



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΟΡΥΚΤΩΝ ΠΟΡΩΝ
ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΓΕΩΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ ΤΕ

***ΠΛΑΙΣΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ
ΣΤΗ ΜΕΤΑΛΛΕΥΤΙΚΗ***

Πτυχιακή Εργασία

των

Κωσταρέλλου Ανδρέας, GE05749

Κούλικα Πασχαλίνας, GE05668

Επιβλέπων Καθηγητής: Καπαγερίδης Ιωάννης

που υποβάλλεται στο Τμήμα Μηχανικών Ορυκτών Πόρων
του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας
για τη μερική εκπλήρωση των υποχρεώσεων απόκτησης
του Πτυχίου Μηχανικού Γεωτεχνολογίας Περιβάλλοντος ΤΕ



Κοζάνη, Απρίλιος 2021

Ευχαριστίες

Θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή του Τμήματος Μηχανικών Ορυκτών Πόρων (Κατεύθυνσης Μηχανικών Γεωτεχνολογίας Περιβάλλοντος) του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας κ. Καπαγερίδη Ιωάννη για την εμπιστοσύνη που μας έδειξε. Επίσης, θα θέλαμε να τον ευχαριστήσουμε για την υποστήριξη, την καθοδήγηση καθώς και για τις πολύτιμες συμβουλές του και τις παρατηρήσεις του.

Περίληψη

Στην συγκεκριμένη πτυχιακή εργασία, αναφερόμαστε στην τεχνητή νοημοσύνη (TN) ως εργαλείο βελτιστοποίησης των διαδικασιών στη μεταλλευτική βιομηχανία. Οι άνθρωποι εξακολουθούν να είναι κεντρικοί σε οποιοδήποτε σύστημα τεχνητής νοημοσύνης και η ανθρώπινη γνώση απαιτείται για την ερμηνεία των αποτελεσμάτων αυτής της τεχνολογίας. Παρ' όλα αυτά, η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης θα επιφέρει αλλαγές που πρέπει να αντιμετωπιστούν προσεκτικά και με διαφάνεια.

Χρησιμοποιώντας την τεχνητή νοημοσύνη στη μεταλλευτική βιομηχανία, υπάρχουν πολλοί παράγοντες επιτυχίας. Παραδείγματα αυτής της επιτυχίας είναι η καλή διαχείριση των δεδομένων, η αποτελεσματική επικοινωνία, η εσωτερική υποστήριξη, η ευελιξία και η προσαρμοστικότητα καθώς και μακροπρόθεσμα σχέδια για επεκτασιμότητα (επέκταση) και επαναληψιμότητα.

Στην εργασία μας, προτείνονται επίπεδα ωριμότητας για να βοηθήσουμε στην καθοδήγηση της διαδικασίας διότι η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης διαφέρει ανάλογα με τον κάθε οργανισμό. Τα επίπεδα ωριμότητας είναι τα εξής:

- Επίπεδο 1: Βασική διερεύνηση τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη (TN), τι κάνει, ποια είναι τα οφέλη της.
- Επίπεδο 2: Θέτουμε θεμέλια στρατηγικής της τεχνητής νοημοσύνης (TN), μέσω πειραματισμού και έρευνας.
- Επίπεδο 3: Ολοκληρωμένη ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης (TN) σε επιχειρησιακές δραστηριότητες.
- Επίπεδο 4: Αξιοποίηση αναλυτικών εργαλείων για την παροχή κεντρικών δυνατοτήτων στη λήψη αποφάσεων.
- Επίπεδο 5: Η τεχνητή νοημοσύνη (TN) είναι πλήρως αυτοματοποιημένη και έχουμε ελάχιστη παρέμβαση από τους ανθρώπους.

Η εισαγωγή της τεχνητής νοημοσύνης (TN) σε οποιαδήποτε από τα παραπάνω επίπεδα, απαιτεί λεπτομερή προγραμματισμό και καλά δομημένη εφαρμογή. Για να εφαρμοστεί η τεχνητή νοημοσύνη (TN) σε επιχειρηματικό πρόβλημα, το έργο θα πρέπει να είναι διορθωμένο μέσω σαφώς καθορισμένων διαδικασιών. Προτείνεται χαρτογράφηση και αξιολόγηση του προβλήματος, ανάλυση των δεδομένων, εξέταση των συστημάτων οργάνωσης και συλλογής δεδομένων.

Ενώ η τεχνητή νοημοσύνη (TN) έχει πολλά πιθανά οφέλη, υπάρχουν επίσης πολλές προκλήσεις με την ενσωμάτωση της σε μια υπάρχουσα επιχείρηση εξόρυξης. Όλα αυτά τα προβλήματα, μπορούν να ξεπεραστούν μέσω ενός ισχυρού πλαισίου σχεδιασμού, έρευνας και αξιολόγησης τα οποία αναφέρονται στην εργασία μας παρακάτω.

Abstract

The mining industry is increasingly using artificial intelligence (AI) as a tool to optimize processes, enhance decision-making, derive value from data, and improve safety. In this white paper, we provide a foundation for mining companies that are planning and implementing AI solutions.

Understanding what AI is and is not, is an essential part of this foundation. AI, defined as the collection of techniques that allow for task automation by machines, fits into a bigger picture that includes machine learning, deep learning, data science, and big data. Although AI aims to mimic human intelligence, we emphasize that people are still central to any AI system and that human knowledge is required to interpret both the inputs and outputs of this technology. Nevertheless, implementing AI will bring about change that needs to be carefully and transparently managed.

There are several success factors associated with implementing AI. We identify some key success factors as being a coherent technology strategy, good data management, effective communication, clear expectations, internal support, agility and adaptability, consideration for the needs of end users, and long-term plans for scalability and repeatability.

The transition to an AI-enabled mine will look different for every organization, so we propose the following levels of maturity to help guide this process:

Level 1: **BASIC** Exploration of what AI is, what it does, and what the benefits are.

Level 2: **FOUNDATION** Laying the foundations of the AI strategy, often through experimentation and investigation.

Level 3: **INTEGRATED** Integrating AI into business operations.

Level 4: **DECISION SUPPORTED** Leveraging analytical tools to provide centralized decision-making capabilities.

Level 5: **AUTOMATED** AI is at the core of the organization and most systems and processes are either fully automated or require minimal manual intervention.

Introducing AI at any of the levels outlined above requires detailed planning and well-structured implementation. Choosing the right AI project involves brainstorming the possibilities, assessing and validating the potential projects from business and technical perspectives, and establishing a workflow for execution. To apply AI to a business problem,

the project should be structured through well-defined processes. We suggest a general workflow that involves mapping and assessing the problem, analyzing the data, considering the data organization and collection systems, implementing an AI pilot project, and validating the findings.

While AI has many potential benefits, there are also many challenges with integrating it into an existing mining operation. These can be overcome through a robust foundation of planning, research, and assessment, and by establishing well-defined infrastructures and platforms, clear communication practices, and effective change management.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	3
Abstract	5
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	9
Κεφάλαιο 2: Ιστορικό	11
2.1 Το Ξεκίνημα στην Τεχνητή Νοημοσύνη	11
2.2 Η Μεγάλη Εικόνα	12
2.3 Ο Ρόλος των Ανθρώπων στην Τεχνητή Νοημοσύνη	14
2.4 Παράγοντες Επιτυχίας	16
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν μια συνεκτική τεχνολογική στρατηγική</i>	16
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης μετρούν και παρακολουθούν την ποιότητα των δεδομένων τους</i>	16
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης αξιολογούν τακτικά την ποιότητα των επικοινωνιών μεταξύ των ενδιαφερομένων.</i>	17
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν απόδοση επένδυσης</i>	17
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν τουλάχιστον έναν εσωτερικό πρωτόπορο</i>	17
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης είναι ευέλικτα</i>	18
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης επικεντρώνονται στην επίλυση προβλημάτων για τους τελικούς χρήστες</i>	18
<i>Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης περιλαμβάνουν μακροπρόθεσμα σχέδια. ...</i>	19
Κεφάλαιο 3: Μετάβαση στο Μεταλλείο με Δυνατότητες Τεχνητής Νοημοσύνης	20
3.1 Μοντέλο Ωριμότητας	21
3.1.1 Επίπεδο 1 – Βασικό	21
3.1.2 Επίπεδο 2: Θεμέλια	22
3.1.3 Επίπεδο 3: Ολοκλήρωση	24
3.1.4 Επίπεδο 4: Υποστήριξη Αποφάσεων	24
3.1.5 Αυτοματοποίηση	25
Κεφάλαιο 4: Εφαρμογή Τεχνητής Νοημοσύνης	28

4.1 Επιλέγοντας Ένα Έργο Τεχνητής Νοημοσύνης	28
4.1.1 Καταιγισμός ιδεών	28
4.1.2 Επιχειρηματικές Μετρήσεις.....	29
4.1.3 Τεχνική Αξιολόγηση.....	30
4.1.4 Κριτήρια Αποδοχής	30
4.2 Διάρθρωση Έργου Τεχνητής Νοημοσύνης.....	31
4.2.1 Χάρτης και Αξιολόγηση του Προβλήματος	32
4.2.2 Αναλύστε τα Δεδομένα.....	32
4.2.3 Εξετάστε τα Συστήματα Οργάνωσης και Συλλογής Δεδομένων.....	33
4.2.4 Πιλοτικό Έργο Τεχνητής Νοημοσύνης.....	34
4.2.5 Επικύρωση των Ευρημάτων	35
4.2.6 Κατασκευή Ομάδας Τεχνητής Νοημοσύνης	36
4.3 Οφέλη Έργου Τεχνητής Νοημοσύνης	38
4.4 Προκλήσεις και Κίνδυνοι Έργου Τεχνητής Νοημοσύνης	39
4.4.1 Προτεραιότητες Βιομηχανίας και Ενδιαφερομένων.....	39
4.4.2 Τεχνικός Κίνδυνος	40
4.4.3 Ηθική και Εμπιστοσύνη.....	40
4.4.4 Άνθρωποι και Πολιτισμός.....	42
4.4.5 Κοινά Πρότυπα και Πλατφόρμες.....	42
Κεφάλαιο 5: Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης	45
5.1 Βελτιστοποίηση Διαδικασίας.....	45
5.2 Προγνωστική Συντήρηση	46
5.3 Παρακολούθηση Ασφάλειας	46
5.4 Μηχανική Όραση.....	47
Παράρτημα Α – Σχετικές Δράσεις.....	49
Παράρτημα Β – Εκπαίδευση	51
Βιβλιογραφία	53

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Η μεταλλευτική βιομηχανία χρησιμοποιεί ολοένα και περισσότερο την καινοτομία (της τεχνητής νοημοσύνης) με βάση την τεχνολογία της πληροφορίας ως εργαλείο για τη βελτιστοποίηση των διαδικασιών, τη βελτίωση της λήψης αποφάσεων, την αξιολόγηση των δεδομένων και τη βελτίωση της ασφάλειας. Επιπλέον, τα επίπεδα ωριμότητας ποικίλλουν σε ολόκληρο τον κλάδο και εξακολουθεί να υπάρχει σύγχυση σχετικά με το τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη (TN) και πώς μπορεί να εφαρμοστεί στην εξόρυξη. Ως αποτέλεσμα, οι επιχειρήσεις εξόρυξης εξακολουθούν να αντιμετωπίζουν πολλές προκλήσεις όσον αφορά την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης (TN), όπως η δημιουργία υποδομής δεδομένων. Πολλοί φορείς εκμετάλλευσης εξορύξεων έχουν επίσης ανησυχίες σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο η τεχνητή νοημοσύνη θα επηρεάσει το εργατικό δυναμικό· επίσης ανησυχούν για τον κίνδυνο δέσμευσης σε ένα πολυετές σχέδιο και την αποτυχία του.

Στην εργασία αυτή καλύπτουμε τα βασικά στοιχεία που απαιτούνται για να αποφύγουμε τους μύθους γύρω από την τεχνητή νοημοσύνη, να αντιμετωπίσουμε τις ανησυχίες και να διευκρινίσουμε ποιες μέθοδοι είναι χρήσιμες. Παρέχει μια ρεαλιστική προσέγγιση για την προώθηση των έργων τεχνητή νοημοσύνη, αναγνωρίζει επίσης την σημασία της εφαρμογής μιας επαναληπτικής διαδικασίας που επικεντρώνεται στις γρήγορες νίκες και τη μάθηση από τις αποτυχίες και τις προκλήσεις προκειμένου να οικοδομηθεί το θεμέλιο που απαιτείται για μακροπρόθεσμη επιτυχία. Το εργαλείο αυτό έχει ως στόχο να βοηθήσει τις επιχειρήσεις εξόρυξης να δημιουργήσουν τα απαραίτητα θεμέλια για τον σχεδιασμό και την εφαρμογή λύσεων (TN) στις επιχειρήσεις τους. Για τον σκοπό αυτό:

- Προσδιορίζονται οι βασικές πληροφορίες σχετικά με την τεχνητή νοημοσύνη και τη σχέση της με την εξόρυξη (Κεφάλαιο 2)
- Περιγράφεται ένα μοντέλο ωριμότητας που θα δώσει τη δυνατότητα στις επιχειρήσεις να σχεδιάσουν τις στρατηγικές τους για την τεχνητή νοημοσύνη (Κεφάλαιο 3)
- Εξετάζονται τα βήματα υψηλού επιπέδου για την εφαρμογή της τεχνητή νοημοσύνη στη εξόρυξη (Κεφάλαιο 4)

Τεχνητή Νοημοσύνη – Υιοθέτηση στη Μεταλλευτική

Όσον αφορά την υιοθεσία τεχνολογιών από τη βιομηχανία, το Παγκόσμιο Οικονομικό Φόρουμ (2018, Πίνακας 5) πραγματοποιήθηκε έρευνα για το μέλλον της απασχόλησης και βρέθηκαν τα ακόλουθα μεταξύ των ερωτηθέντων της βιομηχανίας ορυχείων και μετάλλων:

Μηχανική μάθηση	69%
Ανάλυση μεγάλων δεδομένων χρήστη και οντότητας	62%
Αυξημένη και εικονική πραγματικότητα	62%
Αυτόνομη μεταφορά	50%

→ Περιγράφονται ορισμένοι τρόποι με τους οποίους εφαρμόζεται η τεχνητή νοημοσύνη στην εξόρυξη (Κεφάλαιο 5)

Το κυριότερο κοινό των μελών των εταιριών εξόρυξης είναι να έχουν την εντολή να εισάγουν ή να διευκολύνουν περαιτέρω τη TN (τεχνητή νοημοσύνη) στις οργανώσεις τους. Το δευτερεύον κοινό είναι το οικοσύστημα γύρω από τις επιχειρήσεις εξόρυξης που θα τους βοηθήσει να εφαρμόσουν τις σχετικές τεχνολογίες, πολιτικές, ασφάλεια και ρυθμιστικά πλαίσια που απαιτεί μια επιτυχημένη στρατηγική TN (τεχνητής νοημοσύνης). Ωστόσο, η ενότητα . Ξεκίνημα στην τεχνητή νοημοσύνη προσδιορίζει κάποιους χρήσιμους πόρους για να βοηθήσει τους νέους ώστε να μάθουν τα βασικά.

Κεφάλαιο 2: Ιστορικό

Πριν από την εφαρμογή των τεχνολογιών TN (τεχνητής νοημοσύνης) και την μετάβαση σε ένα ορυχείο με δυνατότητα TN, είναι σημαντικό να έχουμε μια σωστή κατανόηση του τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη, τι δεν είναι και μερικοί βασικοί παράγοντες επιτυχίας.

2.1 Το Ξεκίνημα στην Τεχνητή Νοημοσύνη

Η διαφημιστική εκστρατεία που περιλαμβάνει η τεχνητή νοημοσύνη συχνά θολώνει τη γραμμή μεταξύ πραγματικότητας και μύθου. Η κατανόηση των βασικών στοιχείων της τεχνολογίας είναι ένας τρόπος να μειωθεί η διαφημιστική εκστρατεία. Μεγάλο μέρος της θεωρίας που στηρίζει την τεχνητή νοημοσύνη, την εκμάθηση μηχανών και την επιστήμη των δεδομένων δεν είναι νέα· η θεωρία αυτή βασίζεται πολύ στις υπάρχουσες προηγμένες μαθηματικές και στατιστικές τεχνικές. Η τεχνητή νοημοσύνη αξιοποιεί μεγάλες ποσότητες δεδομένων και υπολογιστικής ισχύος για την εφαρμογή στατιστικών και μαθηματικών μοντέλων σε προχωρημένο επίπεδο.

Οι πρόσφατες τεχνολογικές εξελίξεις και η ευρεία χρηματοδότηση για τη δημιουργία περαιτέρω προόδων συνέβαλαν στην ευρύτερη εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης. Για παράδειγμα, η εμφάνιση του “ελαστικού” υπολογιστικού συστήματος και της αποθήκευσης στην βάση δεδομένων και η οικειοποίηση γραφικών μονάδων επεξεργασίας (GPUs) για την κατασκευή και την κατάρτιση πολύπλοκων μοντέλων έχουν επαναστατήσει στον τομέα αυτό. Οι ερευνητές και οι επαγγελματίες κάνουν τώρα νέες εξελίξεις και ανακαλύψεις με απίστευτο ρυθμό.

Μερικοί χρήσιμοι πόροι για τους νέους καθώς και για τους έμπειρους επαγγελματίες είναι οι εξής :

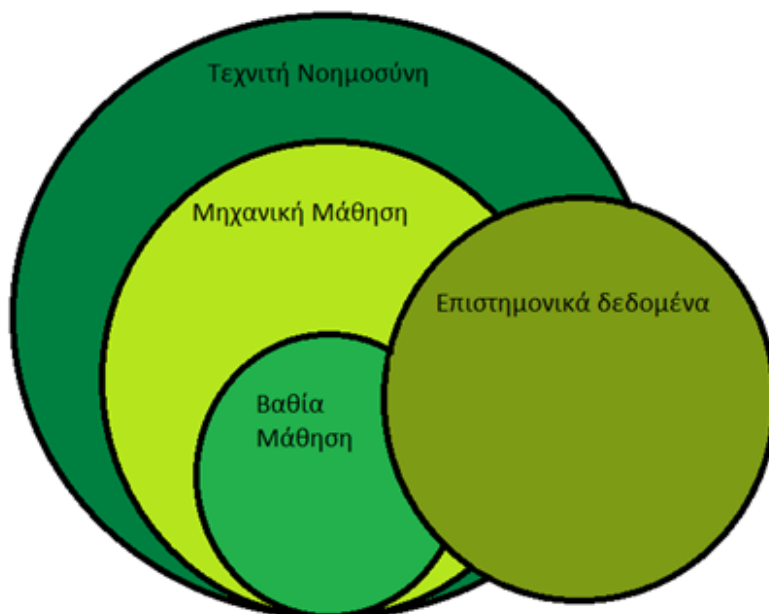
Σημείο εκκίνησης: Το μάθημα “AI for Everyone” του Andrew Ng που προσφέρει στην Coursera (2019a). Ο Ng έχει ακαδημαϊκή και βιομηχανική εμπειρία και είναι επίσης ο εκπαιδευτής του μαθήματος Coursera για την “Μηχανική Μάθηση” (2019b) και ο συγγραφέας του βιβλίου “AI Transformation Playbook” (Ng,2018).

Αναγνωριστικό: Ο κύριος αλγόριθμος του Pedro Domingos (2015) παρουσιάζει πέντε κύριες τεχνικές εκμάθησης μηχανών σε ένα εύκολο στη χρήση πρόγραμμα . Το βιβλίο αντιμετωπίζει το θέμα με σεβασμό ενώ διατηρεί την πρόσβαση του.

Μια φιλοσοφική ματιά: Η Superintelligence του Nick Bostrom(2014) διερευνά, σε υψηλό επίπεδο, ορισμένους κινδύνους των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης.

2.2 Η Μεγάλη Εικόνα

Η ορολογία που σχετίζεται με τη τεχνητή νοημοσύνη είναι συχνά μια πρόκληση, διότι αρκετοί όροι που χρησιμοποιούνται αλληλεπικαλύπτονται και υπάρχει ελάχιστη συμφωνία για τους ακριβείς ορισμούς τους. Αυτή η ενότητα ορίζει αυτούς τους βασικούς όρους σε υψηλό επίπεδο. Το Σχήμα 2.1 παρουσιάζει έναν τρόπο απεικόνισης της αλληλεπίδρασης των εννοιών που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη.



Σχήμα 2.1: Οπτική απεικόνιση του τρόπου με τον οποίο τέμνονται οι έννοιες που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη.

Τεχνητή Νοημοσύνη: Στις βιομηχανικές εφαρμογές, η τεχνητή νοημοσύνη αναφέρεται σε μια συλλογή τεχνικών που επιτρέπουν την αυτοματοποίηση εργασιών από μηχανές. Αυτά τα καθήκοντα είναι που συνήθως εκτελούν οι άνθρωποι και η αυτοματοποίηση τους υποδηλώνει ότι τα μηχανήματα μιμούνται ορισμένες πτυχές της ανθρώπινης νοημοσύνης. Ένας δεύτερος ορισμός της τεχνητής νοημοσύνης, τεχνητής νοημοσύνης, αναφέρεται σε μια θεωρητική μηχανή που έχει γενικές ανθρώπινες νοητικές ικανότητες.

Μηχανική μάθηση: Υποπεδίο της τεχνητής νοημοσύνης που επικεντρώνεται σε μηχανήματα που λαμβάνουν δεδομένα που σχετίζονται με συγκεκριμένη εργασία και μαθαίνουν από αυτά τα δεδομένα για να χτίσουν ένα μοντέλο. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει την παραγωγή μιας έξυπνης απάντησης σε νέα δεδομένα που παρουσιάζονται στο σύστημα μέσω της χρήσης αλγόριθμων και μοντέλων στατιστικών που προσδιορίζουν τα μοτίβα να βγάζουν συμπεράσματα.

Βαθιά μάθηση: Μια τεχνική μέσα στην μηχανική μάθηση που αποτελείται από αλγόριθμους που μπορούν να πάρουν τεράστιες ποσότητες δεδομένων και να αναγνωρίσουν τα πρότυπα. Για παράδειγμα, τροφοδοτώντας ένα βαθύ σύστημα εκμάθησης, με χιλιάδες εικόνες διαφορετικών τύπων υλικών ώστε να χτιστεί ένα σύστημα αναγνώρισης υλικού που θα μπορούσε να τοποθετηθεί σε έναν εκσκαφέα.

Οι Goodfellowetal. (2016) περιγράφουν την βαθιά εκμάθηση ως “αναπαραστάσεις που εκφράζονται με όρους απλούστερων αναπαραστάσεων (σελ.5)”. Αυτή είναι η έννοια της επέκτασης για την οικοδόμηση μιας νέας ικανότητας που κάνει τη βαθιά εκμάθηση τόσο συναρπαστική.

Εξέλιξη έργων TN, μηχανικής μάθησης και έργων βαθιάς μάθησης: λογισμικό που αυτοματοποιεί μια συγκεκριμένη εργασία.

Επιστημονικά δεδομένα: Ανάλυση δεδομένων και εξαγωγή γνώσεων από αυτά. Η επιστήμη των δεδομένων μπορεί να θεωρηθεί ξεχωριστή δραστηριότητα από την TN (τεχνητή νοημοσύνη) και τη μηχανική μάθηση, αν και είναι αυτή που τις επικαλύπτει. Η TN (τεχνητή νοημοσύνη) μπορεί να γίνει χωρίς τη χρήση της επιστήμης των δεδομένων, αλλά η μηχανική μάθηση δεν πρέπει να διεξάγεται ως τέτοια, επειδή οι αλγόριθμοι πρέπει να παράγουν επιχειρησιακή νοημοσύνη και ιδέες. Η επιστήμη των δεδομένων παρέχει επίσης εργαλεία που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση προκαταλήψεων στα δεδομένα για την εκπαίδευση αλγόριθμων.

Απόδοση ενός έργου επιστήμης δεδομένων: Μια πιθανή παρουσίαση στη διαχείριση και μια λίστα συστάσεων. Για παράδειγμα, αναλύοντας τον κατακερματισμό των βράχων μετά από έκρηξη και συνιστώντας διαφορετικά κριτήρια έκρηξης.

Μεγάλα δεδομένα: Ένας όρος που αναγνωρίζει τις προκλήσεις που είναι εγγενείς στην ανάλυση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων. Υπάρχουν πολλοί ορισμοί για τα μεγάλα δεδομένα, αλλά όλα περιγράφονται γύρω από το μέγεθος. Τα μεγάλα δεδομένα μπορούν να καθοριστούν χρησιμοποιώντας το “Four V’s” : όγκος, ταχύτητα, ποικιλία και εγκυρότητα.

Ο τεράστιος όγκος των δεδομένων που παράγουν αυτές οι χώρες, οργανώσεις και ακόμη και τα άτομα, είναι συγκλονιστική. Περίπου 2,3 τρισεκατομμύρια gigabytes δεδομένων δημιουργούνται καθημερινά (IBM, n. d.). Ορισμένα προβλήματα είναι αδύνατον να επιλυθούν σε ένα μόνο μηχάνημα και ως εκ τούτου απαιτούν συστοιχίες υπολογιστών και πιο περίπλοκες τεχνικές για τη διαχείρισή τους.

Η ταχύτητα των δεδομένων που παράγονται δημιουργεί προκλήσεις για τον τρόπο αποτελεσματικής επεξεργασίας τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Για παράδειγμα, ένα εργοστάσιο επεξεργασίας μπορεί να έχει δεκάδες χιλιάδες αισθητήρες που ενδέχεται να στείλουν πολλές τιμές ανά δευτερόλεπτο.

Η ποικιλία των δεδομένων που συγκεντρώνουμε τώρα δημιουργεί μοναδικά προβλήματα. Όχι μόνο οι οργανισμοί αρχίζουν να αποθηκεύουν δομημένα δεδομένα- για παράδειγμα, θερμοκρασίες κινητήρων ή καταστάσεις συναγερμού- αλλά αποθηκεύουν επίσης μη δομημένα, όπως τα έγγραφα βίντεο.

Τέλος, εάν τα δεδομένα που χρησιμοποιούμε είναι αναξιόπιστα τότε μπορεί να υπάρξει υψηλό κόστος και έτσι η αξιοπιστία των δεδομένων γίνεται όλο και πιο σημαντική. Για παράδειγμα, η κακή ποιότητα των δεδομένων κοστίζει στην αμερικάνικη κυβέρνηση 3.1 δισεκατομμύρια δολάρια ετησίως (IBM, n.d.).

2.3 Ο Ρόλος των Ανθρώπων στην Τεχνητή Νοημοσύνη

Οι άνθρωποι είναι κεντρικοί σε κάθε σύστημα TN (τεχνητής νοημοσύνης), επειδή απαιτείται ανθρώπινη γνώση για την ερμηνεία των εισροών και των αποτελεσμάτων. Οι εισροές για τα μοντέλα TN (τεχνητής νοημοσύνης) κατασκευάζονται με προσεκτική ανάλυση του εξωτερικού κόσμου, η οποία μπορεί να επιτευχθεί μόνο με ανθρώπινη συμμετοχή. Εάν δεν πραγματοποιηθεί διαβούλευση με τους εμπειρογνώμονες σε έναν τομέα συγκεκριμένου έργου, τότε θα μπορούσαν να χάσουν πολύτιμες γνώσεις και εάν υπάρξει διαβούλευση με πολύ λίγους ανθρώπους, τότε αυτό θα μπορούσε να αυξήσει τον κίνδυνο εισαγωγής προκατάληψης.

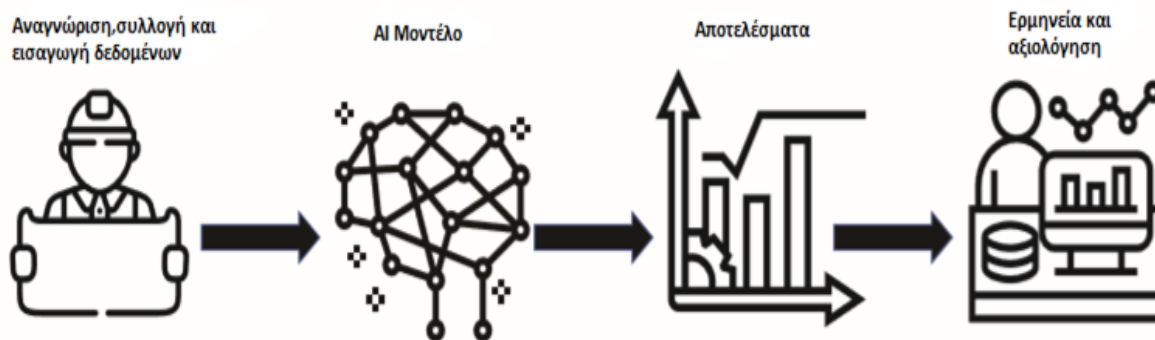
Για παράδειγμα, για να δημιουργήσουν έναν αλγόριθμο πρόβλεψης συντήρησης, οι μηχανικοί αξιοπιστίας θα συμβουλευτούν για να βοηθήσουν στον προσδιορισμό των στοιχείων που είναι σημαντικοί για την αναγνώριση ορισμένων κατηγοριών σφαλμάτων. Οι εντολές συντήρησης μπορεί επίσης να πρέπει να επιθεωρούνται και να ερμηνεύονται για να καθορίσουν ποια συμβάντα κατανομής μπορούν να αποδοθούν σε δραστηριότητες συντήρησης. Αυτή η άσκηση συγκέντρωσης γνώσεων είναι απαραίτητη για να κατανοηθεί η πολυπλοκότητα που συνδέεται με όλες τις διαδικασίες και τα συστήματα πριν δημιουργηθούν μοντέλα TN (τεχνητής νοημοσύνης).

Μόλις κατασκευαστεί ένα μοντέλο, θα χρειαστεί ο άνθρωπος να αλληλοεπιδράσει με την έξοδο και να ερμηνεύσει τα αποτελέσματα. Για παράδειγμα, αν το μοντέλο TN παράγει ένα γράφημα που δείχνει την εναπομένουσα ωφέλιμη ζωή ενός εξαρτήματος, τότε ένας μηχανισμός θα πρέπει να εξετάσει την έξοδο και να αποφασίσει αν ένα μέρος θα πρέπει να αντικατασταθεί.

Κατά την αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος, είναι επίσης σημαντικό να εξεταστούν τα θέματα αλληλεπίδρασης ανθρώπου με υπολογιστή. Αυτός ο υποτομέας της επιστήμης των υπολογιστών σχετίζεται με τις αποτελεσματικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ ενός ηλεκτρικού συστήματος και του ανθρώπου. Η ικανότητα ανάπτυξης μια ισχυρής διεπαφής ή οπτικοποίησης μπορεί να επηρεάσει την επιτυχία του έργου.

Η εφαρμογή της τεχνητή νοημοσύνη θα επιφέρει επίσης πολλές αλλαγές για τους ανθρώπους οπότε θα πρέπει να υπάρξει ισχυρή διαχείριση οργανωτικής αλλαγής για να διευκολυνθεί η μεταβολή (βλ. Ενότητα 3.5). Η απώλεια θέσεων εργασίας, για παράδειγμα, αποτελεί βασική μέριμνα του εργατικού δυναμικού. Είναι σημαντικό να υπάρχει διαφάνεια ως προς τον τρόπο με τον οποίο ορισμένες θέσεις εργασίας μπορούν να αντικατασταθούν από την τεχνητή νοημοσύνη και πόσες άλλες θα δημιουργηθούν. Είναι επίσης ζωτικής σημασίας η σαφής επικοινωνία σχετικά με τα οφέλη. Τα περισσότερα τρέχοντα έργα που σχετίζονται με τη μεταλλευτική βιομηχανία παρέχουν εργαλεία για την ευκολότερη, ασφαλέστερη και ευχάριστη εργασία των ανθρώπων.

Ειδικό Claid (για λύσεις claid)
Οι ομάδες διακομιστών (αν οι διακομιστές βρίσκονται στο χώρο)
IT ομάδες
Υποστηρικτικές ομάδες
Οι επιστήμονες των δεδομένων
Προγραμματιστές
Εμπειρογνώμονες τομέα
Επιχειρηματικοί φορείς



Σχήμα 2.2: Ο ρόλος των ανθρώπων στις διεπαφές εισόδου και εξόδου ΤΝ.

2.4 Παράγοντες Επιτυχίας

Τα επιτυχημένα έργα τεχνητής νοημοσύνης μοιράζονται πολλά γνωρίσματα:

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν μια συνεκτική τεχνολογική στρατηγική

Επιτυχημένα έργα τεχνητής νοημοσύνης έχουν αναληφθεί για να επιτευχθεί ένας στόχος για τον οποίο η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης είναι η πιο αποτελεσματική. Όταν πρόκειται για την επίτευξη μακροπρόθεσμων στόχων, η τεχνητής νοημοσύνης πρέπει να αποτελεί μέρος της ευρύτερης στρατηγικής του οργανισμού για την αξιολόγηση και την εφαρμογή των νέων τεχνολογιών.

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης μετρούν και παρακολουθούν την ποιότητα των δεδομένων τους

Τα καλά δεδομένα είναι τα θεμέλια της τεχνητής νοημοσύνης επειδή η κακή ποιότητα των δεδομένων μειώνει την ποιότητα της παραγωγής. Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί επίσης να εκθέσει ελλείψεις στα δεδομένα καθώς το έργο εξελίσσεται, έτσι ώστε τα δεδομένα μετρήσεων, παρακολούθησης και η προετοιμασία τους με τα σχέδια για τη συμπλήρωση των κενών να είναι το κλειδί για την επιτυχία. Είναι επίσης σημαντικό να μετρήσουμε και να παρακολουθήσουμε την ποιότητα των δεδομένων ώστε να διασφαλίσουμε ότι τα δεδομένα είναι όσο το δυνατόν πληρέστερα. Οι εμπειρογνώμονες του τομέα θα πρέπει να συμμετέχουν σε μεγάλο βαθμό σε ολόκληρη τη διαδικασία, επειδή βοηθούν να διασφαλιστεί η συλλογή των σωστών δεδομένων, οι αναλύσεις που δημιουργούνται είναι χρήσιμες για να αντιμετωπίζονται οι ρίζες των προβλημάτων.

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης αξιολογούν τακτικά την ποιότητα των επικοινωνιών μεταξύ των ενδιαφερομένων.

Ένα επιτυχημένο έργο τεχνητής νοημοσύνης εξαρτάται από την σαφή επικοινωνία. Από την αρχή, όσοι επηρεάζονται από την αλλαγή θα πρέπει να συμμετάσχουν σε συζητήσεις γύρω από αυτήν και θα πρέπει να αισθάνονται ότι οι απόψεις και οι ανησυχίες τους ακούγονται, κατανοούνται και εξετάζονται. Οι ασαφείς επικοινωνίες σε όλη τη διαδικασία μπορούν να οδηγήσουν σε σημαντική αναδιάρθρωση και να καταστήσουν λιγότερο πιθανό ότι όσοι επηρεάζονται από την τεχνολογία θα κατανοήσουν την αξία της. Όλοι οι συμμετέχοντες στο σχέδιο θα πρέπει να έχουν σαφή συμμετοχή και θα πρέπει να συμμετέχουν στο σχέδιο με κάποιο τρόπο.

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν απόδοση επένδυσης

Πριν ξεκινήσει ένα έργο, όλοι οι συμμετέχοντες πρέπει να έχουν σαφή κατανόηση των επιδιωκόμενων αποτελεσμάτων τους και της αναμενόμενης απόδοσης των επενδύσεων. Η κατανόηση αυτή θα πρέπει να καταγραφεί γραπτώς, αν και δεν χρειάζεται πάντα να είναι ένα δεσμευτικό νομικό έγγραφο εάν το πεδίο εφαρμογής του σχεδίου είναι σχετικά μικρό. Εάν το αναμενόμενο αποτέλεσμα του έργου αποφέρει μη χρηματική αξία, τότε η αναμενόμενη αξία θα πρέπει να καταγράφεται και να αποθηκεύεται όπου οι ενδιαφερόμενοι μπορούν να το αναφέρουν ανάλογα με τις ανάγκες. Εάν οι προσδοκίες ενός έργου και τα ενδιαφερόμενα μέρη του δεν είναι ξεκάθαρα από την αρχή, τότε το έργο θα είναι ευάλωτο στις λανθασμένες επικοινωνίες, στις υπερβάσεις του προϋπολογισμού και στις μη εκπληρωμένες προθεσμίες.

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν τουλάχιστον έναν εσωτερικό πρωτοπόρο

Αυτός ο εσωτερικός πρωτοπόρος είναι υπεύθυνος για την τακτική επικαιροποίηση όλων των ενδιαφερομένων μερών και εκείνων που αναπτύσσουν και εφαρμόζουν την τεχνολογία έχουν τα εργαλεία και τους πόρους που χρειάζονται για να πετύχουν. Ο πρωτοπόρος του έργου θα πρέπει να είναι ένας καλός ηγέτης με την ικανότητα να εμπνέει άλλους και να προωθεί τη συνεργασία.

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης είναι ευέλικτα.

Τα πράγματα μπορούν να αλλάξουν γρήγορα στην εξορυκτική βιομηχανία, ειδικά με την αύξηση της ψηφιοποίησης, έτσι ώστε οι διορθωτικές και οργανωτικές αλλαγές να επηρεάζουν συχνά τεράστια, προγραμματισμένα έργα που έχουν μακροχρόνιες προθεσμίες. Είναι επίσης δύσκολο να εικάσουμε τους περιορισμούς και τις προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν με τα έργα τεχνητής νοημοσύνης, επειδή είναι περίπλοκα και συνεπάγονται πράγματα που δεν έχουν γίνει πριν. Η ευέλικτη διαχείριση του έργου είναι μια προσέγγιση που περιλαμβάνει την εκτέλεση μικρότερων τμημάτων ενός έργου σε γρήγορους κύκλους ενώ συνεχίζεται προς ένα μακροπρόθεσμο όραμα. Αυτή η προσέγγιση είναι ένας τρόπος να παραδοθούν οι πτυχές ενός έργου με τη μεγαλύτερη δυνατή αξία το συντομότερο δυνατόν και να εξασφαλιστεί ότι τουλάχιστον ορισμένα τμήματα του έργου θα υλοποιηθούν στην πραγματικότητα.

Οι αρχές ευελιξίας περιλαμβάνουν:

Προτεραιότητα των ανθρώπων σε διαδικασίες και εργαλεία

Δημιουργία πρωτότυπων εργασίας πάνω από την υπερβολική τεκμηρίωση

Συμπεριλαμβανομένης της απόκρισης και της συνεργασίας

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης επικεντρώνονται στην επίλυση προβλημάτων για τους τελικούς χρήστες

Τα επιτυχημένα έργα επικεντρώνονται στην επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων και στη διευκόλυνση της μετάβασης για τον τελικό χρήστη. Το αν οι χρήστες-στόχοι είναι τεχνικοί που λαμβάνουν σημειώσεις σχετικά με τον εξοπλισμό ή τους μηχανικούς που λαμβάνουν επιχειρησιακές αποφάσεις, πίνακες εργαλείων, βασικούς δείκτες απόδοσης (KPI) και απεικονίσεις πρέπει να είναι εύκολο να χρησιμοποιηθούν και να κατανοηθούν. Ως αποτέλεσμα, η χρήση τους είναι πιο πιθανό να γίνει συνήθης, καθιστώντας την καθημερινή λήψη αποφάσεων πιο επίκαιρη. Οι λύσεις που είναι συνήθως εύχρηστες μπορούν επίσης να ενθαρρύνουν τους χρήστες να είναι πιο ανοιχτοί στην υιοθέτηση άλλων νέων τεχνολογιών και να αναγνωρίζουν νέες εφαρμογές για υπάρχουσες τεχνολογίες.

Τα επιτυχημένα έργα Τεχνητής Νοημοσύνης περιλαμβάνουν μακροπρόθεσμα σχέδια.

Ακόμη και όταν ξεκινάει ένα μικρό, έχοντας ένα επαναλαμβανόμενο και κλιμακωτό μακροπρόθεσμο σχέδιο μπορεί να οδηγήσει σε επιτυχία στην εφαρμογή της νέας τεχνολογίας σε ολόκληρη την εταιρεία και να το ενσωματώσει στις πολιτικές, τις διαδικασίες, τα εργαλεία και τις συνήθειες του οργανισμού. Τα σχέδια αυτά θα πρέπει να περιλαμβάνουν διατάξεις για οποιοδήποτε από τα ακόλουθα: αλγόριθμους υποστήριξης, συντήρησης, διαχείρισης αλλαγών, επανεκπαίδευσης και ρύθμισης, κλιμάκωση, εγκατάσταση και απόκτηση ή εφαρμογή νέου υλικού.

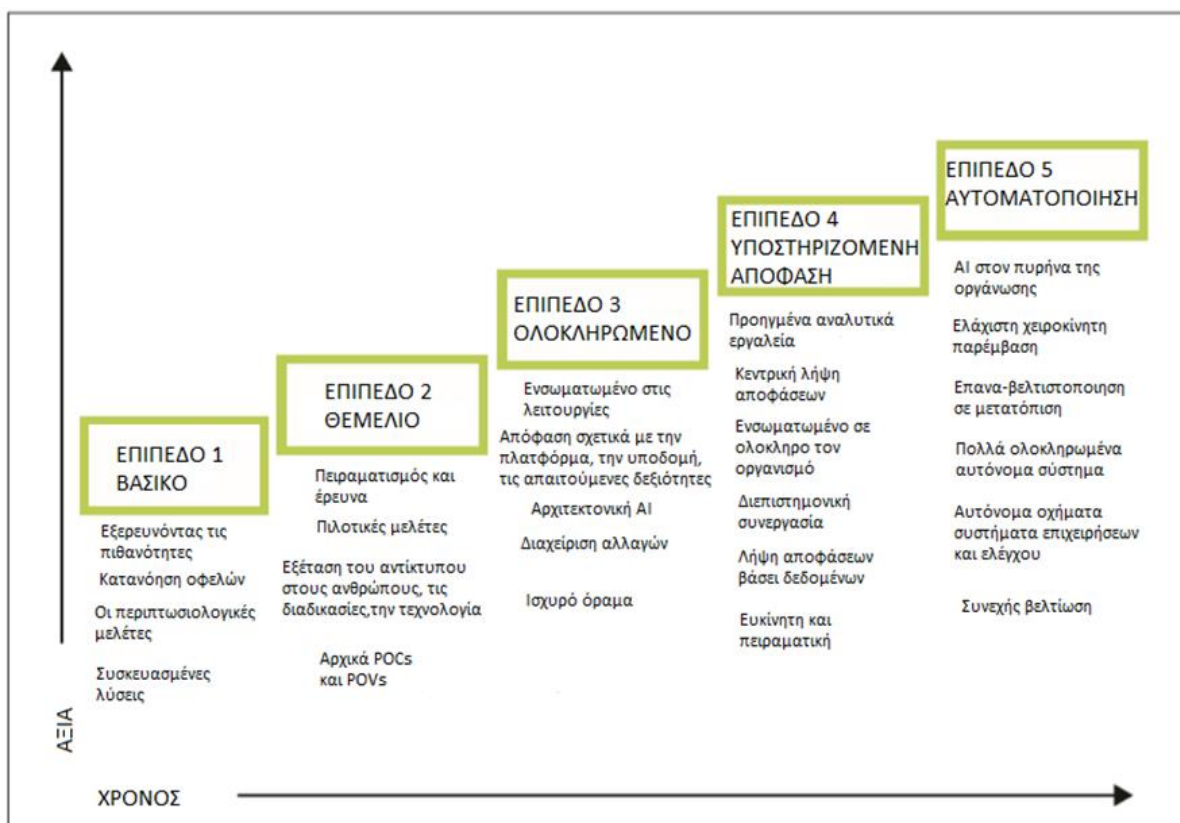
Κεφάλαιο 3: Μετάβαση στο Μεταλλείο με Δυνατότητες Τεχνητής Νοημοσύνης

Η μετάβαση σε ένα ορυχείο με δυνατότητα τεχνητής νοημοσύνης θα είναι διαφορετική για κάθε οργανισμό. Ένα μοντέλο ωριμότητας τεχνητής νοημοσύνης επιτρέπει σε κάθε οργανισμό να θέσει τη μετάβαση του σε μία προοπτική και να απεικονίσει τη διαδικασία μετασχηματισμού που έχει μπροστά τους.

Αυτή η ενότητα περιγράφει πέντε επίπεδα ωριμότητας της TN.

Μοντέλο Ωριμότητας

- Επίπεδο 1: Βασικό
- Επίπεδο 2: Θεμέλια
- Επίπεδο 3: Ολοκλήρωση
- Επίπεδο 4: Υποστηριζόμενη Απόφαση
- Επίπεδο 5: Αυτοματοποίηση



Σχήμα 3.1: μοντέλο ωριμότητας Τεχνητής Νοημοσύνης για την εξορυκτική βιομηχανία.

3.1 Μοντέλο Ωριμότητας

Έχουν προταθεί αρκετά μεγάλα πλαίσια ωριμότητας δεδομένων. Πολλοί ακολουθούν ένα πλαίσιο που μοιάζει με το μοντέλο ωριμότητας ικανότητας (Humphrey, 1989). Αυτά περιλαμβάνουν:

- TDWI Μεγάλο μοντέλο ωριμότητας δεδομένων (Halper&Krishnan, 2013, σελ. 16)
- Το μοντέλο ωριμότητας μεγάλων δεδομένων και Analytics της IBM (Nott,2015)
- Το επιχειρηματικό μοντέλο μεγάλων δεδομένων της EMC (Schmarzo,2016)
- Hortonworks Μεγάλο μοντέλο ωριμότητας δεδομένων (Dhanuka,2016)

Άλλοι τύποι ωριμότητας έχουν επίσης προκύψει. Για παράδειγμα, ο “ Χάρτης πορείας προς τη μάθηση της μηχανικής μάθησης”, που αναπτύχθηκε από την Αλγοριθμία (2019), περιγράφει την ωριμότητα σε τέσσερις παράγοντες: δεδομένα, κατάρτιση, ανάπτυξη και διαχείριση και σημειώνει ότι κάθε ένας μπορεί να ωριμάσει με διαφορετικό ρυθμό.

3.1.1 Επίπεδο 1 – Βασικό

Μια οργάνωση επιπέδου 1 διερευνά τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη, τι κάνει και ποια μπορεί να είναι τα οφέλη της . Οι οργανισμοί αυτοί μπορούν να χρησιμοποιήσουν έγγραφα όπως αυτό για να κατανοήσουν τον τρόπο με τον οποίο η τεχνητή νοημοσύνη είναι συναφής με τη μεταλλευτική βιομηχανία και να προσδιορίσει τους πόρους που απαιτούνται για την εισαγωγή της κατανόησης της τεχνητής νοημοσύνης (βλέπε ενότητα 1.1 και το τμήμα με τίτλο Εξωτερικοί Πότοι στο παράρτημα Β).

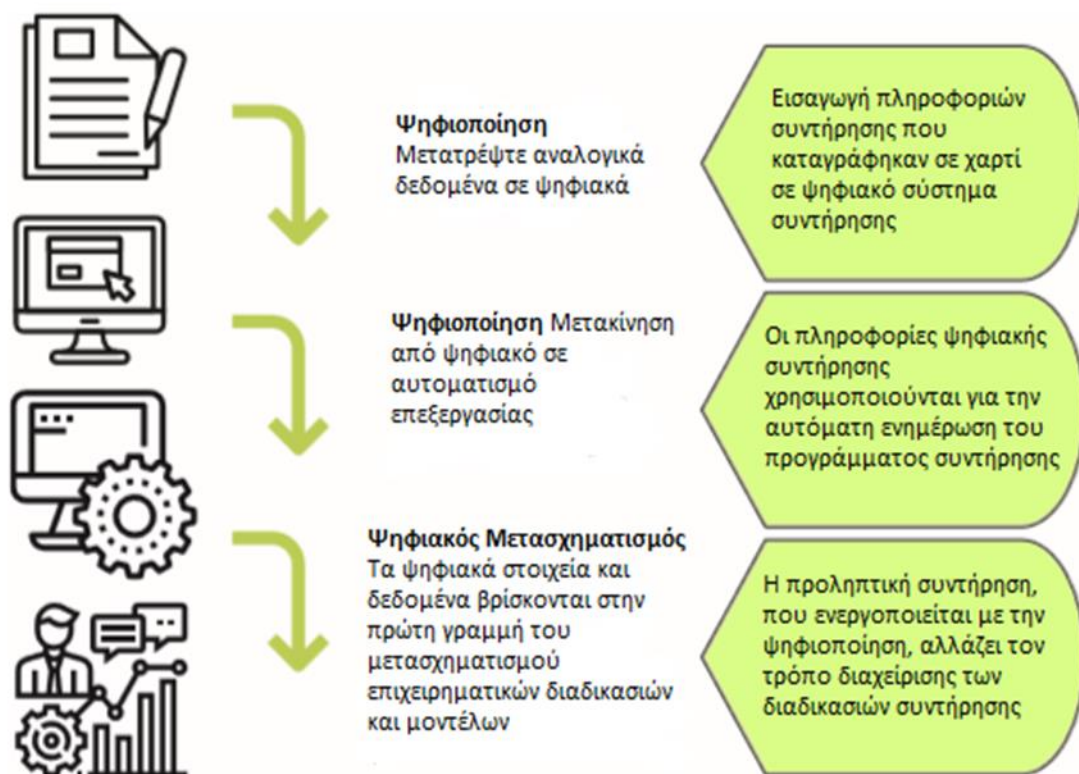
Οι οργανισμοί σε αυτό το επίπεδο χρησιμοποιούν ήδη εργαλεία τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης, αν και τα περισσότερα άτομα ενδέχεται να μην το γνωρίζουν. Συνήθως, η τεχνητή νοημοσύνη σε αυτό το επίπεδο έρχεται σε συσκευασμένες λύσεις που λειτουργούν ως μαύρα κουτιά.

Για παράδειγμα:

- Αναγνώριση χαρακτηριστικών προσώπου στα συστήματα ασφαλείας των οδηγών. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν την τεχνολογία οράσεως υπολογιστών και την εκμάθηση μηχανών για να αναγνωρίσουν πιθανούς περισπασμούς ή συμβάντα μικρό-ύπνου και να ειδοποιήσουν τον οδηγό.

- Η χρήση κάμερας για τον προσδιορισμό του μεγέθους των σωματιδίων στις εργασίες εκσκαφής και μύλων, είναι μια άλλη εφαρμογή οράματος υπολογιστή.
- Αυτοματοποιημένος, σχεδιασμός και προγραμματισμός, ή σχεδιασμός τεχνητής νοημοσύνης ο οποίος χρησιμοποιείται συχνά ήδη στο λογισμικό σιδηροδρομικού και ναυτιλιακού προγραμματισμού.
- Αυτόνομα οχήματα, τα οποία φέρνουν σε επαφή πολυάριθμες τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης που συνήθως απομακρύνονται από επιχειρησιακούς χρήστες.

Σε μικρότερες οργανώσεις, αυτή η συσκευασμένη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης ταιριάζει απόλυτα στις επιχειρησιακές ανάγκες και δεν υπάρχει ανάγκη περαιτέρω επενδύσεων. Ωστόσο, το αντίκτυπο της τεχνητή νοημοσύνη είναι περιορισμένο σε αυτό το επίπεδο· η ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης στον πυρήνα του οργανισμού είναι ο μόνος τρόπος για να επιτευχθεί η μεγαλύτερη δυναμική αξία της τεχνολογίας.



Σχήμα 3.2: Ψηφιοποίηση και ψηφιακός μετασχηματισμός.

3.1.2 Επίπεδο 2: Θεμέλια

Ένας οργανισμός επιπέδου 2 αρχίζει να θέτει τα θεμέλια της στρατηγικής τους για τη τεχνητή νοημοσύνη. Σε αυτό το επίπεδο, υπάρχει ένας βαθμός πειραματισμού και έρευνας σχετικά με τα οφέλη της τεχνολογίας και τι χρειάζεται η οργάνωση για να τα υλοποιήσει. Σε

αυτό το στάδιο, οι οργανώσεις θα διεξάγουν πιλοτικές μελέτες για να αποκτήσουν εμπειρία. Αυτές οι αρχικές έρευνες σχετικά με τα έργα που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη συχνά περιορίζονται σε μια ή δύο ομάδες επιχειρήσεων και όχι σε ολόκληρο τον οργανισμό.

Η διάκριση μεταξύ της επιστήμης των δεδομένων και της μηχανικής μάθησης είναι επίσης σημαντική σε αυτό το στάδιο, διότι τα έργα επιστήμης των δεδομένων είναι χαρακτηριστικά ευκολότερα σημεία εκκίνησης. Η ενότητα 4.1 για την επιλογή ενός έργου τεχνητής νοημοσύνης καλύπτει τη διαδικασία ταυτοποίησης έργων μηχανικής μάθησης και επιστήμης δεδομένων.

Σε κάθε πρόγραμμα μετασχηματισμού των επιχειρήσεων, πρέπει να αντιμετωπιστούν οι τρεις πυλώνες : των ανθρώπων, της διαδικασίας και της τεχνολογίας. Σε επίπεδο ιδρύματος πρέπει να λαμβάνονται υπόψη τα εξής:

- **Άνθρωποι:** Έχουν τους ανθρώπους της οργάνωσης που καταλαβαίνουν την τεχνητής νοημοσύνης και την επιστήμη των δεδομένων; Ποιες είναι οι προκλήσεις για να πάρεις το εργατικό δυναμικό να δείχτει αυτές τις αλλαγές; Δημιουργούμε μια ομάδα χρησιμοποιώντας εσωτερικούς ή εξωτερικούς πόρους;
- **Διαδικασία:** Πως θα επηρεάσει τον τρόπο με τον οποίο εργαζόμαστε; Είναι οι τεχνολογίες της τεχνητής νοημοσύνης χρήσιμα εργαλεία για τη βελτίωση των διαδικασιών; Είναι οι διαδικασίες καταγραφής δεδομένων πλήρεις, ακριβείς και συνεπείς; Οι απαραίτητες αλλαγές στη διαδικασία που θα επιτρέψουν στον οργανισμό να καταγράψει με ακρίβεια αυτές τις πληροφορίες;
- **Τεχνολογία:** Πως ενσωματώνεται η τεχνητή νοημοσύνη στην υπάρχουσα στοίβα τεχνολογίας του οργανισμού; Θα λειτουργήσει καλύτερα μια επί τόπου λύση ή μια λύση που βασίζεται στο νέφος; Πως μπορεί ο οργανισμός να συμβαδίσει με τον ταχύ ρυθμό της τεχνολογικής αλλαγής στη τεχνητή νοημοσύνη , την εκμάθηση μηχανών και την επιστήμη των δεδομένων;

Στο επίπεδο αυτό ολοκληρώνονται αποδείξεις έννοιας ή αποδεικτικά αξίας για να αποδειχθεί ότι η τεχνολογία είναι ωφέλιμη και πολύτιμη. Αυτό το στάδιο μπορεί συχνά να θεωρηθεί ότι παρουσιάζει μια ευκαιρία να παίξει με την τεχνολογία, αλλά θα πρέπει να θεωρηθεί ως η στιγμή να αποδείξουμε στον οργανισμό ότι εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να την βοηθήσει να επιτύχει σημαντικά επιχειρηματικά οφέλη.

**Ποια είναι η
διαφορά μεταξύ
μιας απόδειξης
έννοιας και μιας
απόδειξης
αξίας;**

Συχνά μια απόδειξη της έννοιας επικεντρώνεται στην απόδειξη ότι μια τεχνολογία θα λειτουργήσει. Αυτό θα μπορούσε να δοκιμάσει ένα συγκεκριμένο κομμάτι μηχανημάτων ή έναν τύπο αισθητήρα. Η επιτυχία μετριέται συχνά αποκλειστικά από το αν η δοκιμή λειτούργησε.

Μια απόδειξη αξίας καθορίζει εάν υπάρχει επιχειρηματική αξία σε ένα έργο. Για παράδειγμα, ένας νέος τύπος bit τρυπανιών μπορεί να λειτουργήσει επιτυχώς στην εξέδρα γεώτρησης (απόδειξη της ιδέας) και η αυξημένη αντοχή έχει πιθανή εξοικονόμηση κόστους 10% (απόδειξη τιμής).

3.1.3 Επίπεδο 3: Ολοκλήρωση

Ένας οργανισμός επιπέδου 3 αρχίζει να ωριμάζει και η τεχνητή νοημοσύνη ενσωματώνεται στις επιχειρηματικές δραστηριότητες. Ο οργανισμός θα πρέπει να λάβει σοβαρές αποφάσεις για την οικοδόμηση μια σταθερής πλατφόρμας από άποψη υποδομής, δεξιοτήτων και διεργασιών.

Μια αρχιτεκτονική τεχνητής νοημοσύνης είναι σημαντική σε αυτό το στάδιο· ορίζει τόσο την υποδομή όσο και τα εργαλεία που θα επιτρέψουν την γρήγορη και εύκολη υλοποίηση έργων τεχνητής νοημοσύνης σε ολόκληρο τον οργανισμό. Η συλλογή και ο εντοπισμός των δεδομένων που απαιτούνται για ένα έργο αποτελεί βασική πρόκληση σε αυτό το στάδιο και μια σταθερή υποδομή τεχνητής νοημοσύνης ορίζει έναν κοινό τρόπο αποθήκευσης, ανάκτησης και ετικέτας δεδομένων.

Η επένδυση σε ανθρώπους και πολιτισμούς είναι επίσης σημαντική κατά τη διάρκεια αυτού του σταδίου. Η επένδυση στους κατάλληλους εμπειρογνώμονες, εσωτερικούς και εξωτερικούς, είναι απαραίτητοι για την επιτυχία. Η διαχείριση της αλλαγής και η κατάρτιση είναι επίσης κρίσιμες και πρέπει να υπάρχει ένα ισχυρό όραμα ή μήνυμα που καθοδηγεί τη διοίκηση, το οποίο να καθορίζει με σαφήνεια τι πρέπει να επιτευχθεί και ποια είναι τα οφέλη και οι κίνδυνοι.

3.1.4 Επίπεδο 4: Υποστήριξη Αποφάσεων

Οι οργανισμοί του επιπέδου 4 αξιοποιούν προηγμένα αναλυτικά εργαλεία για να παρέχουν συγκεντρωτικές δυνατότητες λήψης αποφάσεων και να βελτιώνουν περαιτέρω τη λειτουργία τους. Σε αυτό το επίπεδο, η τεχνητή νοημοσύνη είναι ενσωματωμένο σε ολόκληρο τον οργανισμό και πιθανότατα ήδη χρησιμοποιεί μια ποικιλία τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης. Η νέα τεχνολογία θα επηρεάσει σημαντικά πολλές επιχειρηματικές διαδικασίες και θα είναι σημαντικό να διασφαλιστεί η ύπαρξη χρήστη διακυβέρνησης. Οι ακόλουθες τρεις αλλαγές*

πρέπει να πραγματοποιηθούν προκειμένου η τεχνητή νοημοσύνη στον οργανισμό και να επιτευχθεί αυτό το επίπεδο ωριμότητας.

1. “Από την εργασία που έχει περάσει στη διεπιστημονική συνεργασία”. Η διεπιστημονική συνεργασία όχι μόνο ότι οι εμπειρογνώμονες από διαφορετικούς τομείς δραστηριοτήτων συνεργάζονται με τους επιστήμονες δεδομένων και τους αναλυτές αλλά και ότι υπάρχει συνεργασία σε όλους τους τομείς δραστηριοτήτων. Για παράδειγμα, στρατηγικές πρόβλεψης συντήρησης μπορούν να υλοποιηθούν σε επιχειρήσεις εκμετάλλευσης ορυχείων, μεταποίηση σιδηροδρόμων και λιμένων και τα οφέλη μπορούν να υλοποιηθούν πλήρως με πλήρη συνεργασία μεταξύ αυτών των οντοτήτων.
2. “Από την εμπειρία που βασίζεται στην εμπειρία, η καθοδήγηση από τους ηγέτες στη λήψη αποφάσεων σε δεδομένα στη πρώτη γραμμή”. Κατά την κατασκευή συστημάτων βασισμένων σε τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης , η γνώση του χειριστή ενσωματώνεται στο σύστημα, έτσι ώστε όταν το σύστημα κάνει μια σύσταση, θα πρέπει να είναι αξιόπιστη και να μην απαιτεί έγκριση από τη διοίκηση.
3. “Από την άκαμπτη και την ανάληψη κινδύνου σε ευκίνητη, πειραματική και προσαρμόσιμη”. Η μετάβαση σε ευέλικτες πρακτικές υιοθετείται ευρέως στον εξορυκτικό κλάδο. Για να υιοθετήσουμε πλήρως αυτές τις πρακτικές, οι νοοτροπίες πρέπει να αλλάξουν σε ολόκληρο τον οργανισμό.

*Οι βασικές αλλαγές αναφέρονται από την “Δημιουργία του οργανισμού που λειτουργεί με τεχνητής νοημοσύνης ” από τους TimFountaine, BrianMcCarthy και TaminSaleh. HarvardBusinessReview, Ιούλιος- Αύγουστος 2019.

3.1.5 Αυτοματοποίηση

Η τεχνητή νοημοσύνη βρίσκεται στο πυρήνα του οργανισμού επιπέδου 5 και τα περισσότερα συστήματα και διαδικασίες είναι είτε πλήρως αυτοματοποιημένα είτε απαιτούν ελάχιστη χειροκίνητη παρέμβαση. Η επίτευξη αυτού του επιπέδου ωριμότητας είναι ένα πολυετές ταξίδι: οι περισσότερες σημαντικές εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης ολοκληρώνονται εντός τριών ετών, αλλά μπορούν να διαρκέσουν έως και πέντε χρόνια (Fountaineetal. , 2019).

Μόλις επιτευχθεί αυτό το επίπεδο, η τεχνητή νοημοσύνη είναι μέρος του πυρήνα του οργανισμού και δεν θεωρείται πλέον ως ξεχωριστή τεχνολογία. Για παράδειγμα, τα αυτόνομα οχήματα είναι μια χρήση της τεχνολογίας τεχνητής νοημοσύνης που έχει εισαχθεί στην εξόρυξη και γίνεται όλο και κύριο στο βαθμό που δεν θεωρούνται πλέον ως σύστημα τεχνητής νοημοσύνης.



Η εξορυκτική επιχείρηση επιπέδου 5 διαθέτει πολλά συστήματα με δυνατότητα τεχνητής νοημοσύνης, στα οποία έχει ευθυγραμμίσει και βελτιστοποιήσει το εργατικό δυναμικό και τις επιχειρηματικές διαδικασίες. Αυτά τα συστήματα δεν είναι στατικά. Ωστόσο, τα δεδομένα που εξουσιάζουν τις διαδικασίες αυτές παράγουν συνεχώς νέες ιδέες που επιτρέπουν τη συνεχή βελτίωση και την προσαρμογή των επιχειρήσεων.



Κεφάλαιο 4: Εφαρμογή Τεχνητής Νοημοσύνης

Η εισαγωγή της τεχνητής νοημοσύνης σε έναν οργανισμό περιλαμβάνει λεπτομερή προγραμματισμό και καλά δομημένη εφαρμογή.

4.1 Επιλέγοντας Ένα Έργο Τεχνητής Νοημοσύνης

Η επιλογή του σωστού έργου τεχνητής νοημοσύνης περιλαμβάνει δυνατότητες ανταλλαγής ιδεών και αξιολόγηση των πιθανών έργων από επιχειρηματικές και τεχνικές προοπτικές και καθιέρωση ροής εργασίας για εκτέλεση (βλ. επίσης Ng, 2019 b).

4.1.1 Καταιγισμός ιδεών

Κατά τη φάση του καταιγισμού ιδεών, είναι σημαντικό να λαμβάνετε πληροφορίες από ένα συνδυασμό τεχνολογιών και συμμετεχόντων σε ειδικούς τομείς . Κατ' αρχάς, βρείτε εργασίες που ταιριάζουν στις ακόλουθες κατηγορίες:

1. Βοηθητική νοημοσύνη: Η τεχνητή νοημοσύνη εκτελεί καθήκοντα που θα γίνουν από τον άνθρωπο. Η λήψη αποφάσεων είναι στα χέρια του χρήστη.
2. Αυξημένη νοημοσύνη: Η τεχνητή νοημοσύνη και οι άνθρωποι μαθαίνουν ο ένας από τον άλλο. Οι χρήστες συλλέγουν πληροφορίες από δεδομένα που δημιουργούνται.
3. Αυτόνομη νοημοσύνη: Το σύστημα τεχνητής νοημοσύνης είναι ικανό να ενεργεί βάσει των πληροφοριών που δημιουργούνται. Οι δυνατότητες λήψης αποφάσεων είναι στο μηχανήμα.

Στη συνέχεια, προσδιορίζετε το γενικό εύρος των έργων. Οι ιδέες μπορούν να ταξινομηθούν ως βραχυπρόθεσμα (<1 έτος), μεσοπρόθεσμα (1-5 έτη) ή μακροπρόθεσμα (> 5 έτη) έργα με βάση το χρόνο που θα χρειαζόταν για την επίτευξη αξίας. Ο Πίνακας 4.1 παρέχει ένα παράδειγμα πίνακα εφαρμογής.

Πίνακας 4.1: Παράδειγμα πίνακα εφαρμογής.

	ΒΡΑΧΥΧΡΟΝΙΚΟ ΕΡΓΟ	ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΟ ΕΡΓΟ	ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΟ ΕΡΓΟ
ΥΠΟΧΡΕΩΣΗ	Αισθητήρες μέτρησης κόκκου μεγέθους βράχου	Κηφίνες που παίρνουν φασματικές εικόνες ανοιχτού λάκκου	Πολυφασματικές εικόνες που υποδεικνύουν κατάθεση υψηλού επιπέδου
ΑΥΞΗΜΕΝΟ	Αισθητήρες που αναφέρουν καθυστερήσεις στα φορτηγά μεταφοράς	Σύστημα ειδοποίησης για τη μέτρηση ελαττωμάτων εξοπλισμού	Πρωτόκολλο συντήρησης για εύκολα υποβαθμισμένο εξοπλισμό
ΑΥΤΟΝΟΜΟ	Μια ζώνη που ταξινομεί το βράχο με βάση το μετρούμενο μέγεθος και την ορυκτολογία	Σύστημα δρομολόγησης που σχεδιάζει διαδρομές μεταφοράς φορτηγών	Αυτοματοποιημένες ενημερώσεις προγράμματος ορυχείων βάσει δυναμικής εισαγωγής δεδομένων

4.1.2 Επιχειρηματικές Μετρήσεις

Μόλις εντοπιστούν πιθανά έργα τεχνητής νοημοσύνης, πρέπει να προσδιοριστεί και δοθεί προτεραιότητα σε μη βέλτιστες διεργασίες και πώς το καθένα επηρεάζει την κατώτατη

Σημείωση

Η παρουσία τεχνητής νοημοσύνης δεν δείχνει αμέσως υψηλότερη απόδοση και υψηλή απόδοση επένδυσης. Θα πρέπει επίσης να ληφθούν υπόψη όλες οι άλλες βελτιώσεις που μπορούν να γίνουν πριν από την εκτέλεση ενός έργου τεχνητής νοημοσύνης.

GMG | 19 | Θεμέλια της τεχνητής νοημοσύνης: Ένα πλαίσιο για την τεχνητή νοημοσύνη στην εξόρυξη

γραμμή.

Εξετάσει των ακόλουθων μετρήσεων :

1. Χρόνος, προσωπικό και οικονομικό κόστος αντιμετώπισης της διαδικασίας στόχου.
2. Αριθμός βελτιώσεων που δεν πρέπει να γίνουν στη διαδικασία στόχου.
3. Προβλεπόμενη αξία που αποκτήθηκε από τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας στόχου.
4. Διαθέσιμα δεδομένα ή το κόστος προμήθειας των δεδομένων που απαιτούνται για την αξιολόγηση και τη βελτίωση της διαδικασίας στόχου.
5. Αριθμός εξαρτήσεων μεταξύ της διαδικασίας στόχου και των διαδικασιών χωρίς στόχο.

6. Αριθμός ενδιαφερομένων με αντικρουόμενα συμφέροντα που εμπλέκονται στη διαδικασία στόχου.
7. Χρόνος που απαιτείται για την αξιολόγηση της βελτίωσης της διαδικασίας στόχου.

Η εύρεση παρόμοιων προβλημάτων που έχουν επιλυθεί εντός ή εκτός της εξορυκτικής βιομηχανίας μπορεί να είναι χρήσιμη για την περαιτέρω μείωση των επιλογών. Τα αρχεία ανοιχτής πρόσβασης όπως το Arxiv (<https://arxiv.org/>) διαθέτουν πληθώρα δημοσιευμένων και άμεσα διαθέσιμων ακαδημαϊκών εφημερίδων.

4.1.3 Τεχνική Αξιολόγηση

Η εσωτερική και εξωτερική επικύρωση είναι απαραίτητη για τον περιορισμό των πιθανών έργων. Αξιολόγηση των ακόλουθων τεχνικών παραγόντων:

1. Γνώση των αναποτελεσματικών διαδικασιών και των πηγών
2. Όλα τα σύνολα δεδομένων που μπορούν να μετρήσουν ή να δείξουν αναποτελεσματικότητα στη διαδικασία στόχου (δηλαδή, να μετρηθεί η ποσότητα και την ποιότητα των διαθέσιμων δεδομένων.)
3. Πλήθος διαθέσιμου χρόνου και προσωπικού για την αντιμετώπιση της διαδικασίας στόχου
4. Γνώση όλων των άγνωστων στοιχείων σχετικά με τη διαδικασία και τα σχετικά δεδομένα (συνήθως μέσω ελέγχου)
5. Συμμόρφωση με πρότυπα και δεοντολογία πριν και μετά τη βελτίωση της διαδικασίας στόχου
6. Γνώση των βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων επιπτώσεων στην οικονομική και κερδοφορία
7. Τεχνική εμπειρογνωμοσύνη διαθέσιμη εσωτερικά ή / και ανάγκη εξωτερικής παρέμβασης για την αντιμετώπιση του έργου
8. Μεταφορά εργασιών διεργασίας σε άλλες εργασίες κατά τη διάρκεια του αγωγού λειτουργίας

4.1.4 Κριτήρια Αποδοχής

Το επόμενο βήμα είναι να προσδιορίσετε τις βασικές μετρήσεις βελτίωσης απόδοσης για τη διαδικασία στόχου. Τα κριτήρια αποδοχής για την επιτυχή υλοποίηση έργων τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης περιστρέφονται γενικά γύρω από την ακρίβεια της παραγωγής και την προβλεπόμενη απόδοση της επένδυσης, τα οποία συνήθως εκφράζονται

σε επίπεδα εμπιστοσύνης. Για παράδειγμα, ένα υποθετικό έργο αναγνώρισης υλικού θα μπορούσε να ορίσει ένα υψηλό επίπεδο εμπιστοσύνης ως ακρίβεια εξόδου 95% στη διαφοροποίηση μεταξύ υλικών, μειώνοντας έτσι τον χρόνο που απαιτείται για την πραγματοποίηση ανθρώπινων ταξινομήσεων κατά 20 ώρες την εβδομάδα.

Είναι επίσης συνετό να γνωρίζουμε τα βέλτιστα όρια του προβλήματος ακόμη και μετά την εφαρμογή μιας λύσης τεχνητής νοημοσύνης επειδή:

- Το υλικό μπορεί να έχει φυσικούς περιορισμούς.
- Η ποσότητα και η ποιότητα των χρησιμοποιήσιμων, καθαρών δεδομένων μπορεί να είναι περιορισμένη.
- Οι διαδικασίες μπορεί να εξαρτώνται από άλλες αναποτελεσματικές εισόδους που προέρχονται από άλλες διαδικασίες.

Για την αντιμετώπιση αυτών των περιορισμών, μια κοινή αντιστάθμιση είναι να επιλέξετε ανάμεσα στη δημιουργία ενός εξαιρετικά ειδικού συστήματος με ακρίβεια σχεδόν 100% ή τη δημιουργία ενός γενικευμένου και μεταβιβάσιμου συστήματος που παράγει μόνο ακριβείς εξόδους 85% του χρόνου.

4.2 Διάρθρωση Έργου Τεχνητής Νοημοσύνης

Μόλις επιλεγεί ένα έργο, είναι σημαντικό να ορίσετε πώς φαίνεται η επιτυχία και τι χρειάζεται για να το επιτύχετε. Αυτή η διαδικασία θα βοηθήσει στον καθορισμό κριτηρίων αξιολόγησης και επιτυχίας για το έργο. Οι ροές εργασίας από τη χαρτογράφηση του προβλήματος έως την επικύρωση της λύσης περιγράφονται σε αυτήν την ενότητα. Τα περισσότερα έργα τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούν μια ευέλικτη ροή εργασίας όπου αυτές οι εργασίες γίνονται σχεδόν ταυτόχρονα. Χρησιμοποιώντας αυτήν τη μεθοδολογία, οι εργασίες κατανέμονται περαιτέρω για να προσφέρουν μικρές στοιχειώδεις βελτιώσεις σε "σπριντ" μιας έως δύο εβδομάδων (Atlassian, 2019).

Πόροι για συγκεκριμένες διαδικασίες λογισμικού

- Μια επισκόπηση των διαδικασιών ανάπτυξης λογισμικού: «Η διαδικασία ανάπτυξης λογισμικού» (n.d.).
- Διαδικτυακή τυποποιημένη διαδικασία για την εξόρυξη δεδομένων (CRISP-DM): Chapmanetal. (2009)
- Διαδικασία επιστημονικής ομάδας δεδομένων της Microsoft (TDSP): Microsoft (2017)

4.2.1 Χάρτης και Αξιολόγηση του Προβλήματος

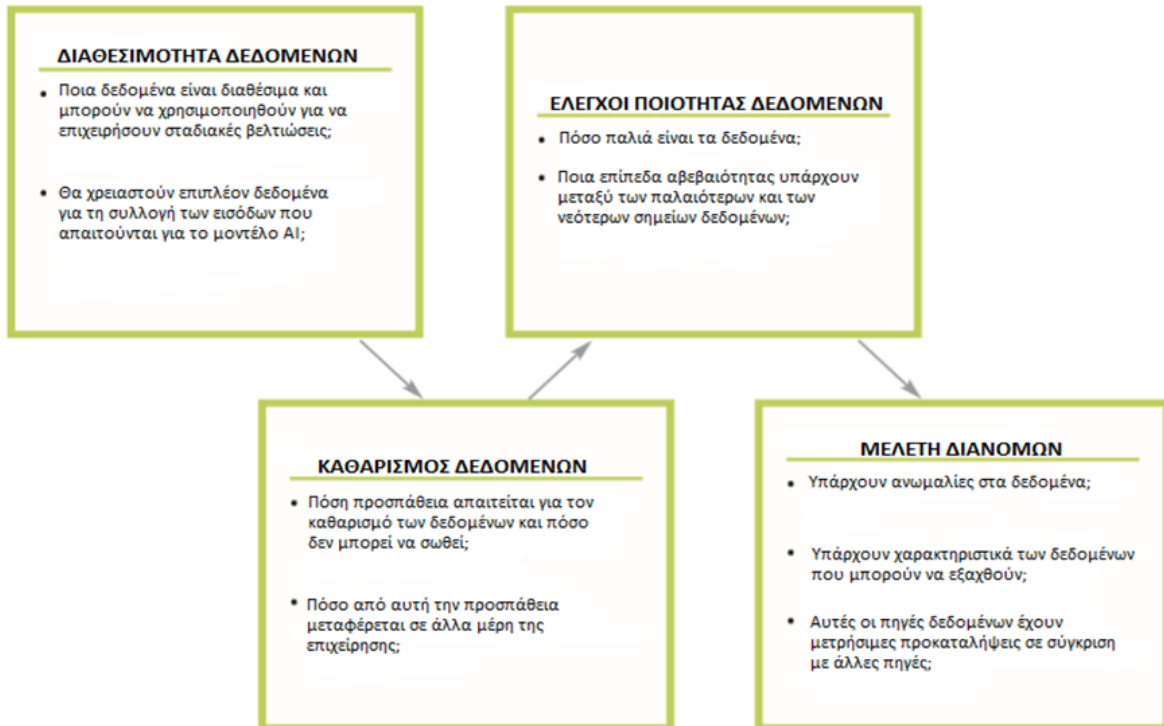
Ως επέκταση της τεχνικής επικύρωσης που χρησιμοποιείται για την επιλογή του έργου, μια μικρή ομάδα θα χρειαστεί να επεκτείνει τις ακόλουθες λεπτομέρειες : τις ελάχιστες απαιτήσεις απόδοσης, την επιχειρηματική αξία, τις αναλυτικές μεθόδους και τις απαιτήσεις για τα δεδομένα και την εμπειρία του τομέα. Στην ιδανική περίπτωση, ένας συνδυασμός επιτόπιας εμπειρογνωμοσύνης, οικονομικών προβλέψεων και ειδικών τεχνητής νοημοσύνης θα έκανε αυτό το βήμα μαζί. Μια προσέγγιση για τον προσδιορισμό του προβλήματος και των κριτηρίων επιτυχίας περιγράφεται στο Σχήμα 4.1.



Σχήμα 4.1: Διαδικασία καθορισμού κριτηρίων προβλήματος και επιτυχίας.

4.2.2 Αναλύστε τα Δεδομένα

Τα δεδομένα που απαιτούνται για την εφαρμογή βελτίωσης που βασίζεται σε τεχνητή νοημοσύνη πρέπει να αναλυθούν για την οργάνωση και τη συνάφειά τους με το έργο και να εκτιμηθεί εάν χρειάζονται πρόσθετα δεδομένα. Το Σχήμα 4.2 περιγράφει την προσέγγιση εξερεύνησης δεδομένων.

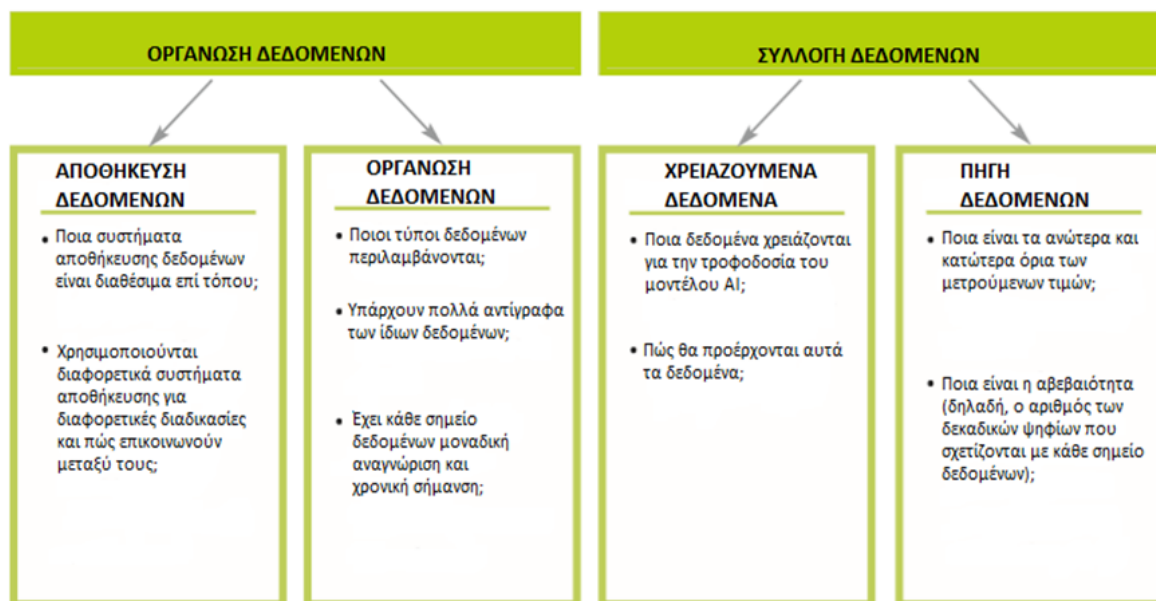


Σχήμα 4.2: Προσέγγιση εξερεύνησης δεδομένων.

4.2.3 Εξετάστε τα Συστήματα Οργάνωσης και Συλλογής Δεδομένων

Μια εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης είναι τόσο καλή όσο τα δεδομένα στα οποία μπορεί να έχει πρόσβαση, επομένως είναι σημαντικό να ληφθούν υπόψη τα συστήματα που απαιτούνται για τον χειρισμό υπαρχόντων και εισερχόμενων δεδομένων. Αυτή η εργασία περιλαμβάνει τα πρωτόκολλα οργάνωσης και συλλογής δεδομένων όπως απαιτείται. Αυτά περιγράφονται στο Σχήμα 4.3.

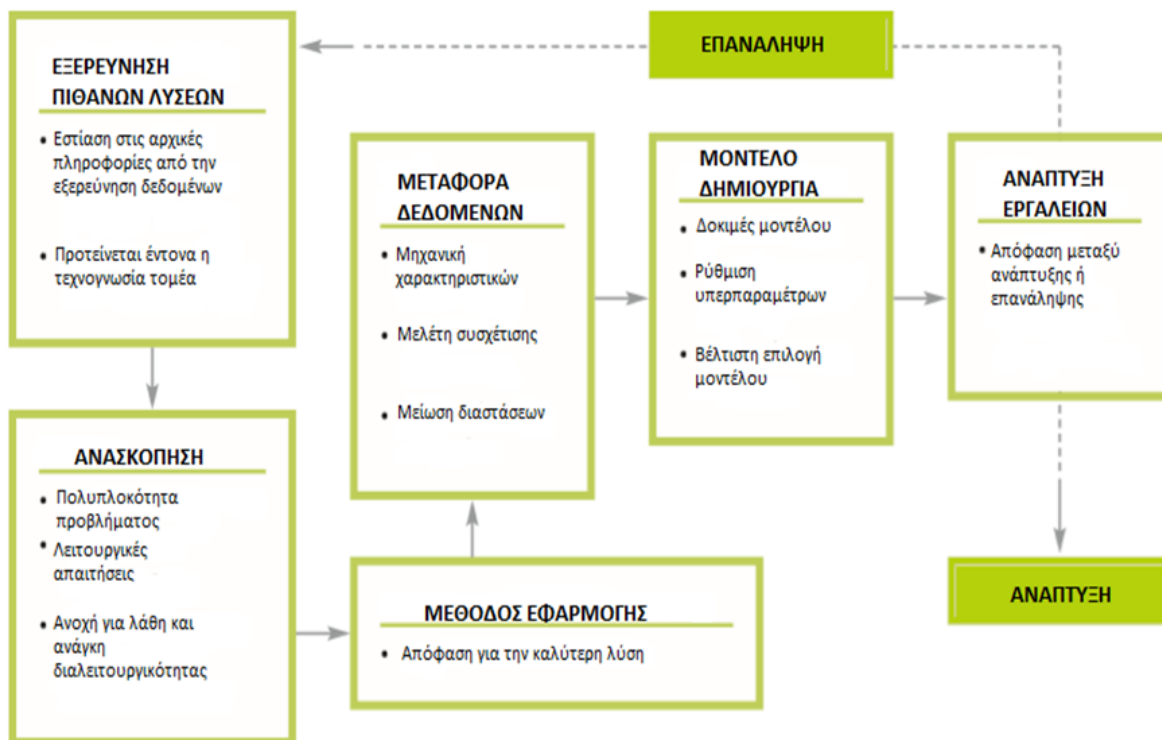
Για το πρώτο έργο τεχνητής νοημοσύνης, έως και το 80% της προσπάθειας μπορεί να διατεθεί στη συλλογή και τον καθαρισμό των δεδομένων (Ruiz, 2017). Ωστόσο, αυτή η εργασία είναι πολύ μεταβιβάσιμη και πολλές διαδικασίες μπορούν να επωφεληθούν από τα αποτελέσματα. Μόλις δημιουργηθεί ένα αποτελεσματικό σύστημα, η συλλογή δεδομένων και η οργάνωση για μελλοντικά έργα θα ελαχιστοποιηθούν.



Σχήμα 4.3: Οργάνωση δεδομένων και διαδικασία συλλογής.

4.2.4 Πιλοτικό Έργο Τεχνητής Νοημοσύνης

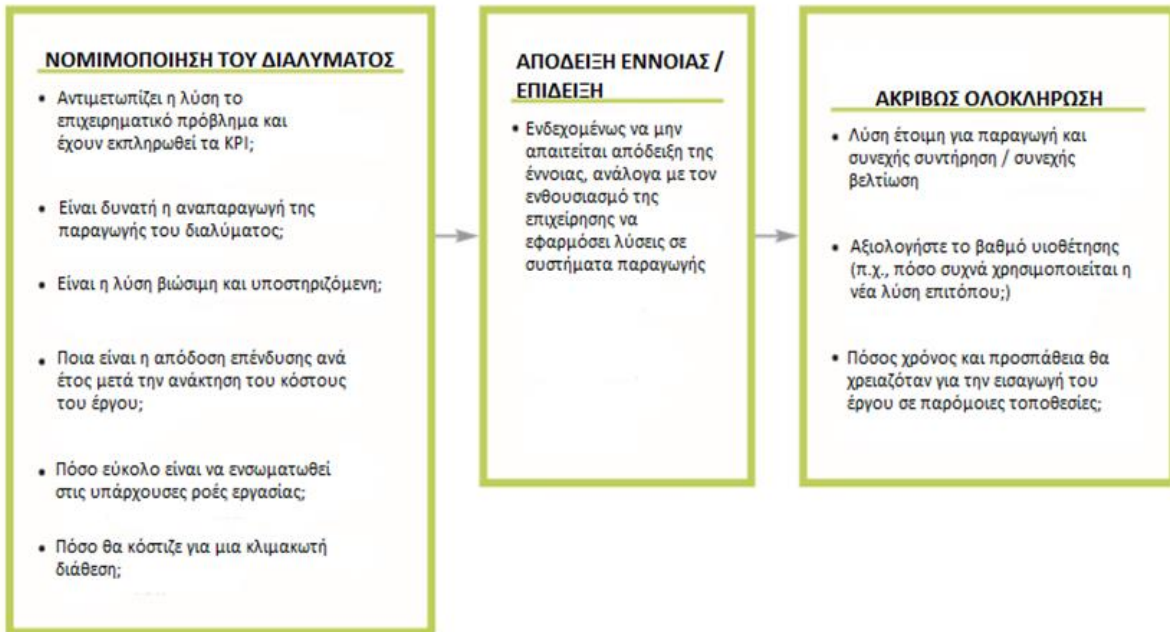
Το έργο τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να ξεκινήσει μετά από μια διεξοδική άσκηση στην οργάνωση δεδομένων και μια ανάλυση των εισόδων του μοντέλου ή / και των δεδομένων προκειμένου να μετρηθεί η ακρίβεια. Το Σχήμα 4.4 περιγράφει μια επαναληπτική και ευέλικτη διαδικασία που θα συνέβαινε σε ένα πιλοτικό πρόγραμμα τεχνητής νοημοσύνης . Εάν αναπτυχθούν πολλά εργαλεία ταυτόχρονα, τότε αυτές οι διαδικασίες θα συνέβαιναν παράλληλα.



Σχήμα 4.4: Διαδικασία πιλοτικού έργου Τεχνητής Νοημοσύνης.

4.2.5 Επικύρωση των Ευρημάτων

Το έργο τεχνητής νοημοσύνης πρέπει να αξιολογηθεί για την τεχνική του απόδοση (δηλαδή, την ακρίβεια), την επιχειρηματική αξία που επιτυγχάνεται / προβάλλεται, τη δυνατότητα μεταφοράς σε άλλες διαδικασίες και την πιθανή ευκολία ενσωμάτωσης / ανάπτυξης. Οι εμπειρογνώμονες τομέα και οι ειδικοί τεχνητής νοημοσύνης πρέπει να συσχεφτούν για τα βήματα που περιγράφονται στο Σχήμα 4.5 για να διασφαλιστεί ότι υπάρχει μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση και σαφής επικοινωνία με τα ανώτερα στελέχη. Μόλις υλοποιηθεί το έργο, είναι σημαντικό να επανεξετάζετε περιοδικά το μοντέλο ή η ανάλυση και να εκτελεστεί ξανά με νέα δεδομένα για να διασφαλιστεί ότι τα αποτελέσματα παραμένουν έγκυρα.



Σχήμα 9. Διαδικασία επικύρωσης

Σχήμα 4.5: Διαδικασία επικύρωσης.

4.2.6 Κατασκευή Ομάδας Τεχνητής Νοημοσύνης

Ένα ερώτημα που οι οργανισμοί θα αντιμετωπίσουν νωρίς είναι αν θα κατασκευάσουν εσωτερικούς ή θα χρησιμοποιούν εξωτερικούς πόρους. Ο Πίνακας 4.2 προσδιορίζει ορισμένους παράγοντες που θα μπορούσαν να λάβουν υπόψη οι οργανισμοί όταν αποφασίζουν ποιον τύπο πόρων θα χρησιμοποιήσουν.

Πίνακας 4.2: Κρίσιμοι παράγοντες για την οικοδόμηση εσωτερικών ή εξωτερικών ομάδων Τεχνητής Νοημοσύνης.

ΕΣΩΤΕΡΙΚΟΣ	ΕΞΩΤΕΡΙΚΟΣ
Μια ομάδα εσωτερικών δεδομένων αναλύει τακτικά πολλά σύνολα δεδομένων που βασίζονται στη διαδικασία	Απαιτούνται επιπλέον δεδομένα από εξωτερικές πηγές (π.χ. δεδομένα για την εκπαίδευση ενός μοντέλου)
Υπάρχει εσωτερική εμπειρογνομosύνη στον τομέα της διαδικασίας σε πολλούς ιστότοπους	Ο ακριβός εξοπλισμός πρέπει είτε να ενοικιαστεί είτε να αγοραστεί για τη συλλογή επιπλέον δεδομένων
Υπάρχει ένα οργανωμένο και ενοποιημένο σύστημα αποθήκευσης δεδομένων	Δεν υπάρχει ενοποιημένο και / ή εύκολα ερωτημένο σύστημα αποθήκευσης δεδομένων
Το πρόβλημα εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από άλλες επιτόπιες διαδικασίες (δηλαδή, η λύση θα ήταν επομένως μοναδική σε έναν ή δύο ιστότοπους)	Η λύση μπορεί να διατεθεί σε περισσότερες από τρεις τοποθεσίες (δηλαδή, η λύση γενικεύεται για πολλαπλές λειτουργίες)
Υπάρχει μια ομάδα εσωτερικής διαδικασίας και συντήρησης δεδομένων και παρέχεται εκπαίδευση σχετικά με τη λύση AI	Δεν υπάρχει εσωτερική ομάδα συντήρησης δεδομένων όταν η λύση πηγαίνει στην παραγωγή σε έναν ή περισσότερους ιστότοπους
Η εφαρμογή της λύσης δεν είναι ευαίσθητη στο χρόνο	Η επιχειρηματική αξία από τη λύση μπορεί να συλλεχθεί αμέσως ή / και θα επηρεάσει άμεσα άλλες διαδικασίες
Απαιτούνται άλλες βελτιώσεις εκτός του AI πριν από την εφαρμογή AI	Η διαδικασία χρειάζεται μια εφαρμογή AI / machine learning / hardware για να βελτιωθεί
Υπάρχει ένα σύστημα εσωτερικού ελέγχου για μια ολοκληρωμένη εικόνα του προβλήματος	Οι εξωτερικοί εμπειρογνώμονες τομέα έχουν κατά κύριο λόγο άποψη για τη διαδικασία με την οποία συμμετέχουν

Κάθε οργανισμός θα βρίσκεται σε ένα φάσμα μεταξύ εσωτερικών και εξωτερικών πόρων, αλλά θα υπάρχουν κάποιες ομοιότητες μεταξύ των προσεγγίσεων:

- Για την κατανόηση του προβλήματος και των διαθέσιμων δεδομένων: Οι εσωτερικοί πόροι που κατανοούν το πρόβλημα σε πολλούς ιστότοπους θα ήταν ιδανικοί επειδή θα έχουν βαθιά κατανόηση του τομέα και θα μπορούν να αντλούν πληροφορίες από τα δεδομένα. Για παράδειγμα, ένας γεωλόγος με ιστορικό στατιστικών και ένας ειδικός εσωτερικών δεδομένων θα αποτελούν μια εξαιρετική ομάδα.
- Για διαδικασίες ελέγχου δεδομένων: Οι εξωτερικές ή ημι-εξωτερικές οντότητες, όπως οι σύμβουλοι, είναι ιδανικές επειδή μπορούν να αξιοποιήσουν την εμπειρία τους με παρόμοια έργα σε πολλούς παρόμοιους οργανισμούς προκειμένου να εκτιμήσουν την ποιότητα των δεδομένων και να εντοπίσουν εξαρτήσεις υψηλού επιπέδου.

- Για την κατασκευή ακριβών, στιβαρών και γενικευμένων μοντέλων: Απαιτούνται συχνά ειδικοί με πρόσβαση σε ποικίλα σύνολα δεδομένων, επομένως αυτή η διαδικασία συχνά γίνεται πιο εύκολα σε εξωτερικούς προμηθευτές που φέρνουν τη σωστή εμπειρία.

Θα ήταν ωφέλιμο να υπάρχει ένα μέλος της ομάδας για να επικοινωνήσει μεταξύ του ειδικού τομέα και του ειδικού τεχνητής νοημοσύνης, προκειμένου να διασφαλιστεί ότι όλες οι πληροφορίες ερμηνεύονται με σαφήνεια, έτσι ώστε η συνεργασία να λειτουργεί ομαλά και οι γνώσεις να μπορούν να κοινοποιούνται εύκολα σε βασικούς ενδιαφερόμενους, όπως εκείνοι των ηλικιωμένων διοικητικών θέσεων. Αυτό το άτομο θα είναι υπεύθυνο για:

- Διασφάλιση της αποτελεσματικότητας του έργου, της προόδου και των αποτελεσμάτων.
- Ανάπτυξη και συντήρηση τεκμηρίωσης έργου για αναφορά σε μελλοντικές εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης.

4.3 Οφέλη Έργου Τεχνητής Νοημοσύνης

Η προσεκτική εξέταση των διαδικασιών που περιγράφονται νωρίτερα σε αυτήν την ενότητα μπορεί να βοηθήσει τον οργανισμό να επιτύχει τα ακόλουθα οφέλη από το έργο τεχνητής νοημοσύνης:

- **Ασφάλεια:** Πολλά έργα τεχνητής νοημοσύνης, όπως αυτά που χρησιμοποιούν προηγμένα αυτόνομα συστήματα, απομακρύνουν τους ανθρώπους από επικίνδυνες καταστάσεις. Εφαρμογές όπως προληπτική συντήρηση, ανίχνευση αντικειμένων και κόπωση και άλλα συστήματα παρακολούθησης μπορούν επίσης να εφαρμοστούν για την αποτροπή συμβάντων ασφαλείας πριν συμβούν.
- **Παραγωγικότητα:** Πολλά έργα τεχνητής νοημοσύνης βελτιώνουν την παραγωγικότητα εξαλείφοντας χρονοβόρες και επαναλαμβανόμενες εργασίες που συνήθως έκαναν οι άνθρωποι. Μπορούν επίσης να βελτιώσουν τις διαδικασίες σχεδιασμού και λήψης αποφάσεων και να οδηγήσουν σε πιο παραγωγικές λειτουργίες.
- **Αειφορία:** Οι επιχειρηματικές και λειτουργικές βελτιώσεις που μπορούν να επιτρέψουν η τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να βοηθήσουν τις εξορυκτικές επιχειρήσεις να είναι βιώσιμες μακροπρόθεσμα.

- **Αξιοπιστία:** Με την αξιοποίηση πληροφοριών εγκατάστασης σε πραγματικό χρόνο και δεδομένων συντήρησης, η αξιοπιστία των περιουσιακών στοιχείων μπορεί να αυξηθεί.

Η ενότητα 4 παρέχει μερικά παραδείγματα εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης που μπορούν να βοηθήσουν στην επίτευξη αυτών των πλεονεκτημάτων.

4.4 Προκλήσεις και Κίνδυνοι Έργου Τεχνητής Νοημοσύνης

Υπάρχουν πολλές προκλήσεις και κίνδυνοι που πρέπει να διαχειριστούν κατά την ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης σε μια υπάρχουσα επιχείρηση εξόρυξης.

4.4.1 Προτεραιότητες Βιομηχανίας και Ενδιαφερομένων

Οι προτεραιότητες της βιομηχανίας και των ενδιαφερόμενων μερών ενδέχεται να μην συμβαδίζουν πάντα με την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης. Βιομηχανίες όπως η εξόρυξη που υπήρχαν εδώ και πολύ καιρό μπορεί να είναι επιφυλακτικοί για την υιοθέτηση της τεχνητής νοημοσύνης λόγω της σημασίας που δίνεται στις καθιερωμένες χειροκίνητες διαδικασίες και η αναταραχή που θα εφαρμόζει μια καινοτομία που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη .

Χρήσιμος πόρος

«Τεχνητή Νοημοσύνη και διαχείριση κινδύνων: καινοτομία με αυτοπεποίθηση», μια έκθεση του DeloitteCenterforRegulatoryStrategy (2018) καλύπτει τη διαχείριση κινδύνου για καινοτομίες Τεχνητής Νοημοσύνης στον κλάδο των χρηματοοικονομικών υπηρεσιών. Υπάρχουν πολλά παράλληλα με τη διαχείριση κινδύνων στην εξόρυξη.

Όσον αφορά τις προτεραιότητες των ενδιαφερόμενων μερών, οι ενδιαφερόμενοι σε εποπτικές θέσεις ενδέχεται να είναι απρόθυμοι να αγκαλιάσουν ένα έργο καινοτομίας τεχνητής νοημοσύνης, λόγω του κινδύνου εκχώρησης άλλων ατόμων των οποίων τα τακτικά καθήκοντα είναι εκτός του τομέα του έργου, ειδικά εάν θα συμμετέχουν στη συνέχιση του συστήματος τεχνητής νοημοσύνης συντήρηση. Ειδικότερα, εάν η ομάδα είναι ως επί το

πλείστων εσωτερική, τότε η εμπιστοσύνη σε μια μικρή ομάδα εμπειρογνομόνων θα μπορούσε να προκαλέσει τον κίνδυνο υπερφόρτωσης πόρων και κακής διαχείρισης.

4.4.2 Τεχνικός Κίνδυνος

Η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης σε μακροχρόνια συστήματα και διαδικασίες συνεπάγεται ως τεχνικός κίνδυνος σε ολόκληρη τη διαδικασία. Όπως καλύπτεται στην Ενότητα 3.1, είναι απαραίτητο να υπάρχει μια λεπτομερής τεχνική αξιολόγηση του τρόπου με τον οποίο η τεχνητή νοημοσύνη θα βελτιώσει μια διαδικασία στόχου. Εάν αυτή η αξιολόγηση δεν είναι αρκετά επιμελής, τότε οι αδυναμίες της θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε:

- Μεροληψία στο μοντέλο
- Ειδοποιήσεις σχολιασμού χωρίς παρατηρήσεις
- Κατάχρηση του πρωτοκόλλου Τεχνητής Νοημοσύνης
- Μοντέλο suboptimality

Οι προκλήσεις με τη διατήρηση των συστημάτων αποθήκευσης και μεταφοράς δεδομένων θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε ελλιπή είσοδο δεδομένων και αυτό θα μπορούσε να επηρεάσει αρνητικά την έξοδο του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης. Από την πλευρά του υλικού, η αδυναμία αξιολόγησης της αβεβαιότητας των μετρήσεων και η συντήρηση του εξοπλισμού θα είχε ως αποτέλεσμα υπό βέλτιστες, προκατειλημμένες και ελλιπείς εισόδους δεδομένων στο μοντέλο (Deloitte Center for Regulatory Strategy, 2018, p. 8).

Επιπλέον, εάν η υποδομή δεδομένων που απαιτείται για τη συντήρηση και την κλιμάκωση της τεχνολογίας τεχνητής νοημοσύνης δεν ήταν επαρκής, τότε θα μπορούσε να οδηγήσει σε καθυστερήσεις του συστήματος και να μην μπορεί να χειριστεί μεγάλες εισόδους δεδομένων.

4.4.3 Ηθική και Εμπιστοσύνη

Η δεοντολογία είναι μια αυξανόμενη ανησυχία για την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης, ειδικά όσον αφορά την προκατάληψη και το απόρρητο.

Χρήσιμοι πόροι

Οι ακόλουθες δηλώσεις σχετικά με την υπεύθυνη τεχνητή νοημοσύνη είναι εξαιρετικοί πόροι για εταιρείες που θέλουν να εφαρμόσουν την τεχνητή νοημοσύνη με ηθικό τρόπο:

- Η Διακήρυξη του Μόντρεαλ για μια Υπεύθυνη Ανάπτυξη Τεχνητής Νοημοσύνης (2018)
- Η Διακήρυξη του Τορόντο: Προστασία των δικαιωμάτων στην ισότητα και τη μη διάκριση στα συστήματα μηχανικής μάθησης (Διεθνής Αμνηστία και Πρόσβαση Τώρα, 2018)

Το Privacy International (2019) παρέχει επίσης μια καλή επισκόπηση της προστασίας δεδομένων.

Οι εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης δεν είναι τόσο αντικειμενικές όσο πιστεύουν πολλοί επειδή οι αλγόριθμοι μπορούν να ενσωματώσουν τις προκαταλήψεις των προγραμματιστών τους. Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει ήδη βρεθεί ότι επιδεινώνει τις υπάρχουσες ανθρώπινες προκαταλήψεις σε τομείς τόσο διαφορετικούς όσο η πρόσληψη, το λιανικό εμπόριο, η ασφάλεια και η ποινική δικαιοσύνη (Hao, 2019, παράγραφος 1). Για παράδειγμα, σε μια πρόσφατη μελέτη, οι Raji και Buolamwini (2019) διαπίστωσαν ότι ορισμένες τεχνολογίες αναγνώρισης προσώπου έχουν την τάση να κάνουν λάθος γυναίκες με πιο σκούρο δέρμα για τους άνδρες. Η πιθανότητα εσφαλμένης αναγνώρισης των υπαλλήλων είναι κάτι που πρέπει να θυμάστε όταν εφαρμόζετε η τεχνητή νοημοσύνη βάσει δεδομένων από πηγές όπως η τηλεόραση κλειστού κυκλώματος (CCTV).

Όσον αφορά το απόρρητο, οι τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να συγκεντρώνουν δεδομένα σχετικά με άτομα που δεν θα ήθελαν να κοινοποιηθούν σε τρίτους. Για παράδειγμα, τα wearables, όπως οι ανιχνευτές φυσικής κατάστασης και τα έξυπνα ρολόγια μπορούν να παρέχουν εξαιρετικά οικεία πορτρέτα των ιδιοκτητών τους (βλ. Maddox, 2015). Τέτοιες τεχνολογίες χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο στο χώρο εργασίας, και εκείνες που τις εφαρμόζουν πρέπει να διασφαλίσουν ότι χρησιμοποιούν προσωπικά δεδομένα ηθικά και ότι είναι διαφανείς σχετικά με αυτό.

Οι κυβερνήσεις έχουν αρχίσει να δημιουργούν νομικά πλαίσια για την αντιμετώπιση ορισμένων ζητημάτων απορρήτου σχετικά με την υιοθέτηση της τεχνητής νοημοσύνης. Η Ευρωπαϊκή Ένωση έχει ήδη εφαρμόσει τον Γενικό Κανονισμό Προστασίας Δεδομένων (GDPR), έναν νόμο που έχει άμεση συνέπεια στις τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης μέσω της ρύθμισης δεδομένων. Αυτό το πλαίσιο προστασίας παρέχει κανόνες και σημεία

αναφοράς για επαρκείς πρακτικές απορρήτου και ασφάλειας. Ο Νόμος περί Προστασίας Προσωπικών Πληροφοριών και Ηλεκτρονικών Εγγράφων (PIPEDA) είναι το αντίστοιχο του Καναδά για το απόρρητο των δεδομένων. Κανονισμοί όπως αυτοί επηρεάζουν τον τρόπο με τον οποίο οι οργανισμοί κοινοποιούν και αποθηκεύουν δεδομένα.

«Στις έρευνές μας και στη δουλειά μας με εκατοντάδες πελάτες, έχουμε δει ότι οι πρωτοβουλίες τεχνητής νοημοσύνης αντιμετωπίζουν τεράστια πολιτιστικά και οργανωτικά εμπόδια. Αλλά έχουμε επίσης δει ότι οι ηγέτες που αρχικά λαμβάνουν μέτρα για να διαλύσουν αυτά τα εμπόδια μπορούν να εκμεταλλευτούν αποτελεσματικά τις ευκαιρίες της Τεχνητής Νοημοσύνης».
(Από το "Building the AI-Powered Organisation" από τους Tim Fountaine, Brian McCarthy και Tamim Saleh. HarvardBusiness Review, Ιούλιος-Αύγουστος 2019)

4.4.4 Άνθρωποι και Πολιτισμός

Το προσωπικό και η πολιτιστική δέσμευση που απαιτούνται για τη βραχυπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης δεν μπορούν να υποτιμηθούν. Ένας βασικός κίνδυνος που σχετίζεται με τη βραχυπρόθεσμη υιοθέτηση είναι η πιθανότητα κενών κατανόησης μεταξύ εμπειρογνομώνων ιστότοπου και ειδικών τεχνητής νοημοσύνης. Αυτά τα κενά μπορεί να έχουν ως αποτέλεσμα η παραγωγή του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης να μην ανταποκρίνεται στις προσδοκίες των ενδιαφερομένων. Επιπλέον, τα ζητήματα με την πλήρη διανομή και διαχείριση πόρων θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε κινδύνους όπως η απαίτηση περισσότερων πόρων από τους προβλεπόμενους ή η διακοπή του έργου πριν από την ολοκλήρωση.

Μακροπρόθεσμα, η έλλειψη πολιτιστικής δέσμευσης θα μπορούσε να οδηγήσει σε προκλήσεις, επομένως είναι επιτακτική ανάγκη να αντιμετωπιστούν τυχόν πολιτιστικές αλλαγές που απαιτούνται για την χρήση της τεχνολογίας. Θα πρέπει να αντιμετωπιστούν με διαφάνεια οι ανασφάλειες σχετικά με την απώλεια θέσεων εργασίας και, στη συνέχεια, να ενθαρρύνετε μια κουλτούρα που να προσαρμόζει τη χρήση του μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης. Θα είναι απαραίτητη η αποφυγή του κινδύνου χαμηλών επιπέδων αγοράς και αρνητικών αντιλήψεων που σχετίζονται με την αλλαγή.

4.4.5 Κοινά Πρότυπα και Πλατφόρμες

Υπάρχει επίσης ο κίνδυνος να επιλέξετε λανθασμένη τεχνολογία ή πλατφόρμα και να χρειαστεί να επανεξετάσετε μερικά από τα αρχικά βήματα. Ο προσδιορισμός κοινών προτύπων και πλατφορμών είναι σημαντικός για τον μετριασμό αυτού του κινδύνου και την

αποτροπή αυξημένης εξάρτησης από τους προμηθευτές, ειδικά σε καταστάσεις όπου τμήματα πλατφορμών δεδομένων δυσλειτουργούν.

Οι οργανισμοί αντιμετωπίζουν την απόφαση για το αν θα χρησιμοποιούν είτε υποδομές δεδομένων είτε βάση cloud (βάση δεδομένων) είτε επί τόπου ή εάν θα επιλέξουν πτυχές και των δύο. Τα χαρακτηριστικά αυτών, με βάση αυτά που περιγράφονται από τον Hale (2017), συνοψίζονται στον Πίνακα 4.3.

Ένα πλαίσιο δεδομένων που αποτελείται και από τους δύο τύπους υποδομών μπορεί να δημιουργηθεί για να ανταποκρίνεται στις άμεσες και μελλοντικές ανάγκες. Αναμένεται προσεκτική διαχείριση από προσωπικό πληροφορικής και μηχανογράφησης δεδομένων - τόσο εσωτερικά όσο και εξωτερικά - καθώς αυτά τα συστήματα χρειάζονται για να ενσωματώσουν μια λύση Τεχνητής Νοημοσύνης σε μια λειτουργία.

Πίνακας 4.3: Υποδομές δεδομένων στο νέφος και τοπικά.

Νέφος	Προϋπόθεση
Μηνιαία ή ετήσια συνδρομή	Άδεια μόνιμης άδειας
Λειτουργικές δαπάνες (μικρές ποσότητες καθ' όλη τη διάρκεια ζωής του προϊόντος)	Κεφαλαιουχικές δαπάνες (μεγάλη προκαταβολή) και απαιτεί χώρο για εγκατάσταση υλικού
Φιλοξενείται στους διακομιστές του προμηθευτή με πρόσβαση στο διαδίκτυο	Εγκατεστημένο σε λειτουργικούς διακομιστές ή / και υπολογιστές και απαιτεί εσωτερικό προσωπικό πληροφορικής
Δυνατότητα κλιμάκωσης εκθετικά με τη χρήση της τεχνολογίας	Απαιτείται σημαντική δαπάνη σε κλίμακα. κίνδυνος καθυστέρησης του συστήματος, εάν δεν είναι καλά σχεδιασμένο
Ασφάλεια στα χέρια του πωλητή. ενδέχεται να μην συμμορφώνεται με όλα τα πρότυπα που σχετίζονται με τις οργανωτικές δραστηριότητες	Η ασφάλεια προσαρμόζεται στους κανονισμούς και τις δραστηριότητες του οργανισμού. Εάν έχει σχεδιαστεί σωστά, η ασφάλεια του κενού αέρα είναι εφικτή
Λιγότερο προσαρμόσιμο για εξειδικευμένες εργασίες και πρωτόκολλα	Προσαρμοσμένη προσαρμογή για συγκεκριμένες εργασίες. Ο οργανισμός έχει μεγαλύτερο έλεγχο του σχεδιασμού
Σύντομος και απρόσκοπτος χρόνος εφαρμογής και τακτικές ενημερώσεις συστήματος που λειτουργούν από προμηθευτές	Μεγάλος χρόνος εφαρμογής και έλλειψη υποστήριξης εγκατάστασης / ενημέρωσης

Κεφάλαιο 5: Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης

Αυτό το κεφάλαιο παρέχει μερικά παραδείγματα εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης για να δείξει μερικούς από τους τρόπους με τους οποίους η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται στην εξόρυξη. Όπως συζητήθηκε σε προηγούμενες ενότητες, η αξιοποίηση όλων αυτών των εφαρμογών απαιτεί ποιοτικά δεδομένα και επαρκή προγραμματισμό.



5.1 Βελτιστοποίηση Διαδικασίας

Η διαδικασία βελτιστοποίησης είναι μια εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης που αξιοποιεί τα υπάρχοντα δεδομένα και αναλύει τις διακυμάνσεις και τις τάσεις προκειμένου να προβλέψει μελλοντικά αποτελέσματα και να παρέχει υποστήριξη αποφάσεων. Αυτές οι τεχνικές μπορούν να εφαρμοστούν σε ολόκληρη την αλυσίδα αξίας εξόρυξης και μπορούν να κυμαίνονται στο εύρος από τη συνολική βελτιστοποίηση ορυχείων έως τη βελτιστοποίηση μια διαδικασίας και μπορούν να επικεντρωθούν στην επίτευξη μακροπρόθεσμων ή βραχυπρόθεσμων στόχων. Μερικά παραδείγματα στην εξόρυξη είναι:

1. Διορθωτικά συστήματα σχεδιασμού ορυχείων: Δεδομένα σχεδιασμού ορυχείων συμπεριλαμβανομένων αποκλίσεων εισάγονται σε ένα μοντέλο που αναλύει τις τάσεις και προσδιορίζει τις περιοχές που επηρεάζονται. Το αποτέλεσμα στη συνέχεια αναλύεται για την ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου και βελτιστοποιημένου σχεδίου.
2. Συστήματα συμφιλίωσης και βελτιστοποίησης μεταλλεύματος: Τα συστήματα συμφιλίωσης και βελτιστοποίησης μεταλλευμάτων με δυνατότητα τεχνητής νοημοσύνης βελτιστοποιούν τη διαδικασία σύγκρισης και ανάλυσης διαφορών

μεταξύ διαφορετικών πηγών εκτιμώμενων και πραγματικών δεδομένων, προκειμένου να κατανοήσουν, να προβλέψουν και να βελτιστοποιήσουν την αξία.

3. Συστήματα βελτιστοποίησης χαρτοφυλακίου: Ιστορικά δεδομένα από τη λειτουργία, παρόμοιες λειτουργίες και εξωτερικές αγορές και δεδομένα επιχειρησιακού προγραμματισμού εισάγονται σε ένα μοντέλο. Ο αλγόριθμος που προκύπτει, κάνει συμπεράσματα μεταξύ αυτών των παραγόντων προκειμένου να προβλέψει τις μετρήσιμες χρηματοοικονομικές λειτουργίες.

5.2 Προγνωστική Συντήρηση

Τα δεδομένα σχετικά με την υγεία των μηχανών συλλέγονται από αισθητήρες και τα ιστορικά αρχεία αστοχίας στοιχείων εισάγονται στο μοντέλο. Τα μοντέλα πρόβλεψης συντήρησης παράγουν ρεαλιστικές προβλέψεις για το πότε ενδέχεται να προκύψουν πιθανές αστοχίες ή δυσλειτουργίες εξαρτημάτων και παρέχουν εκτιμήσεις για το πότε πρέπει να εκτελείται συντήρηση προκειμένου να αποφευχθούν πιθανές αστοχίες και δυσλειτουργίες. Αυτό μπορεί να μειώσει το μη προγραμματισμένο χρόνο διακοπής λειτουργίας και να βελτιώσει την ασφάλεια και την παραγωγικότητα.

5.3 Παρακολούθηση Ασφάλειας

Ορισμένες από τις αρχές της προβλέψιμης συντήρησης μπορούν επίσης να εφαρμοστούν στην επίλυση άλλων προβλημάτων ασφαλείας και περιβάλλοντος. Για παράδειγμα:

1. Μοντελοποίηση ουρών: Δεδομένα από αισθητήρες τελμάτων μπορούν να δημιουργήσουν ένα μοντέλο του σωρού τελμάτων. Ο τεχνικός μηχανισμός θα μπορούσε να αναλύσει τα προκύπτοντα δεδομένα προκειμένου να αποτρέψει τη διαρροή, τη μόλυνση ή τα προβλήματα με τις διαδικασίες επεξεργασίας νερού.
2. Συστήματα γεωτεχνικής παρακολούθησης: Οι είσοδοι δεδομένων από γεωτεχνικούς αισθητήρες, σεισμικές ειδοποιήσεις, πίνακες εργαλείων, σχέδια απόκρισης και ιστορικές σεισμικές αναφορές αναλύονται με σκοπό την παροχή υποστήριξης αποφάσεων και τον μετριασμό του κινδύνου σε δραστηριότητες όπως διαχείριση πίεσης, διάτρηση, ανατινάξεις και κατακρήμνιση.



5.4 Μηχανική Όραση

Οι τεχνολογίες μηχανικής όρασης χρησιμοποιούν λήψη βάση εικόνας για την παρακολούθηση δραστηριοτήτων. Στη συνέχεια, οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία δεδομένων και παρέχουν πληροφορίες που υποστηρίζουν τη λήψη αποφάσεων. Τα παραδείγματα περιλαμβάνουν:

1. Συστήματα ασφαλείας για αυτόνομα οχήματα: Τα συστήματα μηχανικής όρασης σε αυτόνομα οχήματα μπορούν να προσδιορίσουν εμπόδια και μη ασφαλείς συνθήκες και να χρησιμοποιήσουν αυτές τις ιδέες για να αντιδράσουν ανάλογα.
2. Υποστήριξη αποφάσεων για διάτρηση και ανατίναξη: Τα συστήματα μηχανικής όρασης σε κάδους ή φτυάρια μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση κατακερματισμού και άλλων παραμέτρων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση των διαδικασιών διάτρησης και ανατίναξης.
3. Παρακολούθηση και καταγραφή επαναλαμβανόμενων εργασιών: Τα συστήματα μηχανικής όρασης μπορούν να εφαρμοστούν σε επαναλαμβανόμενες εργασίες, όπως κύκλοι φόρτωσης-απόρριψης για αυτόματη καταγραφή δεδομένων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση αυτών των διαδικασιών.



Παράρτημα Α – Σχετικές Δράσεις

Η εργασία που γίνεται στο GMG AI in Mining Group Working δεν είναι η μοναδική. Πολλοί άλλοι οργανισμοί εργάζονται για καθοδήγηση και τυποποίηση που σχετίζεται με την τεχνητή νοημοσύνη. Αυτά τα έργα θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν στο μέλλον.

Άλλες πρωτοβουλίες του GMG

Αρκετές άλλες Ομάδες Εργασίας GMG τέμνονται με Τεχνητή Νοημοσύνη, όπως:

- Η ομάδα εργασίας για την αυτόνομη εξόρυξη
- Η Ομάδα Εργασίας Διαλειτουργικότητας
- Η Ομάδα Εργασίας Πρόσβασης και Χρήσης Δεδομένων

Η Διεθνής Ηλεκτροτεχνική Επιτροπή (IEC) και ο Διεθνής Οργανισμός Τυποποίησης (ISO) δημιούργησαν μια κοινή επιτροπή (ISO / IEC JTC 1 / SC 42) για τη διεξαγωγή δραστηριοτήτων τυποποίησης για την τεχνητή νοημοσύνη (<https://www.iso.org/επιτροπή/6794475.html>). Έχουν δημοσιεύσει τρία μεγάλα πρότυπα δεδομένων (ISO 2018a, ISO 2018b και ISO 2018c). Επί του παρόντος εργάζονται σε πολλά άλλα, συμπεριλαμβανομένου ενός πλαισίου για συστήματα τεχνητής νοημοσύνης (TN) που χρησιμοποιούν μηχανική εκμάθηση (ML) και τεχνητή νοημοσύνη - Έννοιες και ορολογία.

Η Ένωση Προτύπων IEEE δημιούργησε ομοίως ομάδες εργασίας τα τελευταία χρόνια. Τα έργα ενεργών προτύπων περιλαμβάνουν:

P7008- Πρότυπο για ηθικά κίνητρα για ρομποτικά, έξυπνα και αυτόνομα συστήματα (<https://standards.ieee.org/project/7008.html>).

P7009 - Πρότυπο για ασφαλή σχεδίαση αυτόνομων και ημιαυτόνομων συστημάτων (<https://standards.ieee.org/project/7009.html>).

P7010 - Πρότυπο μετρήσεων ευημερίας για ηθική τεχνητή νοημοσύνη και αυτόνομα συστήματα (<https://standards.ieee.org/project/7010.html>).

Το Partnership on AI (www.partnershiponai.org) είναι μια πολυμερής οργάνωση που ιδρύθηκε από ηγέτες στον κλάδο της τεχνολογίας. Στόχος της είναι η ανάπτυξη και η ανταλλαγή βέλτιστων πρακτικών, η προώθηση της κατανόησης του κοινού, η παροχή μιας ανοιχτής και χωρίς αποκλεισμούς πλατφόρμας για συζήτηση και εμπλοκή, και να εξετάζει

και να υποστηρίζει κοινωνικά επωφελείς εφαρμογές. Αυτή τη στιγμή έχουν τρεις ομάδες εργασίας:

1. Κρίσιμη ασφάλεια Τεχνητής Νοημοσύνης
2. Δίκαιη, διαφανής και υπεύθυνη τεχνητή νοημοσύνη
3. Τεχνητή Νοημοσύνη, Εργασία και Οικονομία

Παράρτημα Β – Εκπαίδευση

Υπάρχουν πολλοί διαθέσιμοι πόροι που θα βοηθήσουν στην περαιτέρω γνώση της τεχνητής νοημοσύνης. Σε αυτήν την ενότητα εστιάζουμε οι διαδικτυακοί πόροι, αλλά μπορεί επίσης να υπάρχουν κολέγια και πανεπιστήμια που προσφέρουν μαθήματα στην περιοχή σας.

Μαζικά ανοιχτά διαδικτυακά μαθήματα

Τα μαζικά ανοιχτά διαδικτυακά μαθήματα (MOOCs) έχουν εκραγεί τα τελευταία χρόνια. Παρέχουν μια εύκολα προσβάσιμη πηγή εκπαιδευτικού υλικού. Μερικές δημοφιλείς πλατφόρμες που προσφέρουν μαθήματα για Τεχνητή Νοημοσύνη, μηχανική εκμάθηση, επιστήμη δεδομένων παρατίθενται στον Πίνακα Β1.

Πίνακας Β1: Επιλογή πλατφόρμων MOOC που προσφέρουν μαθήματα σχετικά με Τεχνητή Νοημοσύνη.

ΟΝΟΜΑ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
Coursera (coursera.org)	Προσφέρει ένα συνδυασμό δωρεάν και αμειβόμενων μαθημάτων σε συνεργασία με πανεπιστήμια και βιομηχανία
Udacity (udacity.com)	Προσφέρει ένα συνδυασμό δωρεάν και αμειβόμενων μαθημάτων σε συνεργασία με πανεπιστήμια και βιομηχανία
EDX (edx.org)	Προσφέρει μαθήματα πανεπιστημιακού στίλ, όχι για κέρδος
MIT OpenCourseWare (ocw.mit.edu)	Ιστότοπος όπου το MIT δημιουργεί υλικό από τα μαθήματά του, συμπεριλαμβανομένων διαλέξεων βίντεο, δωρεάν
Fast.ai (fast.ai)	Τεχνική εισαγωγή στη μηχανική μάθηση και τη βαθιά μάθηση από τον Jeremy Howard, Πανεπιστήμιο του Σαν Φρανσίσκο
Η Σχολή της AI (https://www.theschool.ai)	Ελαφρώς λιγότερο τυπική προσέγγιση στη διδασκαλία εννοιών AI
Ακαδημία Khan (https://www.khanacademy.org)	Θέματα πανεπιστημίου γυμνασίου / εισαγωγής, διαθέσιμα σε πολλές γλώσσες
Kadenze (https://www.kadenze.com)	Προσφέρει ορισμένα μαθήματα τεχνολογίας, που ειδικεύονται κυρίως σε μαθήματα προσανατολισμένα στην τέχνη, τη μουσική και τη δημιουργική τεχνολογία
DataCamp (https://www.datacamp.com)	Προσφέρει πληρωμένα και δωρεάν μαθήματα για όσους ειδικεύονται στο γλώσσες προγραμματισμού για την επιστήμη δεδομένων
Kaggle (https://www.kaggle.com)	Πλατφόρμα συμμετοχής σε διαγωνισμούς μηχανικής μάθησης, εύρεση επιμελημένα σύνολα δεδομένων και μάθηση σχετικά με τη μηχανική μάθηση

Μεταπτυχιακές Σπουδές

Πολλά κολέγια και πανεπιστήμια προσφέρουν τώρα μεταπτυχιακά πιστοποιητικά, διπλώματα και πτυχία, μερικά από τα οποία είναι διαδικτυακά. Μια επιλογή από αυτά παρατίθενται στον Πίνακα Β2.

Πίνακας Β2: Μεταπτυχιακές σπουδές σε τομείς σχετικούς με Τεχνητή Νοημοσύνη.

ΟΝΟΜΑ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
Harvard (Σχολή Επέκτασης)	Πιστοποιητικό Επιστήμης Δεδομένων (https://www.extension.harvard.edu/academics/professional-graduate-certificates/data-science-certificate) Master of Science στην Επιστήμη των Δεδομένων (https://www.extension.harvard.edu/academics/graduate-degrees/data-science-degree)
Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Γεωργίας	Master of Science στην Επιστήμη των Υπολογιστών, σε απευθείας σύνδεση με AI και επιλογές εξειδίκευσης μηχανικής μάθησης (http://www.omscs.gatech.edu)
UC Berkeley	Master της Πληροφορίας και της Επιστήμης Δεδομένων, σε απευθείας σύνδεση (https://datascience.berkeley.edu/)
Colombia	Master of Science στην Επιστήμη των Δεδομένων (https://datascience.columbia.edu/master-of-science-in-data-science)
Πανεπιστήμιο της Γλασκώβης	Master of Science στο Data Analytics, online (https://www.gla.ac.uk/schools/mathematicsstatistics/postgraduate/analytics/)

Βιβλιογραφία

- Algorithmia. (2019). The Roadmap to Machine Learning Maturity. Retrieved from <https://blog.algorithmia.com/navigating-the-machine-learning-roadmap/>
- Amnesty International & Access Now. (2018). The Toronto Declaration: Protecting the rights to equality and non-discrimination in machine learning systems. Retrieved from <https://www.accessnow.org/the-toronto-declaration-protecting-the-rights-to-equality-and-non-discrimination-in-machine-learning-systems/>
- Atlassian (2019). The Agile Coach. Retrieved from <https://www.atlassian.com/agile>
- Bostrom, N. (2014). Superintelligence. New York: Oxford University Press.
- Chapman, P, Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., Wirth, R. (1999). The CRISP-DM User Guide. CRISP-DM Consortium. Downloaded from <ftp://ftp.software.ibm.com/software/analytics/spss/support/Modeler/Documentation/14/UserManual/CRISP-DM.pdf>
- Deloitte Centre for Regulatory Strategy. (2018). AI and Risk Management – Innovating with Confidence. Retrieved from <https://www2.deloitte.com/global/en/pages/financial-services/articles/gx-ai-and-risk-management.html>
- Dhanuka, V. (2016). Hortonworks Big Data Maturity Model. Hortonworks. Retrieved from <http://hortonworks.com/wp-content/uploads/2016/04/Hortonworks-Big-Data-Maturity-Assessment.pdf>
- Domingos, P. (2015). The Master Algorithm. Hachette Group.
- Fontaine, T., McCarthy, B., & Saleh, T. (2019, July-August). Building the AI-Powered Organization. Harvard Business Review. Retrieved from <https://hbr.org/2019/07/building-the-ai-powered-organization>
- Global Mining Guidelines Group, (2019), Foundations of AI – A Framework for AI in Mining.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2018). Deep Learning. MIT Press.
- Hale, Z. (2017, October 4). Cloud ERP vs. On-Premise ERP. Software Advice. Retrieved from <https://www.softwareadvice.com/resources/cloud-erp-vs-on-premise/>

- Halper, F., & Krishnan, K. (2013). TDWI big data maturity model guide. Retrieved from <https://tdwi.org/whitepapers/2013/10/tdwi-big-data-maturity-model-guide.aspx>
- Hao, Karen (2019, February 4). This is how AI bias really happens—and why it’s so hard to fix. MIT Technology Review. Retrieved from <https://www.technologyreview.com/s/612876/this-is-how-ai-bias-really-happensand-why-its-so-hard-to-fix/>
- Humphrey, W. (1988). Characterizing the Software Process: A Maturity Framework. IEEE Software 5(2). doi: 10.1109/52.2014
- IBM (n.d.). The Four V’s of Big Data (n.d.). [Infographic] Retrieved from <https://www.ibmbigdatahub.com/infographic/four-vs-big-data>
- International Organization for Standardization (2018a). Information technology — Big data reference architecture — Part 2: Use cases and derived requirements (Standard No. ISO/IEC TR 20547-2:2018). Retrieved from <https://www.iso.org/standard/71276.html>
- Maddox, T. (2015, October 7). The dark side of wearables: How they’re secretly jeopardizing your security and privacy. TechRepublic. Retrieved from <https://www.techrepublic.com/article/the-dark-side-of-wearables-how-theyre-secretly-jeopardizing-your-security-and-privacy/>
- Microsoft (2017). TDSP (Team Data Science Process). Microsoft. Downloaded from <https://docs.microsoft.com/en-au/azure/machine-learning/team-data-science-process/overview>
- The Montreal Declaration for a Responsible Development of Artificial Intelligence (2018). Retrieved from <https://www.montrealdeclaration-responsibleai.com/>
- Ng, A. (2018). The AI Transformation Playbook. Landing AI. Retrieved from <https://landing.ai/ai-transformation-playbook/>
- Ng, A. (2019a). AI for Everyone. MOOC offered through Coursera. Retrieved from <https://www.coursera.org/learn/ai-for-everyone>
- Ng, A. (2019b, February 6). How to Choose Your First AI Project. Harvard Business Review. Retrieved from <https://hbr.org/2019/02/how-to-choose-your-first-ai-project>

- Ng, A. (2019c) Machine Learning. MOOC offered through Coursera. Retrieved from <https://www.coursera.org/learn/machine-learning>
- Nott, C. (2014, August 15). Big Data & Analytics Maturity Model. IBM Big Data & Analytics Hub. Retrieved from <https://www.ibmbigdatahub.com/blog/big-data-analytics-maturity-model>
- Privacy International (2019). Data Protection. Retrieved from <https://privacyinternational.org/topics/data-protection>
- Raji, I.D. & Buolamwini, J. (2019). Actionable Auditing: Investigating the Impact of Publicly Naming Biased Performance Results of Commercial AI Products, presented at the Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on AI Ethics and Society, Honolulu, Hawaii, January 2019. Retrieved from https://dam-prod.media.mit.edu/x/2019/01/24/AIES-19_paper_223.pdf
- Ruiz, A. (2017, September 26). The 80/20 data science dilemma. InfoWorld. Retrieved from: <https://www.infoworld.com/article/3228245/the-80-20-data-science-dilemma.html>
- Schank, R.C. (1987). What is AI, Anyway. AI Magazine. 8(4). DOI: <https://doi.org/10.1609/aimag.v8i4.623>
- Schmarzo, W. (2016, March 22). Big Data Business Model Maturity Index Guide. InFocus: Dell Technologies Services & Dell Digital Blog. Retrieved from https://infocus.dellemc.com/william_schmarzo/big-data-business-model-maturity-index-guide/
- The Software Development Process. (n.d.). Retrieved from <https://sce2.umkc.edu/BIT/burris/pl/software-process/>
- World Economic Forum (2018). The Future of Jobs Report 2018. Retrieved from <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2018>