK (ΣΕΑΒ).

ΕΛΤΕ, 2010. *Διεθνή πρότυπα ελέγχου & Διεθνή πρότυπα δικλίδων ποιότητας*, s.l.: ΕΛΤΕ.

Κεραυνού, Ε., 2000. *Τεχνητή Νοημοσύνη- Εφαρμογές*. Πάτρα: Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο.

ΣΕΒ, 2020. *Τεχνητή νοημοσύνη: ένα απαραίτητο άλμα για τις επιχειρήσεις. Τα δεδομένα σήμερα και οι προτάσεις του ΣΕΒ*, s.l.: Σύνδεσμος Επιχειρήσεων και Βιομηχανιών.