ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΚΑΙ ΨΗΦΙΑΚΟΣ ΜΕΤΑΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΣ»

ΜΕΓΑΛΑ ΓΛΩΣΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΔΙΔΑΣΚΑΛΙΑ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΣΤΗ ΔΕΥΤΕΡΟΒΑΘΜΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Φοιτητής: Χρυσοβαλάντης Αλεβίζος, ΜΔΕ23
Επιβλέπων: Γεώργιος Βασιλειάδης, Επίκουρος Καθηγητής

©
2025

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΚΑΙ ΨΗΦΙΑΚΟΣ ΜΕΤΑΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΣ»

ΜΕΓΑΛΑ ΓΛΩΣΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΔΙΔΑΣΚΑΛΙΑ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΣΤΗ ΔΕΥΤΕΡΟΒΑΘΜΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Βασιλειάδης Γεώργιος (Επιβλέπων)
Επίκουρος Καθηγητής, Τμήμα Διοικητικής Επιστήμης και Τεχνολογίας,
Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο

Παναγιωτάκης Κωνσταντίνος
Καθηγητής, Τμήμα Διοικητικής Επιστήμης και Τεχνολογίας,
Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο

Παπουτσάκης Κωνσταντίνος
Διδάσκων ΠΔ 407/80, Τμήμα Διοικητικής Επιστήμης και Τεχνολογίας,
Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο



HELLENIC MEDITERRANEAN UNIVERSITY
SCHOOL OF MANAGEMENT AND ECONOMICS SCIENCE
DEPARTMENT OF MANAGEMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY

MSc in
MANAGEMENT AND DIGITAL TRANSFORMATION

LARGE LANGUAGE MODELS: APPLICATIONS IN TEACHING COMPUTER SCIENCE IN SECONDARY EDUCATION

MASTER THESIS

Student: Chrysovalantis Alevizos, MDE23
Supervisor: Giorgos Vasiliadis, Assistant Professor

©
2025

<u>Υπεύθυνη Δήλωση</u> *: Βεβαιώνω ότι είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στη διπλωματική εργασία. Επίσης έχω αναφέρει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επίσης βεβαιώνω ότι αυτή η διπλωματική εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά ειδικά για τις απαιτήσεις του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών Διοίκηση και Ψηφιακός Μετασχηματισμός του Τμήματος Διοικητικής Επιστήμης και Τεχνολογίας του ΕΛΜΕΠΑ.*

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει αναδειχθεί σε κρίσιμο πεδίο, με τις εφαρμογές των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) να φέρνουν σημαντικές αλλαγές σε διάφορους κλάδους. Στον τομέα της εκπαίδευσης, τα LLMs προσφέρουν νέες προοπτικές στη διδασκαλία της Πληροφορικής. Οι δυνατότητες προσωποποιημένης μάθησης, η άμεση ανατροφοδότηση και η υποστήριξη στην επίλυση προγραμματιστικών προβλημάτων ενισχύουν την αποτελεσματικότητα της διδασκαλίας. Επιπλέον, η χρήση πρακτικών παραδειγμάτων και η ενθάρρυνση της συνεργατικής μάθησης διευκολύνουν την κατανόηση σύνθετων εννοιών, ενσωματώνοντας τις τεχνολογίες αυτές στην εκπαιδευτική διαδικασία.

Η παρούσα εργασία αναλύει το θεωρητικό πλαίσιο των LLMs, εξετάζει τις εφαρμογές τους στη διδασκαλία και προτείνει τρόπους ενσωμάτωσής τους στην εκπαιδευτική πρακτική. Η εργασία αναδεικνύει τις προκλήσεις και τις δυνατότητες χρήσης τους στη σχολική τάξη, ενώ παράλληλα παρουσιάζονται παραδείγματα εφαρμογής τους στη διδασκαλία της ΓΛΩΣΣΑΣ, της ψευδογλώσσας που διδάσκεται στα ελληνικά λύκεια. Τα συμπεράσματα της μελέτης υπογραμμίζουν τη δυναμική των LLMs ως εκπαιδευτικών εργαλείων, με προοπτικές περαιτέρω αξιοποίησης και έρευνας στον χώρο της εκπαίδευσης.

Λέξεις Κλειδιά : Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, Τεχνητή Νοημοσύνη, Εκπαίδευση Πληροφορικής, Προσωποποιημένη Μάθηση, Ηθικές Διαστάσεις.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) has emerged as a pivotal field, with Large Language Models (LLMs) driving significant transformations across various domains. In education, LLMs offer novel opportunities for teaching Computer Science. Capabilities such as personalized learning, immediate feedback, and support in solving programming assignments enhance teaching effectiveness. Moreover, the use of practical examples and the promotion of collaborative learning facilitate the comprehension of complex concepts, integrating these technologies into the educational process.

This thesis analyzes the theoretical framework of Large Language Models (LLMs), explores their applications in teaching, and proposes strategies for integrating them into educational practice. It highlights the challenges and potential applications of LLMs in the classroom while also presenting examples of their use in teaching the Greek pseudocode language, namely 'GLOSSA'. The findings underscore the potential of LLMs as educational tools, paving the way for further research and broader implementation in education.

Keywords: Large Language Models, Artificial Intelligence, Computer Science Education, Personalized Learning, Ethical Considerations.

Αφιερώνω την συνολική μου προσπάθεια στα υπέροχα παιδιά μου, Γιώργο και Εμμανουέλα, θέλοντας να θυμούνται ότι η διαρκής προσπάθεια για νέα γνώση και η αγάπη για καθετί που μας περιβάλλει είναι οι κινητήριες δυνάμεις που μας κρατούν πραγματικά ζωντανούς.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ i
ABSTRACT ii
ΛΙΣΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ vi
ΛΙΣΤΑ ΠΡΟΤΡΟΠΩΝ vii
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ viii
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ ix
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ 1
1.2 Σημασία και επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στην τεχνολογία και την κοινωνία 1
1.3 Ερευνητικά ερωτήματα και στόχοι της εργασίας 2
2. ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ 4
2.1 Τεχνητή νοημοσύνη 4
2.1.1 Βασικές έννοιες 4
2.1.2 Ιστορική εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης 5
2.1.3 Βασικές κατηγορίες τεχνητής νοημοσύνης 7
2.2 Μηχανική μάθηση 8
2.2.1 Ορισμός και βασικές αρχές 8
2.2.2 Εποπτευόμενη, Μη Εποπτευόμενη, και Ενισχυτική Μάθηση 9
2.3 Βαθιά μάθηση 10
2.3.1 Ορισμός 10
2.3.2 Νευρωνικά δίκτυα και αρχιτεκτονικές 11
2.3.3 Σύνδεση της βαθιάς μάθησης με τη μηχανική μάθηση 12
2.4 Γενετικοί αλγόριθμοι 13
2.4.1 Βασικές έννοιες 13
2.4.2 Χρήση και εφαρμογές σε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης 14
2.5 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) 16
2.5.1 Ορισμός βασικά χαρακτηριστικά 16
2.5.2 Ιστορική εξέλιξη 18
2.5.3 Διαφορές από τα κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης 19
2.5.4 Τεχνολογίες και μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των LLMs 21
2.6 Εφαρμογές των LLMs 22
2.7 Προκλήσεις και περιορισμοί 24
2.7.1 Τεχνικά ζητήματα σχετικά με τη χρήση των LLMs 24
2.7.2 Ηθικές ανησυχίες 25
2.7.3 Προτάσεις για βελτίωση και μελλοντικές έρευνες 25
3. Ο ΡΟΛΟΣ ΤΩΝ LLMs ΣΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ 27

3.2 Σημασία για τη διδασκαλία της πληροφορικής 28
3.3 Σύνδεση με την τεχνολογική εξέλιξη 28
4. ΔΙΔΑΚΤΙΚΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΜΕ LLMs 30
4.1 Ο ρόλος της προσωποποιημένης μάθησης 30
4.2 Εξατομίκευση της εκπαιδευτικής εμπειρίας 31
4.3 LLMs ως εργαλεία υποστήριξης στη διδασκαλία 32
4.4 Προσβασιμότητα και αυτονομία 34
4.5 Συνεργατική μάθηση και υποστήριξη από LLMs 35
5. ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΓΛΩΣΣΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ «ΓΛΩΣΣΑ» 37
5.1 Εκμάθηση και κατανόηση προγραμματισμού 37
5.1.1 Παραδείγματα με τη χρήση ChatGPT 38
5.2 Αυτοματοποιημένη παροχή ανατροφοδότησης 44
5.2.1 Παραδείγματα με τη χρήση ChatGPT 45
6. ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΚΑΙ ΗΘΙΚΕΣ ΔΙΑΣΤΑΣΕΙΣ 52
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 54
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 56

ΛΙΣΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1. Χρονολόγιο της ιστορικής εξέλιξης και των τεχνολογικών σταδίων της τεχνητής νοημοσύνης.....6
Εικόνα 2. Οι κύριες κατηγορίες της Μηχανικής Μάθησης.....9
Εικόνα 3. Τύποι γλωσσικής μοντελοποίησης.....17

ΛΙΣΤΑ ΠΡΟΤΡΟΠΩΝ

Προτροπή 1. Ανάπτυξη προγράμματος με χρήση της εντολής επανάληψης ΓΙΑ...ΑΠΟ...ΜΕΧΡΙ. 38
Προτροπή 2. Ανάπτυξη προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ με τη χρήση της εντολής επανάληψης ΟΣΟ...ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ. 39
Προτροπή 3. Ανάπτυξη προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ συνδυάζοντας δομές επιλογής και επανάληψης. 40
Προτροπή 4. Ανάπτυξη προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ αξιοποιώντας υποπρογράμματα και πίνακες δύο διαστάσεων. 42
Προτροπή 5. Ανάπτυξη προγράμματος σε ΓΛΩΣΣΑ περιέχοντας σκόπιμα συντακτικά, λογικά λάθη και αντικανονικού τερματισμού. 42
Προτροπή 6. Διορθωμένος κώδικας μετά από ανάλυση των λαθών. 44
Προτροπή 7. Ανάπτυξη σύνθετου προγράμματος με λειτουργίες ταξινόμησης και αναζήτησης. 48
Προτροπή 8. Παραδείγματα εξατομικευμένης βοήθειας μαθητών ανάλογα το επίπεδο τους. 49

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

CNNs Convolutional Neural Networks - Συγκεντρωτικά Νευρωνικά Δίκτυα

DL Deep Learning – Βαθιά Μάθηση

GDPR General Data Protection Regulation - Γενικός Κανονισμός Προστασίας Δεδομένων

GRU Gated Recurrent Unit

LLMs Large Language Models – Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα

LSTM Long Short-Term Memory

ML Machine Learning – Μηχανική Μάθηση

NLP Natural Language Processing – Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας

RNNs Recurrent Neural Networks - Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμότερες ευχαριστίες μου στον καθηγητή μου Γιώργο Βασιλειάδη για την πολύτιμη καθοδήγηση του σε όλα τα στάδια της διπλωματικής μου εργασίας καθώς και στην οικογένεια μου για την αμέριστη υποστήριξη σε κάθε καινούριο μου βήμα.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει φέρει επανάσταση στον τρόπο που αλληλεπιδρούμε με την τεχνολογία, δημιουργώντας συστήματα ικανά να μιμούνται ανθρώπινες δεξιότητες, όπως η κατανόηση και η παραγωγή φυσικής γλώσσας. Ένα από τα πλέον εντυπωσιακά παραδείγματα αυτής της εξέλιξης είναι τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs), τα οποία, μέσω της εκπαίδευσής τους σε τεράστιες ποσότητες δεδομένων, επιτυγχάνουν να αναλύουν και να παράγουν κείμενα με εντυπωσιακή ακρίβεια και συνοχή (Minaee et al., 2024). Αυτά τα μοντέλα αξιοποιούν προηγμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης για την κατανόηση των σχέσεων που διέπουν τη γλώσσα, επιδεικνύοντας ικανότητες που ξεπερνούν την απλή παραγωγή κειμένου.

Η σημασία των LLMs επεκτείνεται σε ποικίλους τομείς, όπως η εκπαίδευση, η ιατρική και η νομική, όπου συμβάλλουν στη βελτίωση της ανθρώπινης επικοινωνίας, παρέχοντας ταυτόχρονα νέες δυνατότητες και αντιμετωπίζοντας πολυσύνθετες προκλήσεις (Zhao et al., 2023). Παρά τις δυνατότητές τους, η ανάπτυξη και χρήση τους θέτει στο προσκήνιο ζητήματα όπως η προκατάληψη στα δεδομένα και η ασφάλεια των πληροφοριών. Ταυτόχρονα, η επιρροή τους στις κοινωνικές, επαγγελματικές και εκπαιδευτικές πρακτικές αναδεικνύει την ανάγκη για βαθύτερη κατανόηση των επιπτώσεων τους και τη διαμόρφωση ηθικών πλαισίων που θα εξασφαλίζουν τη δίκαιη και ασφαλή χρήση τους (Verganti et al., 2020).

1.2 Σημασία και επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στην τεχνολογία και την κοινωνία

Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει αλλάξει τον τρόπο που λειτουργεί η κοινωνία, επηρεάζοντας καθοριστικά την καθημερινότητα και την τεχνολογική πρόοδο. Η ανάπτυξη των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) έχει αλλάξει τα δεδομένα στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας, επιτρέποντας τη δημιουργία εφαρμογών που διευκολύνουν την επικοινωνία, την κατανόηση κειμένων και τη διαχείριση μεγάλων όγκων δεδομένων. Τα LLMs διακρίνονται για την ικανότητά τους να παράγουν κείμενα υψηλής ακρίβειας, καθιστώντας τα χρήσιμα εργαλεία σε τομείς όπως η εκπαίδευση, η υγειονομική περίθαλψη και η νομική επιστήμη. Παρόλα αυτά, η ραγδαία εξάπλωσή τους αναδεικνύει και τις ηθικές προκλήσεις που συνοδεύουν τη χρήση τους, ιδιαίτερα όσον αφορά τις προκαταλήψεις στα δεδομένα εκπαίδευσης και την ανάγκη καθορισμού σαφών κατευθυντήριων γραμμών (Hao et al., 2022).

Η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης, όμως, δεν είναι μονοδιάστατη. Ενώ προσφέρει τεράστιες δυνατότητες, όπως η αυτοματοποίηση και η αύξηση της παραγωγικότητας, συνοδεύεται και από κινδύνους που απαιτούν προσεκτική διαχείριση. Η παραβίαση της ιδιωτικότητας, οι ανισότητες στην πρόσβαση σε τεχνολογίες αιχμής και οι επιπτώσεις στην ψυχική υγεία λόγω της αυξημένης εξάρτησης από τις ηλεκτρονικές συσκευές αποτελούν σημαντικές προκλήσεις. Για να αξιοποιηθεί πλήρως το δυναμικό της τεχνητής νοημοσύνης προς όφελος της κοινωνίας, είναι αναγκαίο να προσεγγίσουμε την ανάπτυξή της με υπευθυνότητα και να ενσωματώσουμε αρχές ηθικής και διαφάνειας στον σχεδιασμό και τη χρήση των τεχνολογιών αυτών (Xi et al., 2023).

1.3 Ερευνητικά ερωτήματα και στόχοι της εργασίας

Τα ερευνητικά ερωτήματα και οι στόχοι της παρούσας εργασίας εστιάζουν στην κατανόηση των δυνατοτήτων και περιορισμών της τεχνητής νοημοσύνης και των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs). Η εργασία στοχεύει στο να απαντήσει στα εξής ερωτήματα:

1. Ποιες είναι οι βασικές αρχές που διέπουν τη λειτουργία των LLMs και πώς αυτά συγκρίνονται με τα παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης;

2. Ποιες είναι οι κύριες εφαρμογές των LLMs σε τομείς όπως η εκπαίδευση, η υγειονομική περίθαλψη και η νομική;

3. Ποιες είναι οι ηθικές προκλήσεις που προκύπτουν από τη χρήση των LLMs, όπως η προκατάληψη στα δεδομένα και η ασφάλεια των πληροφοριών;

4. Πώς μπορούν τα LLMs να ενισχύσουν τη διδασκαλία της Πληροφορικής και της γλώσσας προγραμματισμού "ΓΛΩΣΣΑ" στη Γ’ Λυκείου;

5. Ποιες είναι οι δυνατότητες των LLMs να υποστηρίξουν την προσωποποιημένη μάθηση και τη συνεργατική εκπαιδευτική διαδικασία;

Μέσω αυτής της ανασκόπησης, επιδιώκουμε να προσφέρουμε μια πλήρη εικόνα της τρέχουσας κατάστασης της έρευνας στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και των LLMs, με στόχο την αναγνώριση των βασικών τεχνικών, των εφαρμογών τους, καθώς και των ηθικών προκλήσεων που ανακύπτουν από τη χρήση τους. Επιπλέον, εστιάζουμε στη σύνδεση των LLMs με τη

διδασκαλία της Πληροφορικής, με ιδιαίτερη έμφαση στις δυνατότητες που παρέχουν στην εξατομικευμένη μάθηση και την ενίσχυση της συνεργατικής διαδικασίας στην τάξη.

2. ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

Το κεφάλαιο αυτό εισάγει τις θεμελιώδεις έννοιες που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη και τις υποκατηγορίες της, όπως η μηχανική μάθηση, η βαθιά μάθηση και οι γενετικοί αλγόριθμοι. Παράλληλα, δίνεται έμφαση στα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs), τις βασικές τους εφαρμογές καθώς και στις προκλήσεις και τους περιορισμούς που συνεπάγεται η χρήση τους στον εκπαιδευτικό και τεχνολογικό χώρο.

2.1 Τεχνητή νοημοσύνη

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης, ξεκινώντας με τον ορισμό και μια γενική εισαγωγή. Στη συνέχεια, γίνεται αναφορά στην ιστορική εξέλιξη του πεδίου και ακολουθεί η παρουσίαση των κύριων κατηγοριών τεχνητής νοημοσύνης.

2.1.1 Βασικές έννοιες

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένας τομέας της επιστήμης των υπολογιστών που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ευφυών συστημάτων ικανά να αντιλαμβάνονται, να αναλύουν και να αντιδρούν σε ερεθίσματα και δεδομένα που λαμβάνουν. Στόχος της είναι να επιτρέπει στις μηχανές να μιμούνται ή και να υπερβαίνουν τις ανθρώπινες γνωστικές ικανότητες, όπως η αναγνώριση μοτίβων, η αντίληψη του περιβάλλοντος και η λήψη αποφάσεων, μέσω της μάθησης από εμπειρία. Από την αναγνώριση εικόνας και φωνής μέχρι την επεξεργασία φυσικής γλώσσας, οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης αυξάνονται συνεχώς και γίνονται ολοένα πιο εξελιγμένες, υποστηριζόμενες από την εκθετική αύξηση της υπολογιστικής ισχύος και τη χρήση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων (Khanzode and Sarode, 2020).

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει ήδη καταστεί κρίσιμο εργαλείο στην καθημερινή ζωή και στη βιομηχανία. Από την αυτοματοποίηση της παραγωγής μέχρι την εξατομικευμένη μάθηση στην εκπαίδευση, οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης είναι πλέον αναπόσπαστο μέρος των ψηφιακών υποδομών μας. Ειδικότερα, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, όπως αποδεικνύεται με τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs), επιτρέπει τη δημιουργία συστημάτων που κατανοούν, παράγουν και αλληλεπιδρούν με κείμενα με ακρίβεια και συνάφεια. Τα LLMs είναι εντυπωσιακά παραδείγματα της δύναμης της τεχνητής νοημοσύνης στην κατανόηση της

ανθρώπινης γλώσσας και της δυναμικής της εφαρμογής σε τομείς όπως η εκπαίδευση, η υγειονομική περίθαλψη και η νομική (Minaee et al., 2024).

Παρά τα τεράστια οφέλη, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης εγείρει σοβαρές ηθικές προκλήσεις. Ζητήματα όπως η προκατάληψη στα δεδομένα, η διαφάνεια στους αλγορίθμους και η προστασία της ιδιωτικότητας είναι κρίσιμα για τη διαχείριση της τεχνολογίας αυτής (Huang et al., 2022). Αυτές οι ανησυχίες καθιστούν την κατανόηση των βασικών αρχών της τεχνητής νοημοσύνης απαραίτητη για την ηθική διαχείρισή της και για τη διασφάλιση της εμπιστοσύνης του κοινού στις εφαρμογές της.

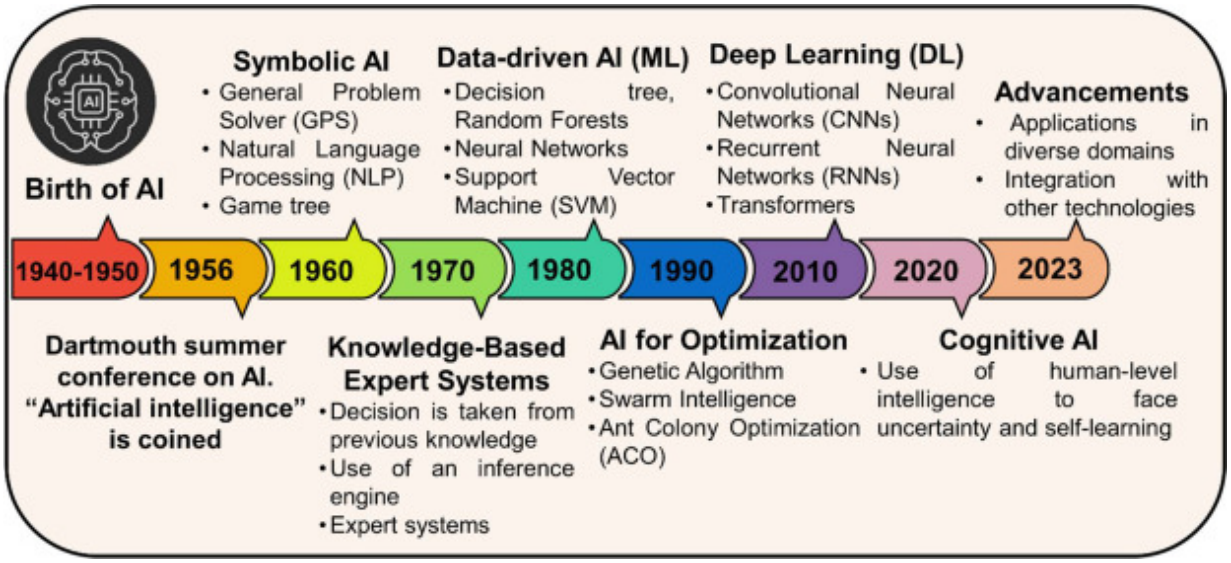
Η ανάπτυξη μηχανών με «νοημοσύνη» προσφέρει τεράστιες δυνατότητες και έχει αναδείξει τη δυνατότητα για έναν νέο τεχνολογικό μετασχηματισμό. Η τεχνητή νοημοσύνη, από τα απλά προγράμματα αναγνώρισης προτύπων μέχρι τα εξελιγμένα αυτορυθμιζόμενα συστήματα, αναδιαμορφώνει τον τρόπο με τον οποίο ζούμε και εργαζόμαστε. Εκτός από την αυτοματοποίηση ανιαρών και επαναλαμβανόμενων εργασιών, η τεχνητή νοημοσύνη επιτρέπει στους ανθρώπους να επικεντρωθούν σε πιο καινοτόμες και δημιουργικές δραστηριότητες, προάγοντας έναν πιο βιώσιμο και ευέλικτο κόσμο (Athanasopoulou et al., 2022).

2.1.2 Ιστορική εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης

Η ιστορική εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης έχει βαθιές ρίζες στην ανθρώπινη φαντασία και φιλοσοφία, με μύθους και αφηγήματα από την αρχαιότητα να αναφέρονται σε τεχνητά όντα με νοημοσύνη. Οι πρώτες σκέψεις για τη λειτουργία της ανθρώπινης σκέψης καταγράφηκαν από κλασικούς φιλοσόφους, οι οποίοι προσπάθησαν να κατανοήσουν τη σκέψη ως μηχανική επεξεργασία συμβόλων, θέτοντας έτσι τις βάσεις για τη μελλοντική ανάπτυξη τεχνολογιών που μιμούνται την ανθρώπινη νοημοσύνη. Η σύγχρονη τεχνητή νοημοσύνη άρχισε να διαμορφώνεται τη δεκαετία του 1940 με την εφεύρεση του πρώτου προγραμματιζόμενου ψηφιακού υπολογιστή, ο οποίος αποτέλεσε τη θεμελιώδη βάση για την ανάπτυξη αλγορίθμων και μοντέλων που μιμούνται τις ανθρώπινες γνωστικές λειτουργίες (Εικόνα 1). Το 1956, το εργαστήριο του Κολεγίου Ντάρτμουθ έγινε το σημείο αναφοράς για την ίδρυση του πεδίου της τεχνητής νοημοσύνης, με τους επιστήμονες να προβλέπουν ότι οι μηχανές θα μπορούσαν να αποκτήσουν ανθρώπινη νοημοσύνη σε μία μόνο γενιά (Kaynak, 2021).

Η πορεία της τεχνητής νοημοσύνης, ωστόσο, δεν υπήρξε πάντοτε ομαλή. Μετά από μια περίοδο ενθουσιασμού για τις δυνατότητες της τεχνολογίας, ακολούθησε η περίοδος που είναι

γνωστή ως "ο χειμώνας της τεχνητής νοημοσύνης", κατά τη διάρκεια της οποίας οι υπερβολικές προσδοκίες δεν συνδυάστηκαν με ανάλογες επιτυχίες, με αποτέλεσμα να μειωθεί η χρηματοδότηση και η ανάπτυξη. Αυτή η απογοήτευση δεν εμπόδισε την πρόοδο, όμως, και η τεχνητή νοημοσύνη ανέκαμψε με την εισαγωγή νέων ιδεών και μεθόδων (Toosi et al., 2021). Η αναβίωση της τεχνητής νοημοσύνης στη δεκαετία του 1980 συνδέεται με την ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων και των Έμπειρων Συστημάτων, που βοήθησαν στην κατανόηση και εφαρμογή σύνθετων αλγορίθμων και μοντέλων (Kaynak, 2021). Στον 21ο αιώνα, η επανάσταση της μηχανικής μάθησης και η εκρηκτική ανάπτυξη των μεγάλων δεδομένων, σε συνδυασμό με την ενίσχυση της υπολογιστικής ισχύος, συνέβαλαν σε μια νέα αναγέννηση για την τεχνητή νοημοσύνη. Οι επιτυχίες, όπως η νίκη υπολογιστικών συστημάτων σε παιχνίδια που προηγουμένως ήταν μόνο για ανθρώπινους πρωταθλητές, ανέδειξαν τη δύναμη των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης και αύξησαν την εμπιστοσύνη του κοινού στην τεχνολογία. Σήμερα, η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι της σύγχρονης τεχνολογίας, επηρεάζοντας σχεδόν κάθε τομέα της ανθρώπινης δραστηριότητας, από τη βιομηχανία και την υγειονομική περίθαλψη έως τις τέχνες και την εκπαίδευση. Παρά τις εντυπωσιακές προόδους, η τεχνολογία αυτή φέρνει νέες ηθικές και κοινωνικές προκλήσεις που απαιτούν προσεκτική μελέτη και ανάλυση (Ziang et al., 2022).



Εικόνα 1. Χρονολόγιο της ιστορικής εξέλιξης και των τεχνολογικών σταδίων της τεχνητής νοημοσύνης (*Πηγή:* *https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666682024000823*).

2.1.3 Βασικές κατηγορίες τεχνητής νοημοσύνης

Η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο βασικές κατηγορίες: τη Στενή Τεχνητή Νοημοσύνη (Narrow AI) και τη Γενική Τεχνητή Νοημοσύνη (General AI). Η στενή τεχνητή νοημοσύνη αναφέρεται σε συστήματα που έχουν σχεδιαστεί για να εκτελούν συγκεκριμένες εργασίες ή να επιλύουν συγκεκριμένα προβλήματα. Αυτού του είδους η τεχνητή νοημοσύνη είναι ήδη παρούσα σε πολλές εφαρμογές της καθημερινής ζωής, όπως οι ψηφιακοί βοηθοί (π.χ. Siri, Alexa), τα συστήματα συστάσεων (π.χ. Netflix, Amazon) και οι αλγόριθμοι ανάλυσης δεδομένων. Αν και η στενή τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να φαίνεται εντυπωσιακή, περιορίζεται στις προγραμματισμένες λειτουργίες της και δεν διαθέτει την ικανότητα να κατανοεί ή να εκτελεί καθήκοντα πέρα από το συγκεκριμένο πεδίο εφαρμογής (Russell, 2019).

Αντίθετα, η γενική τεχνητή νοημοσύνη αναφέρεται σε συστήματα που έχουν την ικανότητα να κατανοούν, να μαθαίνουν και να εφαρμόζουν γνώσεις σε ένα ευρύ φάσμα τομέων, παρόμοια με τον ανθρώπινο νου. Αυτή η μορφή τεχνητή ςνοημοσύνης παραμένει θεωρητική και δεν έχει ακόμη επιτευχθεί, καθώς απαιτεί την ανάπτυξη μηχανών που μπορούν να σκέφτονται και να λειτουργούν με ευελιξία σε διαφορετικά περιβάλλοντα και καταστάσεις. Η γενική τεχνητή νοημοσύνη θα μπορούσε να έχει σημαντικές επιπτώσεις σε διάφορους τομείς, όπως η υγειονομική περίθαλψη, η εκπαίδευση και η βιομηχανία, αλλά εγείρει επίσης σοβαρές ηθικές και κοινωνικές ανησυχίες σχετικά με την ασφάλεια και την επίδρασή της στην εργασία και την κοινωνία γενικότερα (Wang et al., 2020).

Συμπληρωματικά, η στενή τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνει υποκατηγορίες, όπως οι αντιδραστικές μηχανές και οι μηχανές περιορισμένης μνήμης. Οι αντιδραστικές μηχανές δεν αποθηκεύουν προηγούμενες εμπειρίες και βασίζονται αποκλειστικά σε δεδομένα της παρούσας στιγμής για την εκτέλεση των καθηκόντων τους, όπως το διάσημο πρόγραμμα σκακιού Deep Blue της IBM. Από την άλλη πλευρά, οι μηχανές περιορισμένης μνήμης, όπως τα αυτόνομα αυτοκίνητα, έχουν τη δυνατότητα να αποθηκεύουν παρελθούσες πληροφορίες για περιορισμένο χρονικό διάστημα, διευκολύνοντας την εκτέλεση πιο πολύπλοκων λειτουργιών. Αν και η γενική τεχνητή νοημοσύνη παραμένει θεωρητική, οι πρόοδοι στη στενή τεχνητή νοημοσύνη και η ενσωμάτωσή της σε διαφορετικές βιομηχανίες ανοίγουν νέες

δυνατότητες και καθοδηγούν τη συζήτηση γύρω από το μέλλον της τεχνητής νοημοσύνης (Simeone, 2018).

Η ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης, ανεξάρτητα από τον τύπο, έχει επιφέρει σημαντικές εξελίξεις στους τομείς της ρομποτικής, της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και των νευρωνικών δικτύων. Ειδικότερα, η ρομποτική, που σχετίζεται με την κατασκευή μηχανών που εκτελούν ανθρώπινες εντολές, και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP), που διευκολύνει την αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής, δείχνουν πώς οι εφαρμογές της στενής τεχνητής νοημοσύνης επηρεάζουν καθημερινές δραστηριότητες και βελτιώνουν τη λειτουργία της κοινωνίας. Ακολουθώντας αυτές τις τάσεις, η αναγνώριση προτύπων και η ανάλυση δεδομένων καθίστανται όλο και πιο κρίσιμες για την ανάπτυξη αποτελεσματικών λύσεων σε πολύπλοκα προβλήματα, εδραιώνοντας τη θέση της τεχνητής νοημοσύνης ως θεμελιώδους εργαλείου για το μέλλον (Herzog et al., 2020).

2.2 Μηχανική μάθηση

Σε αυτή την ενότητα εξετάζεται η μηχανική μάθηση, ξεκινώντας με τον ορισμό της και τις βασικές αρχές που τη διέπουν. Ακολούθως, παρουσιάζονται οι κύριες μορφές της: η εποπτευόμενη, η μη εποπτευόμενη και η ενισχυτική μάθηση.

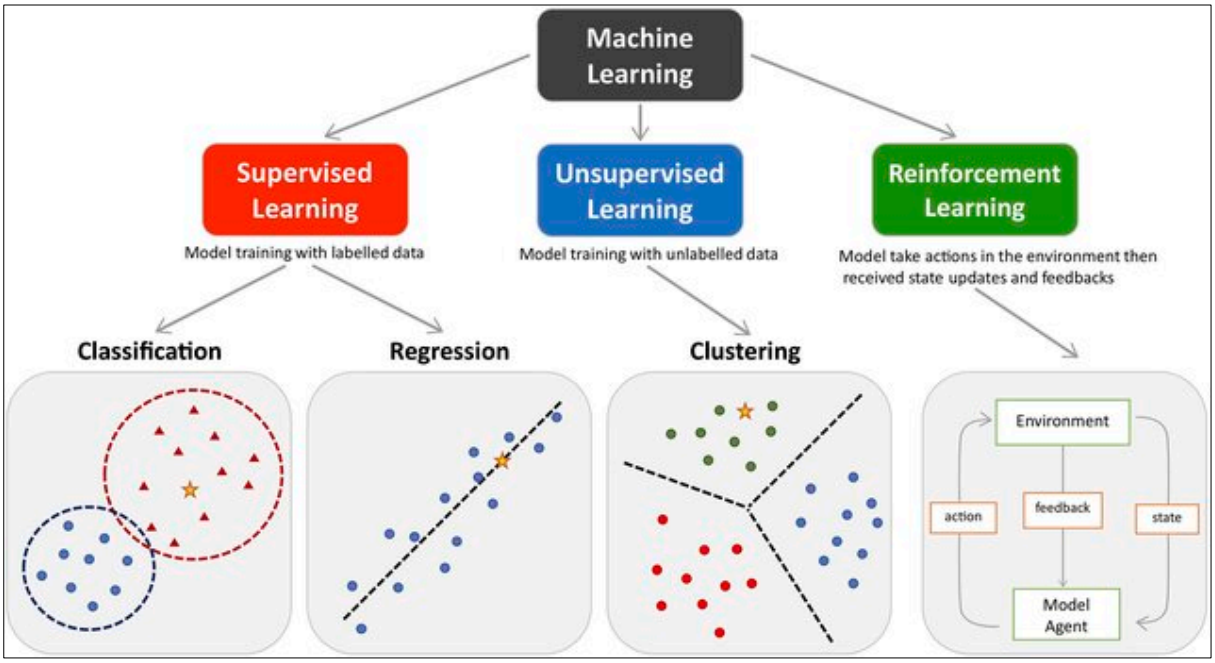
2.2.1 Ορισμός και βασικές αρχές

Η μηχανική μάθηση (machine learning) είναι ένα υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης που επικεντρώνεται στη δυνατότητα των υπολογιστών να μαθαίνουν από δεδομένα και να βελτιώνονται με την εμπειρία, χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένοι (Jasim, 2022). Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης αναλύουν μεγάλα σύνολα δεδομένων για να ανακαλύψουν μοτίβα και σχέσεις, επιτρέποντας στους υπολογιστές να κάνουν προβλέψεις ή να λαμβάνουν αποφάσεις βασισμένες σε αυτά τα δεδομένα. Η πρόοδος στον τομέα της μηχανικής μάθησης έχει επιταχυνθεί λόγω της αυξημένης υπολογιστικής ισχύος και της διαθεσιμότητας μεγάλων δεδομένων, γνωστών ως Μεγάλα Δεδομένα (Big Data) (Gourisaria et al., 2021).

Η μηχανική μάθηση εφαρμόζεται σε πλήθος τομέων, όπως η ιατρική διάγνωση και η χρηματοοικονομική ανάλυση. Για παράδειγμα, χρησιμοποιείται στην ανάλυση ιατρικών εικόνων και τη διάγνωση ασθενειών, όπως ο καρκίνος, ή στην ανίχνευση απάτης στις χρηματοπιστωτικές συναλλαγές (Berry et al., 2019).

2.2.2 Εποπτευόμενη, Μη Εποπτευόμενη, και Ενισχυτική Μάθηση

Όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 2, η μηχανική μάθηση περιλαμβάνει τρεις κύριες κατηγορίες: την επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning), τη μη-επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning) και την ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning). Στην επιβλεπόμενη μάθηση, οι αλγόριθμοι εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει ζεύγη εισόδου και εξόδου, όπου η έξοδος είναι γνωστή. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει στο μοντέλο να μάθει από τα παραδείγματα και να γενικεύσει ώστε να κάνει προβλέψεις για νέα, άγνωστα δεδομένα. Ένα κοινό παράδειγμα είναι η ταξινόμηση ηλεκτρονικών μηνυμάτων ως "spam" ή "not spam", όπου το σύστημα εκπαιδεύεται με δεδομένα που έχουν ήδη επισημανθεί (Sindhu Meena & Suriya, 2020). Ειδικότερα, οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης έχουν μεγάλη εφαρμογή στην αναγνώριση προτύπων, όπως στη διάγνωση ασθενειών ή στην πρόβλεψη της χρηματοοικονομικής απόδοσης.



Εικόνα 2. Οι κύριες κατηγορίες της Μηχανικής Μάθησης
(*Πηγή:*[*https://www.researchgate.net/publication/354960266_Machine_Learning_Techniques_for_Personalised_Medicine_Approaches_in_Immune-Mediated_Chronic_Inflammatory_Diseases_Applications_and_Challenges*](https://www.researchgate.net/publication/354960266_Machine_Learning_Techniques_for_Personalised_Medicine_Approaches_in_Immune-Mediated_Chronic_Inflammatory_Diseases_Applications_and_Challenges)).

Αντίθετα, στη μη-επιβλεπόμενη μάθηση, οι αλγόριθμοι εργάζονται με δεδομένα χωρίς ετικέτες και προσπαθούν να εντοπίσουν κρυφά μοτίβα ή δομές μέσα σε αυτά. Αυτή η προσέγγιση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμα επισημασμένα δεδομένα και οι αλγόριθμοι αναζητούν συστάδες ή σχέσεις στα δεδομένα. Για παράδειγμα, η ανάλυση αγορών μπορεί να χρησιμοποιήσει μη-επιβλεπόμενη μάθηση για να ομαδοποιήσει πελάτες με παρόμοια χαρακτηριστικά αγορών, επιτρέποντας την καλύτερη στόχευση και εξατομίκευση των προσφορών (Ayodele, 2010). Επίσης, η μη-επιβλεπόμενη μάθηση εφαρμόζεται συχνά σε τεχνικές όπως η ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA) και η ομαδοποίηση k-means. Τεχνικές όπως η «παλινδρόμηση» (backpropagation) επιτρέπουν στους αλγορίθμους να διορθώνουν τις στρατηγικές τους και να προσαρμόζονται σε δυναμικά περιβάλλοντα (Lillicrap et al., 2020).
Τέλος, η ενισχυτική μάθηση περιλαμβάνει αλγόριθμους που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με ένα περιβάλλον, λαμβάνοντας ανταμοιβές ή ποινές για τις ενέργειές τους. Αυτή η μέθοδος είναι εξαιρετικά αποτελεσματική σε εφαρμογές όπως τα παιχνίδια και η ρομποτική, όπου οι αλγόριθμοι μπορούν να βελτιώνουν τις στρατηγικές τους με την πάροδο του χρόνου, προσαρμόζοντας τις ενέργειές τους ανάλογα με την ανατροφοδότηση που λαμβάνουν (Francois-Lavet et al., 2018). Στην ενισχυτική μάθηση, η αλληλεπίδραση με το περιβάλλον μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου, ειδικά σε τομείς όπως η εκπαίδευση ρομπότ και τα συστήματα αυτόνομης οδήγησης.

2.3 Βαθιά μάθηση

Η παρούσα ενότητα επικεντρώνεται στη βαθιά μάθηση, ξεκινώντας με τον ορισμό της και συνεχίζοντας με την παρουσίαση των νευρωνικών δικτύων και των βασικών αρχιτεκτονικών τους. Τέλος, αναλύεται η σχέση της βαθιάς μάθησης με τη μηχανική μάθηση.

2.3.1 Ορισμός

Η βαθιά μάθηση (Deep Learning) είναι ένα υποσύνολο της μηχανικής μάθησης που αξιοποιεί πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα για την ανάλυση και επεξεργασία δεδομένων. Αυτή η τεχνική εμπνέεται από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, όπου οι νευρώνες συνδέονται και συνεργάζονται για να μάθουν και να επεξεργαστούν πληροφορίες. Μέσω της βαθιάς μάθησης, οι υπολογιστές μπορούν να αναγνωρίζουν πολύπλοκα μοτίβα σε εικόνες, κείμενα, ήχους και άλλα δεδομένα, διευκολύνοντας την αυτοματοποίηση εργασιών που

απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη, όπως η αναγνώριση προσώπων, η μετάφραση γλωσσών και η ανάλυση συναισθημάτων (Otter et al., 2020).

Η διαδικασία της βαθιάς μάθησης περιλαμβάνει την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων μέσω μεγάλων συνόλων δεδομένων, όπου το μοντέλο μαθαίνει να συνδέει χαρακτηριστικά των δεδομένων με τις αντίστοιχες ετικέτες. Κάθε επίπεδο του δικτύου επεξεργάζεται τα δεδομένα και εξάγει χαρακτηριστικά σε διαφορετικά επίπεδα αφαίρεσης, επιτρέποντας στο μοντέλο να δημιουργεί ολοένα και πιο σύνθετες αναπαραστάσεις των εισερχόμενων πληροφοριών. Αυτή η ικανότητα να μαθαίνει από τα δεδομένα χωρίς την ανάγκη για ρητές οδηγίες καθιστά τη βαθιά μάθηση ιδιαίτερα ισχυρή σε εφαρμογές που απαιτούν αναγνώριση προτύπων και ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο (Haeffele και Vidal, 2017).

Επιπλέον, η βαθιά μάθηση έχει οδηγήσει σε σημαντικές εξελίξεις σε τομείς όπως η ιατρική διάγνωση, η αυτόνομη οδήγηση και η δημιουργία περιεχομένου, ανατρέποντας τον τρόπο που οι επιχειρήσεις και οι οργανισμοί αναλύουν και αξιοποιούν τις πληροφορίες. Οι προκλήσεις που σχετίζονται με τη βαθιά μάθηση περιλαμβάνουν την ανάγκη για μεγάλες ποσότητες δεδομένων, τη δυσκολία στην ερμηνεία των μοντέλων και τις απαιτήσεις για υπολογιστική ισχύ, γεγονός που καθιστά την έρευνα και ανάπτυξη σε αυτόν τον τομέα συνεχώς ενεργές και κρίσιμες για την εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης (Jasim, 2022).

2.3.2 Νευρωνικά δίκτυα και αρχιτεκτονικές

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν θεμελιώδη δομικά στοιχεία της βαθιάς μάθησης, με τρεις από τις πιο διαδεδομένες αρχιτεκτονικές να είναι τα Συγκεντρωτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNNs), τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks - RNNs) και οι Transformers (Sun et al., 2014).

Τα CNNs είναι κυρίως σχεδιασμένα για την επεξεργασία εικόνας και αξιοποιούν τεχνικές όπως η σύγκλιση (convolution) και η υποδειγματοληψία (pooling) για την ανίχνευση χαρακτηριστικών σε διάφορα επίπεδα αφαίρεσης. Αυτή η αρχιτεκτονική επιτρέπει στο μοντέλο να αναγνωρίζει σύνθετα μοτίβα, όπως σχήματα και υφές, καθιστώντας τα εξαιρετικά αποτελεσματικά σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση προσώπων, η κατηγοριοποίηση εικόνων και η αυτόματη επισήμανση εικόνας (Haeffele και Vidal, 2017).

Αντίθετα, τα RNNs είναι κατάλληλα για την επεξεργασία διαδοχικών δεδομένων, όπως κείμενα ή βίντεο, καθώς έχουν την ικανότητα να διατηρούν πληροφορίες από προηγούμενα

βήματα μέσω των επαναλαμβανόμενων κυττάρων τους. Ωστόσο, συχνά αντιμετωπίζουν προβλήματα όπως το "vanishing gradient", που μπορεί να περιορίσει την αποτελεσματικότητα της εκπαίδευσής τους. Για να ξεπεραστεί αυτή η πρόκληση, έχουν αναπτυχθεί βελτιωμένες παραλλαγές, όπως τα LSTM (Long Short-Term Memory) και GRU (Gated Recurrent Unit), που επιτρέπουν τη διατήρηση πληροφοριών για μεγαλύτερες χρονικές περιόδους (Gan et al., 2016).

Η εισαγωγή των transformers το 2017 επαναστάτησε τον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης, καθώς χρησιμοποιούν μηχανισμούς προσοχής (attention mechanisms) που επιτρέπουν στο μοντέλο να επικεντρώνεται στα πιο σημαντικά μέρη των δεδομένων εισόδου. Αυτή η προσέγγιση βελτιώνει την απόδοση σε μια ποικιλία εργασιών, όπως η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP) και η αναγνώριση εικόνας. Οι transformers έχουν αποδείξει ότι μπορούν να ξεπεράσουν τις παραδοσιακές αρχιτεκτονικές σε πολλές εφαρμογές, ανοίγοντας νέες δυνατότητες για τη μηχανική μάθηση, όπως η δημιουργία κειμένου και η μετάφραση γλωσσών (Wolf et al., 2020).

Η εξέλιξη αυτών των αρχιτεκτονικών έχει οδηγήσει σε σημαντικές προόδους σε τομείς όπως η αυτόνομη οδήγηση, η ιατρική διάγνωση, και οι έξυπνοι βοηθοί, καθιστώντας τις νευρωνικές αρχιτεκτονικές καθοριστικές για τη μελλοντική κατεύθυνση της Τεχνητής Νοημοσύνης.

2.3.3 Σύνδεση της βαθιάς μάθησης με τη μηχανική μάθηση

Η βαθιά μάθηση (Deep Learning) αποτελεί ένα υποσύνολο της μηχανικής μάθησης (Machine Learning) που αξιοποιεί πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα για την ανάλυση και την επεξεργασία δεδομένων. Ενώ η μηχανική μάθηση περιλαμβάνει διάφορες τεχνικές και αλγορίθμους που επιτρέπουν στους υπολογιστές να μάθουν από δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις, η βαθιά μάθηση εστιάζει στην αξιοποίηση σύνθετων αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων για την αναγνώριση και την κατηγοριοποίηση μοτίβων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Η βαθιά μάθηση είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση εικόνας, η ανάλυση φυσικού λόγου (NLP) και η αυτόματη μετάφραση, περιοχές όπου οι παραδοσιακές μέθοδοι μηχανικής μάθησης ενδέχεται να μην αποδώσουν το ίδιο καλά (Russell και Norvig, 2021).

Η σύνδεση μεταξύ βαθιάς μάθησης και μηχανικής μάθησης είναι ουσιαστική, καθώς η βαθιά μάθηση επεκτείνει τις δυνατότητες της μηχανικής μάθησης μέσω της χρήσης πολυάριθμων στρωμάτων επεξεργασίας που επιτρέπουν την αυτοματοποίηση της εξαγωγής

χαρακτηριστικών από τα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι η βαθιά μάθηση έχει τη δυνατότητα να ανιχνεύει πολύπλοκες σχέσεις και δομές στα δεδομένα που δεν είναι άμεσα ορατές, προσφέροντας έτσι σημαντικές βελτιώσεις στην απόδοση σε πολλές εφαρμογές (Sun et al., 2014).

Η προοδευτική εκμάθηση που επιτρέπει η βαθιά μάθηση διαφοροποιείται από τις παραδοσιακές τεχνικές μηχανικής μάθησης, καθώς τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης δεν απαιτούν από τον χρήστη να καθορίσει ρητά τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Αντιθέτως, το μοντέλο μαθαίνει αυτόματα να ανιχνεύει και να συνδυάζει τα πιο κρίσιμα χαρακτηριστικά από τα δεδομένα (Dargan et al., 2020).

Εν κατακλείδι, ενώ η μηχανική μάθηση παρέχει τη βάση για την εκπαίδευση μοντέλων με δεδομένα, η βαθιά μάθηση ενσωματώνει αυτή τη διαδικασία σε μια πιο εξελιγμένη μορφή, επιτρέποντας στους υπολογιστές να μαθαίνουν με πιο φυσικό και αποδοτικό τρόπο. Η ικανότητα της βαθιάς μάθησης να χειρίζεται μεγάλες ποσότητες μη δομημένων δεδομένων (όπως εικόνες και κείμενα) και να εξάγει πολύπλοκες αναπαραστάσεις καθιστά την τεχνική αυτή εξαιρετικά ισχυρή για σύγχρονες εφαρμογές στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης (Ongsulee, 2017).

2.4 Γενετικοί αλγόριθμοι

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζουμε τους γενετικούς και εξελικτικούς αλγόριθμους, εξηγώντας τις βασικές αρχές λειτουργίας τους. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι κύριες χρήσεις και εφαρμογές τους στο πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης.

2.4.1 Βασικές έννοιες

Οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι υπολογιστικές μέθοδοι που έχουν εμπνευστεί από τις διαδικασίες της φυσικής εξέλιξης και της βιολογίας, όπως η φυσική επιλογή, η γενετική ποικιλία και η κληρονομικότητα. Οι γενετικοί αλγόριθμοι βασίζονται στην αναπαραγωγή και εξέλιξη πληθυσμών λύσεων, χρησιμοποιώντας μηχανισμούς όπως η επιλογή γονέων, ο ανασυνδυασμός (cross-over) και η μετάλλαξη για να εξελίξουν μια πληθυσμιακή βάση λύσεων προς καλύτερες αποδόσεις. Συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι αυτοί δημιουργούν μια αρχική γενιά λύσεων, οι οποίες αξιολογούνται με βάση μια συνάρτηση ποιότητας ή fitness

function. Στη συνέχεια, οι καλύτερες λύσεις επιλέγονται ως γονείς για την παραγωγή νέας γενιάς, μέσω διαδικασιών ανασυνδυασμού και μετάλλαξης (Goodfellow et al., 2014).

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, ενώ ακολουθούν τη βασική λογική των γενετικών αλγόριθμων, ενσωματώνουν και άλλες τεχνικές που προσομοιώνουν φυσικές διαδικασίες εξέλιξης. Αυτές περιλαμβάνουν τις εξελικτικές στρατηγικές, τη κληρονομικότητα και άλλες παραλλαγές των γενετικών διαδικασιών, με στόχο την επίλυση προβλημάτων από διάφορους τομείς, όπως η βελτιστοποίηση, η αναγνώριση προτύπων, και η μηχανική μάθηση. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι εξαιρετικά ευέλικτοι, επιτρέποντας την προσαρμογή τους σε ποικίλα προβλήματα και περιβάλλοντα, γεγονός που τους καθιστά ισχυρά εργαλεία στην επιστήμη των υπολογιστών και τη μηχανική μάθηση (Bora et al., 2017).

Η δύναμη των γενετικών και εξελικτικών αλγόριθμων έγκειται στην ικανότητά τους να συνδυάζουν τυχαιότητα και εξερεύνηση, χαρακτηριστικά που τους καθιστούν ιδιαίτερα χρήσιμους για την ανάλυση και τη βελτιστοποίηση μεγάλων και πολύπλοκων χώρων λύσεων. Μέσω αυτής της εξερεύνησης, οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να επιφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα στη βελτίωση της απόδοσης και της αποτελεσματικότητας μοντέλων, όπως η βελτιστοποίηση παραμέτρων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, και άλλων διαδικασιών που απαιτούν εξερεύνηση μεγάλων περιοχών του χώρου λύσεων (Nalisnick et al., 2018).

2.4.2 Χρήση και εφαρμογές σε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης

Οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι εξαιρετικά χρήσιμοι στην ανάπτυξη και βελτιστοποίηση μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης, λόγω της ικανότητάς τους να επιλύουν πολύπλοκα προβλήματα μέσω διαδικασιών που προσομοιώνουν τη φυσική εξέλιξη και την επιλογή των καλύτερων λύσεων (Bora et al., 2017). Αυτοί οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται σε ποικίλες εφαρμογές, παρέχοντας καινοτόμες λύσεις, κυρίως σε προβλήματα βελτιστοποίησης, επιδόσεων και προσαρμοστικότητας.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται συχνά για την επιλογή των σημαντικότερων χαρακτηριστικών από ένα σύνολο δεδομένων. Με τη μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών, επιτυγχάνεται μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου και αποφυγή του φαινομένου υπερπροσαρμογής (overfitting). Αυτή η διαδικασία ενισχύει την γενίκευση του μοντέλου και το καθιστά πιο ικανό να αποδώσει σε αόρατα δεδομένα (Goodfellow et al., 2014).

Οι γενετικοί αλγόριθμοι βοηθούν επίσης στη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων, επιλέγοντας τις καλύτερες παραμέτρους και δομές για την επίτευξη υψηλότερων επιδόσεων και αποδοτικότητας.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται επίσης σε προβλήματα εκτίμησης κινδύνου, όπως τα συστήματα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου. Η ικανότητά τους να αναγνωρίζουν κρυφές σχέσεις και να επιλέγουν τις καλύτερες λύσεις από έναν πληθυσμό υποψήφιων λύσεων καθιστά τους αλγόριθμους αυτούς πολύτιμους στην ανάλυση μεγάλων και ακανόνιστων δεδομένων, όπου οι παραδοσιακές μέθοδοι μπορεί να αποτύχουν. Αυτή η ικανότητα συμβάλλει στη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων, κάνοντάς τους ισχυρό εργαλείο σε τομείς όπως η χρηματοοικονομική ανάλυση και η ασφάλεια (Nalisnick et al., 2018).

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι επίσης εξαιρετικά χρήσιμοι σε ρομποτικές εφαρμογές και στην αυτόνομη οδήγηση. Η δυνατότητά τους να εξελίσσουν στρατηγικές με την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον καθιστά τους αλγόριθμους αυτούς ιδανικούς για την βελτιστοποίηση διαδρομών, την λήψη αποφάσεων σε δυναμικά περιβάλλοντα και την εκμάθηση στρατηγικών ελιγμών. Στην αυτόνομη οδήγηση, για παράδειγμα, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσαρμογή στις μεταβαλλόμενες συνθήκες του δρόμου, βελτιώνοντας την ασφάλεια και την αποδοτικότητα του συστήματος (Bora et al., 2017).

Η ευελιξία των γενετικοί αλγόριθμοι και εξελικτικοί αλγόριθμοι καθιστά αυτούς τους αλγόριθμους εξαιρετικά ισχυρούς για την ανάπτυξη προσαρμοστικών μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης. Η ικανότητά τους να συνδυάζουν στοιχεία τυχαιότητας και στρατηγικές αναζήτησης τους επιτρέπει να επιλύουν πολύπλοκα προβλήματα σε διάφορους τομείς, όπως η βελτιστοποίηση, η μάθηση ενισχύσεων και η ευφυής ανάλυση δεδομένων (Wang et al., 2020). Καθώς η τεχνολογία εξελίσσεται, οι γενετικοί αλγόριθμοι και εξελικτικοί αλγόριθμοι αναμένεται να διαδραματίσουν ακόμα πιο σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη προηγμένων συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης, όπως η μηχανική μάθηση και η ανάλυση μεγάλων δεδομένων. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι σε θέση να διαχειριστούν σύνθετους χώρους λύσεων και να ανακαλύψουν βελτιστοποιημένες λύσεις σε προβλήματα που απαιτούν συνεχώς μεταβαλλόμενες στρατηγικές και προσαρμοστικότητα (Nalisnick et al., 2018).

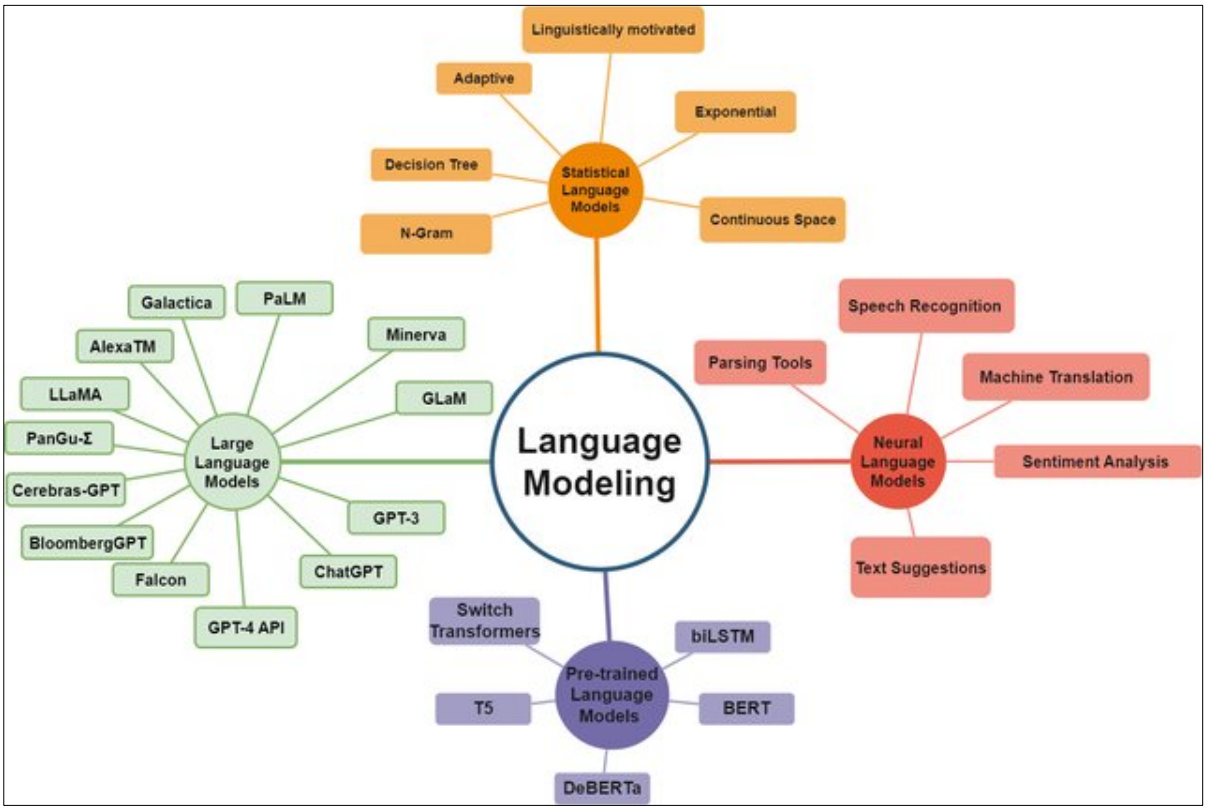
2.5 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs)

Η ενότητα αυτή ασχολείται με τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs), ξεκινώντας με τον ορισμό και τα βασικά τους χαρακτηριστικά. Ακολουθεί η ιστορική τους εξέλιξη, η σύγκριση με τα κλασικά μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης, καθώς και η παρουσίαση των τεχνολογιών και μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευσή τους.

2.5.1 Ορισμός βασικά χαρακτηριστικά

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) είναι εξαιρετικά προηγμένα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης που έχουν αναπτυχθεί για να κατανοούν και να παράγουν φυσική γλώσσα με τρόπο που μοιάζει με ανθρώπινο. Αυτά τα μοντέλα βασίζονται σε τεχνικές βαθιάς μάθησης (deep learning), κυρίως μέσω της αρχιτεκτονικής των μετασχηματιστών (transformers), και εκπαιδεύονται σε τεράστια σύνολα δεδομένων που περιλαμβάνουν δισεκατομμύρια λέξεις από ποικίλες πηγές, όπως βιβλία, άρθρα, ιστότοπους και άλλες μορφές κειμένων (Liu et al., 2024). Η εκτενής εκπαίδευση τους επιτρέπει στα LLMs να κατανοούν τις αποχρώσεις της γλώσσας, τη γραμματική και το πλαίσιο των προτάσεων, καθώς και ορισμένες γενικές γνώσεις (Εικόνα 3). Αυτό τα καθιστά ικανά να εκτελούν ένα ευρύ φάσμα εργασιών επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP), όπως η απάντηση σε ερωτήσεις, η μετάφραση κειμένων, η δημιουργία περιεχομένου και η αναγνώριση προτύπων στο κείμενο (Minaee et al., 2024).

Ένα βασικό χαρακτηριστικό των LLMs είναι η ικανότητά τους να διαχειρίζονται μη δομημένες ερωτήσεις και να παρέχουν λογικές απαντήσεις χωρίς να απαιτείται σαφής καθοδήγηση ή συγκεκριμένες εντολές. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά προγράμματα υπολογιστών, τα οποία απαιτούν αυστηρή καθοδήγηση, τα LLMs είναι ικανά να αντλούν πληροφορίες και να κατανοούν τη γλώσσα βάσει του πλαισίου των ερωτήσεων και των κειμένων (Bowman, 2023).



Εικόνα 3. Τύποι γλωσσικής μοντελοποίησης
(*Πηγή:*[*https://www.researchgate.net/publication/372571221_Large_Language_Models_A_Comprehensive_Survey_of_its_Applications_Challenges_Limitations_and_Future_Prospects*](https://www.researchgate.net/publication/372571221_Large_Language_Models_A_Comprehensive_Survey_of_its_Applications_Challenges_Limitations_and_Future_Prospects)).

Παρά τη δύναμή τους, τα LLMs αντιμετωπίζουν σημαντικά ζητήματα που συνδέονται με την ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης τους. Ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα είναι η παραπληροφόρηση ή η διάδοση ψευδών πληροφοριών, καθώς οι απαντήσεις τους εξαρτώνται από την ακριβή ποιότητα και αξιοπιστία των δεδομένων με τα οποία έχουν εκπαιδευτεί. Επιπλέον, τα LLMs είναι επιρρεπή σε προκαταλήψεις που απορρέουν από τα εκπαιδευτικά δεδομένα, κάτι που μπορεί να επηρεάσει την αντικειμενικότητα των απαντήσεών τους, ιδιαίτερα σε ευαίσθητα ή κοινωνικά κρίσιμα θέματα (Rothschild et al., 2024).

Παρά τις προκλήσεις, τα LLMs συνεχίζουν να εξελίσσονται και να αναπτύσσονται, βρίσκοντας εφαρμογές σε έναν αυξανόμενο αριθμό τομέων, όπως η ιατρική, η εκπαίδευση, η νομική ανάλυση, και η δημιουργία περιεχομένου. Η ικανότητά τους να προσαρμόζονται σε διαφορετικά περιβάλλοντα και να επιλύουν σύνθετα προβλήματα τους καθιστά αναπόσπαστο κομμάτι της σύγχρονης τεχνολογίας Τεχνητής Νοημοσύνης (Hadi et al., 2023).

2.5.2 Ιστορική εξέλιξη

Η ιστορική εξέλιξη των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) αποτελεί μια εντυπωσιακή πορεία καινοτομίας στον τομέα της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP). Από τα πρώτα βήματα με το BERT έως την κυριαρχία του GPT και τις επόμενες εξελίξεις, κάθε νέο μοντέλο προσέφερε νέες δυνατότητες και βελτιώσεις στη γλωσσική κατανόηση και παραγωγή (Chen et al., 2023).

Η εισαγωγή του BERT από την Google το 2018 αποτέλεσε ένα σημαντικό ορόσημο στην εξέλιξη των LLMs. Το BERT επαναστατεί στον τομέα της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας καθώς εισάγει την ικανότητα κατανόησης του κειμένου σε δύο κατευθύνσεις. Αυτή η διπλή κατεύθυνση επιτρέπει στο μοντέλο να κατανοεί τις λέξεις βάσει του πλαισίου τους, αντί να τις αναλύει απλώς μεμονωμένα, όπως γινόταν με τα μοντέλα που χρησιμοποιούν μόνο μονόδρομη κατανόηση. Το BERT εκπαιδεύτηκε σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, όπως η Wikipedia και το Toronto Book Corpus, και βελτίωσε σημαντικά τη διάκριση σε πολλές εργασίες NLP, όπως η απάντηση σε ερωτήσεις και η κατηγοριοποίηση κειμένων (Devlin, 2018).

Η OpenAI παρουσίασε το GPT το 2018, που αργότερα εξελίχθηκε στην τρίτη έκδοση του, το GPT-3 το 2020. Το GPT είναι ένα γενετικό μοντέλο που εκπαιδεύεται για να παράγει συνέχεια κειμένων που μοιάζουν με ανθρώπινα, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο προεκπαίδευσης σε τεράστια σύνολα δεδομένων. Το GPT-3 έχει 175 δισεκατομμύρια παραμέτρους, καθιστώντας το ένα από τα μεγαλύτερα μοντέλα γλώσσας που έχουν δημιουργηθεί μέχρι σήμερα. Η ικανότητά του να παράγει συνεκτικά κείμενα το καθιστά ιδανικό για ψηφιακούς βοηθούς, chatbots και άλλες εφαρμογές που απαιτούν ικανότητα συνδιαλλαγής σε φυσική γλώσσα (Brown et al., 2020).

Το T5, που παρουσιάστηκε από την Google το 2019, εισάγει μια επαναστατική προσέγγιση στην εκπαίδευση γλωσσικών μοντέλων. Το T5 αντιμετωπίζει όλες τις εργασίες NLP ως προβλήματα μετατροπής κειμένου σε κείμενο. Δηλαδή, είτε πρόκειται για μετάφραση, κατηγοριοποίηση, ή σύνοψη, το μοντέλο εκτελεί κάθε εργασία με τον ίδιο τρόπο, καθιστώντας το ευέλικτο και γενικευμένο για πολλές εργασίες. Αυτή η προσέγγιση προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία και γενίκευση, επιτρέποντας στο μοντέλο να εκτελεί καθήκοντα για τα οποία δεν έχει εκπαιδευτεί άμεσα (Raffel et al., 2020).

Η πρόσφατη εξέλιξη των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) χαρακτηρίζεται από την εμφάνιση νέων, καινοτόμων μοντέλων που ενισχύουν περαιτέρω τις δυνατότητες επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Το DeepSeek, ένα ανοικτού κώδικα μοντέλο με 67

δισεκατομμύρια παραμέτρους, εκπαιδεύτηκε σε ένα εκτενές σύνολο δεδομένων 2 τρισεκατομμυρίων tokens και παρουσιάζει εξαιρετικές επιδόσεις σε τομείς όπως ο προγραμματισμός, τα μαθηματικά και η λογική σκέψη, ξεπερνώντας σε ορισμένα σημεία ακόμα και το LLaMA-2 70B (Barton, 2025). Παράλληλα, η Google παρουσίασε το Gemini 1.5, ένα πολυτροπικό μοντέλο που ενσωματώνει την αρχιτεκτονική Mixture-of-Experts (MoE) και υποστηρίζει παράθυρο συμφραζομένων έως 1 εκατομμύριο tokens, επιτρέποντας την επεξεργασία μεγάλων και πολύπλοκων εισόδων . Τέλος, το Mistral 7B, με 7 δισεκατομμύρια παραμέτρους, αξιοποιεί τεχνικές όπως το grouped-query attention και το sliding window attention για ταχύτερη και αποδοτικότερη επεξεργασία, επιτυγχάνοντας επιδόσεις που ξεπερνούν το LLaMA 2 13B σε διάφορες αξιολογήσεις (Aydin et al., 2025). Αυτά τα μοντέλα σηματοδοτούν μια νέα εποχή στην ανάπτυξη των LLMs, με έμφαση στην αποδοτικότητα, την πολυτροπικότητα και την ανοικτή πρόσβαση.

2.5.3 Διαφορές από τα κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) διαφέρουν σημαντικά από τα κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης (ML) και βαθιάς μάθησης (DL) σε διάφορες πτυχές, όπως η αρχιτεκτονική, η επεξεργασία δεδομένων, η πολυπλοκότητα, η υπολογιστική ισχύς που απαιτείται και οι εφαρμογές τους.

Ενώ τα παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης απαιτούν συχνά χειροκίνητη επιλογή χαρακτηριστικών και εκτενή προετοιμασία δεδομένων, τα LLMs χρησιμοποιούν τεχνικές βαθιάς μάθησης που αυτοματοποιούν αυτές τις διαδικασίες μέσω της εκπαίδευσης σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Τα LLMs εκπαιδεύονται σε τεράστιες βάσεις δεδομένων, οι οποίες περιλαμβάνουν δισεκατομμύρια λέξεις από διάφορες πηγές, επιτρέποντάς τους να αναγνωρίζουν και να κατανοούν πολύπλοκες σχέσεις μεταξύ λέξεων και φράσεων χωρίς την ανάγκη εκτενούς προετοιμασίας δεδομένων ή χαρακτηριστικών. Αυτή η ικανότητα τα καθιστά ιδανικά για εργασίες που απαιτούν κατανόηση γλώσσας, όπως η απάντηση σε ερωτήσεις, η δημιουργία κειμένου και η κατηγοριοποίηση (Minaee et al., 2024).

Ένα σημαντικό σημείο διαφοροποίησης είναι η πολυπλοκότητα των μοντέλων. Τα κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης, όπως τα δέντρα απόφασης και οι γραμμικές παλινδρομήσεις, είναι συνήθως πιο απλά και απαιτούν λιγότερα δεδομένα για εκπαίδευση. Αντίθετα, τα LLMs είναι εξαιρετικά πολύπλοκα, με δισεκατομμύρια παραμέτρους, γεγονός που απαιτεί μεγάλες

ποσότητες υπολογιστικής ισχύος και δεδομένων για να εκπαιδευτούν αποτελεσματικά. Αυτή η πολυπλοκότητα τους επιτρέπει να εκτελούν πολύπλοκες γλωσσικές εργασίες που δεν είναι εφικτές με παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης (Hadi et al., 2023). Ωστόσο, ενώ απαιτούν τεράστιους υπολογιστικούς πόρους για την εκπαίδευση, τα LLMs μπορούν να είναι πιο αποδοτικά σε ορισμένες εφαρμογές λόγω της ικανότητάς τους να γενικεύουν καλύτερα σε νέες και άγνωστες περιπτώσεις.

Τα LLMs διαθέτουν την ικανότητα να εκτελούν πολλές διαφορετικές εργασίες με την ίδια υποδομή, χωρίς να απαιτείται προσαρμογή ή εκ νέου εκπαίδευση του μοντέλου για κάθε νέα εργασία. Επομένως, μπορούν να απαντούν σε ερωτήσεις, να παράγουν κείμενο, να μεταφράζουν γλώσσες και να αναλύουν συναισθήματα με την ίδια εκπαίδευση. Αντίθετα, τα παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης συχνά απαιτούν προσαρμογή και δημιουργία νέων χαρακτηριστικών για την επίλυση διαφορετικών τύπων προβλημάτων (Wang et al., 2023).

Επιπρόσθετα, μια σημαντική διαφορά είναι η ερμηνευσιμότητα των μοντέλων. Τα παραδοσιακά μοντέλα, όπως τα δέντρα απόφασης ή οι γραμμικές παλινδρομήσεις, είναι πιο διαφανή και κατανοητά, γεγονός που επιτρέπει στους χρήστες να κατανοούν τις αποφάσεις του μοντέλου και να τις εξηγούν. Αντιθέτως, τα LLMs συχνά θεωρούνται "μαύρα κουτιά" (black-box), καθώς είναι πολύ πιο δύσκολο να κατανοηθεί πώς καταλήγουν σε μια συγκεκριμένη απόφαση, ειδικά όταν εξετάζονται πολύπλοκες γλωσσικές ή δημιουργικές εργασίες (Rothschild et al., 2024).

Οι εφαρμογές των LLMs διαφέρουν επίσης από αυτές των κλασικών μοντέλων μηχανικής μάθησης. Ενώ τα παραδοσιακά μοντέλα είναι πιο κατάλληλα για αναλύσεις δομημένων δεδομένων ή για προβλέψεις που απαιτούν υψηλή ερμηνευσιμότητα, όπως η ανίχνευση απάτης ή η πρόβλεψη αποχώρησης πελατών, τα LLMs είναι ιδανικά για δημιουργικές και γλωσσικές εφαρμογές, όπως η παραγωγή κειμένου, η μετάφραση γλωσσών, η ανάπτυξη chatbot και η ανάλυση συναισθημάτων. Αυτή η διαφοροποίηση καθιστά τα LLMs απαραίτητα εργαλεία σε τομείς όπου απαιτείται βαθιά κατανόηση της γλώσσας, δημιουργική σκέψη και ευελιξία (Liu et al., 2024).

Συμπερασματικά, τα LLMs προσφέρουν μοναδικές δυνατότητες και εφαρμογές που τους διαφοροποιούν από τα παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης, επιτρέποντας την εκτέλεση σύνθετων εργασιών που σχετίζονται με τη γλώσσα και την επικοινωνία. Καθώς οι τεχνολογίες συνεχίζουν να εξελίσσονται, η σημασία των LLMs αναμένεται να αυξάνεται σε όλο και περισσότερους τομείς (Minaee et al., 2024).

2.5.4 Τεχνολογίες και μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των LLMs

Η εκπαίδευση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) απαιτεί την εφαρμογή προηγμένων τεχνολογιών και μεθοδολογιών, που διασφαλίζουν την αποτελεσματική κατανόηση και παραγωγή φυσικής γλώσσας. Η διαδικασία εκπαίδευσης περιλαμβάνει αρκετά στάδια, από τη συλλογή δεδομένων έως την ανάπτυξη εξειδικευμένων εφαρμογών.

Η εκπαίδευση ξεκινά με τη συλλογή δεδομένων, η οποία περιλαμβάνει τη συγκέντρωση μεγάλων ποσοτήτων κειμένων από διάφορες πηγές, όπως βιβλία, άρθρα, ιστοσελίδες και φόρουμ. Αυτά τα δεδομένα είναι συνήθως σε μέγεθος petabytes, με στόχο να καλύψουν την ποικιλία και τις πολυπλοκότητες της ανθρώπινης γλώσσας. Στη συνέχεια, τα δεδομένα προεπεξεργάζονται με τη χρήση τεχνικών όπως η αφαίρεση ανεπιθύμητων χαρακτήρων, η διάσπαση του κειμένου σε μικρότερα τμήματα (tokens) και η μετατροπή αυτών σε αριθμητικές αναπαραστάσεις, ώστε να γίνουν κατανοητά από τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης (Rahman & Watanobe, 2023).

Αφού ολοκληρωθεί η προεπεξεργασία, καθορίζεται η αρχιτεκτονική του μοντέλου, η οποία συνήθως βασίζεται στους μετασχηματιστές (transformers). Οι μετασχηματιστές χρησιμοποιούν μηχανισμούς αυτο-προσοχής (self-attention), οι οποίοι επιτρέπουν στο μοντέλο να εστιάσει στις πιο σημαντικές λέξεις ή φράσεις σε μια πρόταση. Αυτή η ικανότητα να κατανοούν τις σχέσεις μεταξύ λέξεων και εννοιών καθιστά τους μετασχηματιστές την ιδανική αρχιτεκτονική για την κατανόηση και παραγωγή φυσικής γλώσσας (Wolf et al., 2020).

Η εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται μέσω εποπτευόμενης μάθησης, όπου το LLM μαθαίνει να προβλέπει τις επόμενες λέξεις σε μια ακολουθία, βασισμένο σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται πολλές φορές, με σκοπό την επίτευξη ικανοποιητικών επιπέδων απόδοσης. Καθώς το μοντέλο εξελίσσεται, οι παράμετροι του ρυθμίζονται και προσαρμόζονται για να επιτευχθεί καλύτερη γενίκευση των δεδομένων και κατανόηση των γλωσσικών σχέσεων (Liu et al., 2024).

Εκτός από την παραδοσιακή εκπαίδευση, τα LLMs μπορούν να εκπαιδευτούν και με τη χρήση τεχνικών μεταφοράς μάθησης (transfer learning), όπου ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε ένα γενικό σύνολο δεδομένων, προσαρμόζεται σε πιο εξειδικευμένες εργασίες ή τομείς. Παράλληλα, η ασύγχρονη εκπαίδευση επιτρέπει την ταυτόχρονη εκπαίδευση πολλών μοντέλων, ενισχύοντας την αποδοτικότητα της διαδικασίας και μειώνοντας τον χρόνο εκπαίδευσης (Devlin, 2018).

Μετά την αρχική εκπαίδευση, το μοντέλο μπορεί να υποβληθεί σε διαδικασίες βελτίωσης και εξειδίκευσης, με στόχο την επιτυχή εφαρμογή του σε συγκεκριμένες περιοχές ή εργασίες. Αυτό γίνεται με τη ρύθμιση παραμέτρων και τη χρησιμοποίηση μικρότερων, πιο εξειδικευμένων συνόλων δεδομένων. Οι διαδικασίες αυτές επιτρέπουν στο LLM να επιτύχει εξαιρετική απόδοση σε τομείς όπως η μετάφραση γλωσσών, η σύνοψη κειμένων ή η απάντηση σε ερωτήσεις (Minaee et al., 2024).

Τέλος, μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης, το μοντέλο είναι έτοιμο για ανάπτυξη σε πραγματικές εφαρμογές. Αυτές περιλαμβάνουν, μεταξύ άλλων, τη δημιουργία chatbots, τη μετάφραση γλωσσών, τη δημιουργία κειμένων και την ανάλυση συναισθήματος. Οι τεχνολογίες και μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση των LLMs καθιστούν αυτά τα μοντέλα ισχυρά εργαλεία για την επεξεργασία φυσικής γλώσσας και ανοίγουν νέες δυνατότητες στην τεχνητή νοημοσύνη (Rahman & Watanobe, 2023).

2.6 Εφαρμογές των LLMs

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) έχουν βρει εφαρμογές σε ποικιλία τομέων, προσφέροντας καινοτόμες λύσεις που βελτιώνουν την αποδοτικότητα και την ποιότητα των υπηρεσιών σε πολλούς τομείς της καθημερινής ζωής (Hadi et al., 2023).

Στον τομέα της εκπαίδευσης, τα LLMs χρησιμοποιούνται για να παρέχουν εξατομικευμένη μάθηση και υποστήριξη στους μαθητές. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να προσαρμόζουν το περιεχόμενο και τις μεθόδους διδασκαλίας με βάση τις ατομικές ανάγκες και το επίπεδο κατανόησης του κάθε μαθητή. Για παράδειγμα, το Duolingo έχει ενσωματώσει LLMs για να προσφέρει λειτουργίες όπως "Explain My Answer" και "Roleplay", επιτρέποντας στους μαθητές να κατανοούν καλύτερα τις απαντήσεις τους και να εξασκούνται σε πραγματικές συνομιλίες. Επιπλέον, τα LLMs μπορούν να αυτοματοποιούν τη διαδικασία βαθμολόγησης, προσφέροντας γρήγορες και αντικειμενικές αξιολογήσεις. Επίσης, παρέχουν δυνατότητες μετάφρασης κειμένων για την υποστήριξη μαθητών που μιλούν διαφορετικές γλώσσες (Zhang et al., 2024).

Στον τομέα της ιατρικής, τα LLMs χρησιμοποιούνται για την ανάλυση ιατρικών δεδομένων και τη στήριξη κλινικών αποφάσεων. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να αναλύσουν ιατρικές αναφορές, να εξάγουν σημαντικές πληροφορίες από κείμενα και να παρέχουν προτάσεις για διαγνώσεις ή θεραπευτικές επιλογές. Επίσης, τα LLMs μπορούν να βοηθήσουν στην

εκπαίδευση των επαγγελματιών υγείας μέσω της παροχής πληροφοριών σχετικά με νέες θεραπείες ή φαρμακευτικά προϊόντα. Η χρήση τους μπορεί να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα των διαδικασιών και να μειώσει τα λάθη στην κλινική πρακτική (Thirunavukarasu et al., 2023).

Στον νομικό τομέα, τα LLMs έχουν τη δυνατότητα να αναλύουν νομικά κείμενα, συμβάσεις και αποφάσεις δικαστηρίων, διευκολύνοντας τη διαδικασία έρευνας και ανάλυσης. Μπορούν να παρέχουν γρήγορες απαντήσεις σε νομικές ερωτήσεις, να συντάσσουν έγγραφα και να προτείνουν στρατηγικές βάσει προηγούμενων υποθέσεων. Αυτή η εφαρμογή μπορεί να μειώσει τον χρόνο που απαιτείται για την έρευνα και την προετοιμασία νομικών εγγράφων, επιτρέποντας στους δικηγόρους να εστιάσουν σε πιο σύνθετα ζητήματα (Huang et al., 2023).

Τα LLMs χρησιμοποιούνται στην αυτοματοποίηση της εξυπηρέτησης πελατών μέσω chatbots και «εικονικών βοηθών», προσφέροντας γρήγορες και ακριβείς απαντήσεις σε ερωτήματα και αιτήματα. Αυτή η τεχνολογία επιτρέπει την παρακολούθηση συναισθηματικών αποκρίσεων και την αναγνώριση της διάθεσης των πελατών, βοηθώντας τις επιχειρήσεις να βελτιώσουν τη στρατηγική επικοινωνίας τους και να ενισχύσουν την εμπειρία του πελάτη (Hadi et al., 2023).

Στον τομέα της δημοσιογραφίας, τα LLMs χρησιμοποιούνται για την παραγωγή και επεξεργασία ειδήσεων, τη συγγραφή άρθρων και την ανάλυση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα επιτρέπουν την ταχύτατη αναγνώριση τάσεων και την εξαγωγή συμπερασμάτων από δεδομένα, διευκολύνοντας την κάλυψη των ειδήσεων σε πραγματικό χρόνο (Zhang et al., 2024).

Στην ψυχαγωγία, τα LLMs χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία σεναρίων, μουσικής, βιβλίων και άλλου περιεχομένου. Χρησιμοποιώντας αυτές τις τεχνολογίες, οι καλλιτέχνες και δημιουργοί μπορούν να παράγουν νέες ιδέες ή να συνθέτουν έργα που συνδυάζουν την ανθρώπινη δημιουργικότητα με την τεχνητή νοημοσύνη, εξοικονομώντας χρόνο και ενέργεια (Zhao et al., 2023).

Τα LLMs έχουν αναδειχθεί ως ισχυρά εργαλεία για τη μετάφραση και την υποστήριξη διαπολιτισμικής επικοινωνίας. Η ικανότητά τους να κατανοούν και να παράγουν κείμενο σε πολλές γλώσσες επιτρέπει την άμεση και ακριβή μετάφραση διαλέξεων, εγχειριδίων και άλλων εκπαιδευτικών υλικών, εξαλείφοντας τα γλωσσικά εμπόδια και επιτρέποντας στους μαθητές και επαγγελματίες να έχουν πρόσβαση σε πληροφορίες που διαφορετικά θα ήταν δύσκολα προσβάσιμες (Zhao et al., 2023). Αυτή η δυνατότητα ενισχύει τη συμπεριληπτικότητα στην εκπαίδευση και την επαγγελματική συνεργασία.

Στον τομέα της έρευνας, τα LLMs χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και την ανασκόπηση ερευνητικών δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να παρακολουθούν τις τελευταίες εξελίξεις σε έναν τομέα και να εξάγουν συμπεράσματα από δημοσιευμένα έργα, βοηθώντας τους ερευνητές να εντοπίσουν νέες κατευθύνσεις και να επιταχύνουν την καινοτομία σε διάφορους κλάδους (Liu et al., 2024).

Τα LLMs χρησιμοποιούνται επίσης στην επεξεργασία πολυτροπικών δεδομένων (κείμενο, εικόνα και ήχος). Η ενσωμάτωσή τους σε διαδραστικά εργαλεία μάθησης που συνδυάζουν οπτικά και ακουστικά στοιχεία προσφέρει μια πιο ολοκληρωμένη και ελκυστική εμπειρία μάθησης. Αυτή η τεχνολογία ενισχύει την αποτελεσματικότητα της διδασκαλίας, προσφέροντας δυναμικές εφαρμογές στην εκπαίδευση και τον πολιτισμό (Zhang et al., 2024).

Η συνεχής εξέλιξη των LLMs υπόσχεται να μεταμορφώσει την εκπαίδευση, τη γλωσσική τεχνολογία, την επιχειρηματικότητα, την ψυχαγωγία και πολλούς άλλους τομείς, καθιστώντας τους πιο προσβάσιμους και χρήσιμους σε παγκόσμιο επίπεδο.

2.7 Προκλήσεις και περιορισμοί

2.7.1 Τεχνικά ζητήματα σχετικά με τη χρήση των LLMs

Η ανάπτυξη των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) αντιμετωπίζει σημαντικές τεχνικές προκλήσεις, με την ποιότητα και την ποσότητα των δεδομένων εκπαίδευσης να αποτελούν κρίσιμους παράγοντες (Filippo et al., 2024). Τα LLMs εκπαιδεύονται σε τεράστια σύνολα δεδομένων που συχνά περιλαμβάνουν πληροφορίες από διάφορες πηγές. Εάν αυτά τα δεδομένα περιέχουν προκαταλήψεις ή ανακρίβειες, το μοντέλο μπορεί να τις αναπαράγει, γεγονός που επηρεάζει αρνητικά την ακρίβεια και την αξιοπιστία των απαντήσεων του. Αυτό το φαινόμενο είναι ιδιαίτερα ανησυχητικό σε κρίσιμους τομείς, όπως η ιατρική ή η νομική, όπου ακόμη και μικρά σφάλματα μπορούν να οδηγήσουν σε σοβαρές συνέπειες.

Επιπλέον, η λεγόμενη "black box" φύση αυτών των μοντέλων καθιστά δύσκολη την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο λαμβάνονται οι αποφάσεις τους (Jiao et al., 2024). Η έλλειψη διαφάνειας περιορίζει την εμπιστοσύνη των χρηστών και την ευρύτερη αποδοχή τους, καθώς δεν είναι ξεκάθαρο πώς επεξεργάζονται τις πληροφορίες ή ποια δεδομένα επηρεάζουν τις απαντήσεις τους.

Τέλος, τα ζητήματα κλιμάκωσης είναι επίσης καίρια. Η συνεχής αύξηση του μεγέθους των μοντέλων απαιτεί τεράστιους υπολογιστικούς πόρους και ενέργεια, γεγονός που δημιουργεί

περιβαλλοντικές και οικονομικές προκλήσεις (Chang et al., 2024). Η αντιμετώπιση αυτών των τεχνικών ζητημάτων είναι ζωτικής σημασίας για τη βιώσιμη ανάπτυξη των LLMs.

2.7.2 Ηθικές ανησυχίες

Η χρήση των LLMs εγείρει κρίσιμες ηθικές ανησυχίες, οι οποίες επηρεάζουν άμεσα την κοινωνική τους αποδοχή και την υπευθυνότητά τους. Ένα από τα πιο σημαντικά ζητήματα είναι η αναπαραγωγή προκαταλήψεων. Εάν τα δεδομένα εκπαίδευσης περιλαμβάνουν στερεότυπα, το μοντέλο μπορεί να τα ενισχύσει και να τα ενσωματώσει στις απαντήσεις του, με σοβαρές επιπτώσεις σε τομείς όπως η εκπαίδευση και η απασχόληση (Deng et al., 2024).
Επιπλέον, η "black box" φύση των LLMs συνδέεται με την έλλειψη διαφάνειας, η οποία προκαλεί δυσπιστία στους χρήστες. Οι αποφάσεις που λαμβάνονται με βάση τις απαντήσεις αυτών των μοντέλων είναι δύσκολο να επαληθευτούν, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε σοβαρές παρανοήσεις ή λάθη (Jiao et al., 2024). Παράλληλα, τα LLMs μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία παραπλανητικού περιεχομένου, όπως ψευδείς ειδήσεις ή κακόβουλες πληροφορίες, οι οποίες μπορούν να υπονομεύσουν την κοινωνική συνοχή και να ενισχύσουν την παραπληροφόρηση.
Ένα ακόμη ηθικό ζήτημα είναι η ιδιωτικότητα. Η εκπαίδευση των LLMs σε δημόσια δεδομένα μπορεί να οδηγήσει σε μη εξουσιοδοτημένη χρήση ευαίσθητων πληροφοριών, θέτοντας σε κίνδυνο την προστασία των προσωπικών δεδομένων. Η θέσπιση κανονισμών και πολιτικών για την ηθική χρήση των LLMs είναι επιτακτική ανάγκη (Kaddour et al., 2023).

2.7.3 Προτάσεις για βελτίωση και μελλοντικές έρευνες

Για να αντιμετωπιστούν τα παραπάνω ζητήματα, προτείνεται η εστίαση σε βελτιωμένες πρακτικές εκπαίδευσης και διαχείρισης των LLMs. Πρωταρχική σημασία έχει η ποιοτική επιλογή και επεξεργασία των δεδομένων εκπαίδευσης, ώστε να διασφαλίζεται η ποικιλομορφία και η αμεροληψία τους. Επίσης, οι τεχνικές αυτο-διόρθωσης θα μπορούσαν να ενισχύσουν την αξιοπιστία, επιτρέποντας στα LLMs να αναγνωρίζουν και να διορθώνουν προκαταλήψεις κατά τη λειτουργία τους (Filippo et al., 2024).
Η ενσωμάτωση μηχανισμών εξήγησης αποτελεί σημαντικό βήμα προς την ενίσχυση της διαφάνειας και της εμπιστοσύνης. Μέσω αυτών των μηχανισμών, οι χρήστες μπορούν να κατανοήσουν καλύτερα πώς λαμβάνονται οι αποφάσεις από τα μοντέλα, διευκολύνοντας την

αποδοχή τους (Jiao et al., 2024). Παράλληλα, απαιτούνται κανονισμοί και ηθικά πρότυπα που θα καθοδηγούν τη χρήση των LLMs με υπευθυνότητα, προστατεύοντας την ιδιωτικότητα και την ασφάλεια των δεδομένων.

Στο μέλλον, η έρευνα θα μπορούσε να επικεντρωθεί στην ανάπτυξη πολυγλωσσικών LLMs, που θα μπορούν να υποστηρίζουν με ίση ακρίβεια διαφορετικές γλώσσες και πολιτισμικά περιβάλλοντα. Η βελτίωση αυτής της δυνατότητας θα επιτρέψει την πρόσβαση σε πληροφορίες σε παγκόσμιο επίπεδο, συμβάλλοντας στη μείωση των ανισοτήτων στη γνώση και την εκπαίδευση (Chang et al., 2024).

3. Ο ΡΟΛΟΣ ΤΩΝ LLMs ΣΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) έχουν φέρει επανάσταση στην εκπαίδευση, λειτουργώντας ως εργαλεία που ενισχύουν τη μαθησιακή διαδικασία και παρέχουν νέες δυνατότητες στους εκπαιδευτικούς και τους μαθητές. Η ικανότητά τους να αναλύουν και να παράγουν φυσική γλώσσα με μεγάλη ακρίβεια τα καθιστά πολύτιμους συμμάχους στην εξατομικευμένη διδασκαλία, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα όπου η ποικιλία των μαθησιακών αναγκών είναι έντονη. Με τη βοήθεια των LLMs, οι εκπαιδευτικοί μπορούν να παρέχουν στοχευμένη υποστήριξη, δημιουργώντας υλικό που προσαρμόζεται στις γνώσεις, τα ενδιαφέροντα και το επίπεδο κάθε μαθητή (Alhafni et al., 2024).

Στο πλαίσιο της διδασκαλίας πληροφορικής, τα LLMs προσφέρουν μοναδικές δυνατότητες. Μπορούν να διευκολύνουν την κατανόηση προγραμματιστικών εννοιών μέσω της δημιουργίας αναλυτικών παραδειγμάτων και της παροχής άμεσης υποστήριξης για την επίλυση προβλημάτων. Για παράδειγμα, οι μαθητές που μαθαίνουν προγραμματισμό στη ΓΛΩΣΣΑ μπορούν να επωφεληθούν από τη δυνατότητα των LLMs να εξηγούν κώδικα, να εντοπίζουν σφάλματα και να προτείνουν λύσεις με τρόπο που είναι άμεσα κατανοητός (Rahman and Watanobe, 2023). Επιπλέον, τα LLMs λειτουργούν ως εργαλεία για την ανάπτυξη δεξιοτήτων κριτικής σκέψης και ανάλυσης. Μέσω διαδραστικών ασκήσεων, όπως η ανάλυση διαφορετικών σεναρίων ή η αξιολόγηση πολλαπλών λύσεων σε ένα πρόβλημα, οι μαθητές ενθαρρύνονται να διερευνήσουν εναλλακτικούς τρόπους προσέγγισης των προκλήσεων. Παράλληλα, οι εκπαιδευτικοί έχουν τη δυνατότητα να παρακολουθούν την πρόοδο των μαθητών και να προσαρμόζουν τη διδασκαλία με βάση τα δεδομένα που προκύπτουν από τις αλληλεπιδράσεις των μαθητών με τα LLMs (Jost et al., 2024). Ταυτόχρονα, οι αυτοματοποιημένες δυνατότητες των LLMs εξοικονομούν χρόνο, αυτοματοποιώντας χρονοβόρες διαδικασίες, όπως η αξιολόγηση εργασιών ή η παραγωγή εκπαιδευτικού υλικού. Αυτό επιτρέπει στους εκπαιδευτικούς να εστιάσουν περισσότερο στις διδακτικές πτυχές και στην αλληλεπίδραση με τους μαθητές (Aviv et al., 2024). Σε ένα συνεχώς μεταβαλλόμενο τεχνολογικό τοπίο, τα LLMs αποτελούν όχι μόνο εργαλείο αλλά και στρατηγικό μέσο για τη βελτίωση της εκπαιδευτικής διαδικασίας και την προετοιμασία των μαθητών για τις προκλήσεις του μέλλοντος.

3.2 Σημασία για τη διδασκαλία της πληροφορικής

Η διδασκαλία της πληροφορικής στο λύκειο, και ειδικά της ΓΛΩΣΣΑΣ στη Γ' Λυκείου, είναι ένα κρίσιμο σημείο για την ανάπτυξη των δεξιοτήτων προγραμματισμού στους μαθητές. Η κατανόηση βασικών προγραμματιστικών δομών, όπως οι βρόχοι, οι συναρτήσεις και οι συνθήκες, καθώς και η εφαρμογή τους σε πραγματικά προβλήματα, αποτελεί συχνά πρόκληση. Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) μπορούν να λειτουργήσουν ως ψηφιακοί σύμβουλοι, προσφέροντας εξατομικευμένη υποστήριξη (Rahman and Watanobe, 2023). Για παράδειγμα, ένας μαθητής που δυσκολεύεται να κατανοήσει τη λειτουργία ενός βρόχου μπορεί να λάβει από ένα LLM ένα επεξηγηματικό κείμενο με οπτικοποιημένα παραδείγματα ή εναλλακτικές προσεγγίσεις για την ίδια έννοια.

Επιπλέον, τα LLMs μπορούν να αναγνωρίσουν συχνά λάθη, όπως λανθασμένη χρήση μεταβλητών ή ελλείψεις στη λογική του κώδικα, παρέχοντας όχι μόνο διορθώσεις αλλά και αιτιολόγηση που ενισχύει τη βαθύτερη κατανόηση (Aviv et al., 2024). Ειδικά στη ΓΛΩΣΣΑ, όπου η σύνταξη και η λογική είναι θεμελιώδους σημασίας, τα LLMs μπορούν να εξηγήσουν με απλό και κατανοητό τρόπο γιατί ένα λάθος προκύπτει και πώς μπορεί να διορθωθεί.

Η προσθήκη τέτοιων εργαλείων στη διδασκαλία δημιουργεί ένα μαθησιακό περιβάλλον που ενθαρρύνει τη συμμετοχή, προωθεί την ενεργό μάθηση και μειώνει το άγχος των μαθητών απέναντι στη δυσκολία του προγραμματισμού. Τέλος, μέσω της προσωποποιημένης ανατροφοδότησης και των δυναμικών παραδειγμάτων, τα LLMs δεν διευκολύνουν μόνο την αποδοτική κατανόηση αλλά και καλλιεργούν την αυτοπεποίθηση των μαθητών, επιτρέποντάς τους να αναπτύξουν τις δεξιότητές τους σε βάθος (Jost et al., 2024).

3.3 Σύνδεση με την τεχνολογική εξέλιξη

Η ενσωμάτωση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) στην εκπαιδευτική διαδικασία αποτελεί μια σαφή ένδειξη της ταχύτατης τεχνολογικής προόδου και της ανάγκης οι εκπαιδευτικές πρακτικές να ανταποκρίνονται στις σύγχρονες απαιτήσεις της ψηφιακής εποχής. Τα LLMs όχι μόνο ενθαρρύνουν τη διαδραστικότητα μεταξύ μαθητών και περιεχομένου αλλά και προωθούν την αυτονομία στη μάθηση. Οι μαθητές μπορούν να αξιοποιούν τα μοντέλα αυτά για να αναζητούν πληροφορίες, να λαμβάνουν άμεσες απαντήσεις στις απορίες τους και να πειραματίζονται με προγραμματιστικές έννοιες σε έναν ασφαλή και υποστηρικτικό ψηφιακό χώρο (Sarsa et al., 2022).

Για τους εκπαιδευτικούς, τα LLMs προσφέρουν τη δυνατότητα να βελτιστοποιήσουν τον χρόνο τους, αναθέτοντας σε αυτά χρονοβόρες εργασίες, όπως η αρχική διόρθωση ασκήσεων ή η δημιουργία προσαρμοσμένων φύλλων εργασίας για διαφορετικά επίπεδα μαθητών (Choi and Kim., 2024). Αυτό επιτρέπει στους διδάσκοντες να επικεντρώνονται σε πιο ουσιαστικές δραστηριότητες, όπως η ενίσχυση της κριτικής σκέψης και η καθοδήγηση των μαθητών σε πιο σύνθετα θέματα.

Η τεχνολογική αυτή εξέλιξη επηρεάζει άμεσα και τον τομέα της πληροφορικής, καθώς οι μαθητές μαθαίνουν όχι μόνο να χρησιμοποιούν τα LLMs αλλά και να κατανοούν τις αρχές λειτουργίας τους, γεγονός που τους προετοιμάζει για τις απαιτήσεις της σύγχρονης αγοράς εργασίας. Παράλληλα, η εφαρμογή αυτών των εργαλείων ενισχύει την καινοτομία στη διδασκαλία της πληροφορικής, προάγοντας τη δημιουργικότητα και την επίλυση προβλημάτων με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης (Kasneci et al., 2023).

Μέσω της διερεύνησης των δυνατοτήτων και των εφαρμογών τους, μπορούμε να διαπιστώσουμε πώς τα LLMs συμβάλλουν στη διαμόρφωση του μέλλοντος της εκπαίδευσης, προσφέροντας λύσεις που συνδυάζουν την καινοτομία με την πρακτική αξία (Alhafni et al., 2024). Η σωστή αξιοποίησή τους μπορεί να εξισορροπήσει τις αυξανόμενες τεχνολογικές δυνατότητες με την ουσιαστική εκπαιδευτική αποτελεσματικότητα, προσφέροντας μια ολοκληρωμένη εμπειρία μάθησης που ανταποκρίνεται στις ανάγκες της κοινωνίας του 21ου αιώνα.

4. ΔΙΔΑΚΤΙΚΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΜΕ LLMs

Η ραγδαία εξέλιξη των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) προσφέρει νέες δυνατότητες για την ενίσχυση της διδακτικής διαδικασίας. Το παρόν κεφάλαιο εξετάζει τρόπους με τους οποίους τα LLMs μπορούν να αξιοποιηθούν για την προσωποποιημένη μάθηση, την εξατομίκευση της εκπαιδευτικής εμπειρίας, την υποστήριξη του διδακτικού έργου, τη βελτίωση της προσβασιμότητας και την ενίσχυση της συνεργατικής μάθησης.

4.1 Ο ρόλος της προσωποποιημένης μάθησης

Η προσωποποιημένη μάθηση αποτελεί μία από τις πιο ισχυρές δυνατότητες που προσφέρουν τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) στην εκπαιδευτική διαδικασία. Αυτά τα μοντέλα, μέσω της αναλυτικής τους ικανότητας να επεξεργάζονται δεδομένα και να προσαρμόζονται στις ανάγκες των μαθητών, μπορούν να δημιουργήσουν εξατομικευμένα μαθησιακά περιβάλλοντα. Κάθε μαθητής, με τις δικές του αδυναμίες, δυνάμεις και ρυθμούς μάθησης, μπορεί να επωφεληθεί από μια διδασκαλία που προσαρμόζεται στις ανάγκες του, γεγονός που ενισχύει την εμπλοκή του και την αποτελεσματικότητα της μάθησης (Sarsa et al., 2022). Στη διδασκαλία προγραμματισμού, για παράδειγμα, τα LLMs μπορούν να αναλύσουν τις ασκήσεις ενός μαθητή και να προσφέρουν προσαρμοσμένα παραδείγματα, διευκολύνοντας τη διαδικασία κατανόησης προχωρημένων εννοιών, όπως οι αναδρομές ή οι αλγόριθμοι ταξινόμησης.

Τα LLMs αξιοποιούν τεχνικές μηχανικής μάθησης για να κατανοήσουν τη μάθηση του μαθητή σε βάθος, παρακολουθώντας την πρόοδό του και εντοπίζοντας περιοχές που απαιτούν βελτίωση. Ανάλογα με τα δεδομένα που συλλέγονται, μπορούν να προσαρμόσουν το περιεχόμενο και τις ασκήσεις, επιλέγοντας πιο κατάλληλα παραδείγματα ή παρέχοντας περισσότερη ανατροφοδότηση σε τομείς που ο μαθητής δυσκολεύεται. Αυτή η προσαρμοστικότητα μπορεί να ενισχύσει την κατανόηση σύνθετων εννοιών, για παράδειγμα, όταν ο μαθητής δείχνει αδυναμία στην κατανόηση του κώδικα σε μία γλώσσα προγραμματισμού (Jost et al., 2024). Αντί να προσφέρει γενικές λύσεις, το μοντέλο μπορεί να αναγνωρίσει τα λάθη του μαθητή και να προτείνει λύσεις ή αναγνώσεις που ταιριάζουν με το επίπεδό του.

Ένα παράδειγμα αυτής της προσωποποιημένης προσέγγισης στη ΓΛΩΣΣΑ μπορεί να είναι η δημιουργία προσαρμοσμένων προγραμμάτων προγραμματιστικών ασκήσεων για έναν μαθητή που έχει πρόβλημα με τη συντακτική ακρίβεια. Τα LLMs μπορούν να εντοπίσουν ποιο μέρος του κώδικα προκαλεί δυσκολία και να δημιουργήσουν ερωτήσεις ή ασκήσεις που εστιάζουν ακριβώς σε αυτό το σημείο, δίνοντας έτσι την ευκαιρία στον μαθητή να ενισχύσει την κατανόηση χωρίς να χρειάζεται να επαναλάβει όλη την ύλη (Rahman and Watanobe, 2023). Αυτή η εξατομίκευση ενισχύει τη μαθησιακή εμπειρία και μειώνει την απογοήτευση, αφού ο μαθητής δέχεται καθοδήγηση που είναι ακριβώς στη σωστή στιγμή και στο σωστό επίπεδο για αυτόν.

Πέραν από την κατανόηση συγκεκριμένων θεμάτων, η προσωποποιημένη μάθηση ενισχύει και την ανάπτυξη στρατηγικών μάθησης. Οι μαθητές μπορούν να μάθουν πώς να αξιοποιούν το υλικό με τρόπο που ανταποκρίνεται στις προσωπικές τους προτιμήσεις και στον τρόπο σκέψης τους. Τα LLMs, με τη δυνατότητα παρακολούθησης της αλληλεπίδρασης των μαθητών με τις ασκήσεις, μπορούν να παρέχουν ανατροφοδότηση όχι μόνο για τη σωστή ή λάθος απάντηση, αλλά και για τη στρατηγική που χρησιμοποιήθηκε για την επίλυση του προβλήματος. Αυτό επιτρέπει στους μαθητές να γίνουν πιο συνειδητοποιημένοι όσον αφορά τον τρόπο μάθησης τους, ενισχύοντας την κριτική σκέψη και την αυτονομία (Choi and Kim., 2024).

Με αυτόν τον τρόπο, τα LLMs παρέχουν στους μαθητές όχι απλώς μαθησιακή υποστήριξη, αλλά και καθοδήγηση για το πώς να μάθουν πιο αποδοτικά και με μεγαλύτερη αυτοπεποίθηση, προσφέροντας ένα δυναμικό και αποτελεσματικό εκπαιδευτικό περιβάλλον.

4.2 Εξατομίκευση της εκπαιδευτικής εμπειρίας

Η εξατομίκευση της εκπαιδευτικής εμπειρίας είναι μια από τις πιο σημαντικές δυνατότητες που προσφέρουν τα LLMs στην εκπαιδευτική διαδικασία, καθώς επιτρέπει στους μαθητές να έχουν πρόσβαση σε προσωπική και προσαρμοσμένη μάθηση, κάτι που ενισχύει τη μαθησιακή τους εμπειρία και τις επιδόσεις τους. Με τη χρήση αυτών των μοντέλων, οι μαθητές μπορούν να λάβουν άμεση και στοχευμένη ανατροφοδότηση που είναι ειδικά προσαρμοσμένη στα λάθη και τις αδυναμίες τους. Η ανατροφοδότηση αυτή είναι περισσότερο ενδελεχής από την παραδοσιακή, αφού τα LLMs μπορούν να αναλύσουν τον κώδικα που γράφει ο μαθητής και να εντοπίσουν συγκεκριμένα σημεία που χρειάζονται βελτίωση (Alhafni et al., 2024). Αντί να περιορίζονται σε γενικές παρατηρήσεις, τα μοντέλα αυτά προσφέρουν λεπτομερείς εξηγήσεις

για το πού και γιατί παρουσιάστηκε το λάθος, βοηθώντας τους μαθητές να το κατανοήσουν σε βάθος και να το διορθώσουν.

Αυτό το χαρακτηριστικό της εξατομίκευσης επιτρέπει στους μαθητές να εργάζονται με τον δικό τους ρυθμό, κάτι που είναι κρίσιμο για τη διαχείριση διαφορετικών ικανοτήτων και αναγκών. Για παράδειγμα, σε έναν μαθητή που έχει δυσκολίες στην κατανόηση ενός αλγορίθμου ή μιας συντακτικής δομής, το LLM μπορεί να του προσφέρει επιπλέον παραδείγματα, να επαναλάβει τη διαδικασία με διαφορετική προσέγγιση ή να εξηγήσει την έννοια χρησιμοποιώντας παραδείγματα από τον καθημερινό κόσμο. Αντίθετα, για έναν μαθητή που κατανοεί εύκολα αυτές τις έννοιες, το LLM μπορεί να του προτείνει πιο περίπλοκες ασκήσεις ή να του παρέχει προκλήσεις υψηλότερου επιπέδου, βοηθώντας τον να εξερευνήσει πιο σύνθετες πλευρές του προγραμματισμού και να αναπτύξει δεξιότητες σε προηγμένα θέματα, όπως η ανάλυση αλγορίθμων ή η βελτιστοποίηση κώδικα (Jost et al., 2024).

Αυτή η δυνατότητα εξατομίκευσης εξαλείφει την πίεση που μπορεί να αισθανθεί ο μαθητής σε ένα παραδοσιακό μοντέλο διδασκαλίας, όπου όλοι οι μαθητές πρέπει να ακολουθούν τον ίδιο ρυθμό και το ίδιο πρόγραμμα. Ένας μαθητής που δυσκολεύεται να κατανοήσει μια έννοια μπορεί να λάβει περισσότερη υποστήριξη και να αφιερώσει περισσότερο χρόνο σε αυτήν χωρίς να αισθάνεται ότι μένει πίσω από τους υπόλοιπους (Hellas et al., 2023). Αντίστοιχα, ο πιο προχωρημένος μαθητής δεν θα βαρεθεί ή θα νιώσει περιορισμένος από την ταχύτητα του υπόλοιπου τμήματος, καθώς μπορεί να εστιάσει στις πιο απαιτητικές πτυχές της μάθησης.

4.3 LLMs ως εργαλεία υποστήριξης στη διδασκαλία

Τα LLMs μπορούν να προσφέρουν πολυδιάστατη υποστήριξη τόσο στους μαθητές όσο και στους εκπαιδευτικούς, λειτουργώντας ως "βοηθοί" στην εκπαιδευτική διαδικασία. Η δυνατότητά τους να κατανοούν και να επεξεργάζονται φυσική γλώσσα, τους καθιστά ιδανικά για την υποστήριξη των μαθητών σε πραγματικό χρόνο, ενώ παράλληλα μπορούν να ενισχύσουν τη διδασκαλία και την αξιολόγηση των καθηγητών. Ένα από τα πιο εντυπωσιακά χαρακτηριστικά των LLMs είναι η δυνατότητα να παρέχουν στους μαθητές απαντήσεις και εξηγήσεις με τρόπο που προσομοιώνει την καθοδήγηση ενός ανθρώπινου δασκάλου (Leinonen et al., 2023). Όταν οι μαθητές αντιμετωπίζουν δυσκολίες με τον κώδικα τους ή με μια άσκηση προγραμματισμού, μπορούν να υποβάλουν ερωτήσεις και να λάβουν άμεσες, κατανοητές εξηγήσεις. Αυτές οι εξηγήσεις δεν περιορίζονται σε απλές απαντήσεις, αλλά συχνά

περιλαμβάνουν αναλύσεις των λαθών, προτάσεις για βελτίωση και παραδείγματα για καλύτερη κατανόηση των εννοιών.

Αυτός ο τύπος υποστήριξης είναι εξαιρετικά χρήσιμος όταν οι μαθητές χρειάζονται βοήθεια πέρα από τις καθιερωμένες ώρες διδασκαλίας ή όταν οι δάσκαλοι δεν είναι διαθέσιμοι για άμεση παρέμβαση. Τα LLMs μπορούν να επιτρέψουν στους μαθητές να εργάζονται με τον δικό τους ρυθμό και να αναζητούν βοήθεια όποτε τη χρειάζονται. Για παράδειγμα, αν ένας μαθητής δυσκολεύεται να κατανοήσει τη συντακτική δομή μιας γλώσσας προγραμματισμού ή το πώς να διορθώσει ένα σφάλμα στον κώδικα του, μπορεί να ζητήσει από το LLM μια επεξήγηση που θα περιλαμβάνει παραδείγματα και συμβουλές για να προχωρήσει. Η ικανότητα του LLM να αναγνωρίζει τα λάθη και να παρέχει εξατομικευμένες εξηγήσεις σε κάθε περίπτωση είναι ζωτικής σημασίας για τη βελτίωση της μαθησιακής εμπειρίας και την ενίσχυση της αυτονομίας των μαθητών (Aviv et al., 2024).

Από την πλευρά των εκπαιδευτικών, τα LLMs μπορούν να λειτουργήσουν ως εργαλεία ενίσχυσης της διδασκαλίας. Για παράδειγμα, οι καθηγητές μπορούν να αξιοποιήσουν αυτά τα μοντέλα για τη δημιουργία νέων παραδειγμάτων κώδικα ή την προσαρμογή υπαρχόντων, καθιστώντας τη διαδικασία μάθησης πιο ενδιαφέρουσα και προσαρμοσμένη στις ανάγκες των μαθητών. Επίσης, τα LLMs μπορούν να βοηθήσουν στην ανάλυση και στον εντοπισμό λαθών στον κώδικα σε πραγματικό χρόνο, κάτι που επιτρέπει στους καθηγητές να παρακολουθούν τη πρόοδο των μαθητών και να παρεμβαίνουν άμεσα όταν είναι απαραίτητο (Hellas et al., 2023). Τα LLMs μπορούν να διαγνώσουν κοινά λάθη ή παρεξηγήσεις και να παρέχουν αναλυτική ανατροφοδότηση, βοηθώντας έτσι τους δασκάλους να εξοικονομήσουν χρόνο και να εστιάσουν σε πιο σύνθετα προβλήματα ή παραμετροποιήσεις για κάθε μαθητή.

Επιπλέον, τα LLMs μπορούν να συμβάλουν στην αξιολόγηση των μαθητών, δημιουργώντας ερωτήσεις και ασκήσεις που αξιολογούν την κατανόηση του μαθητή και βοηθώντας στην αυτοαξιολόγηση (Jost et al., 2024). Οι καθηγητές μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτά τα εργαλεία για να σχεδιάσουν διαγωνίσματα ή να δημιουργήσουν ανοιχτές ερωτήσεις που να εξετάζουν σε βάθος τις γνώσεις των μαθητών, ενώ ταυτόχρονα να υποστηρίζουν μια διαδικασία συνεχούς ανατροφοδότησης.

Τέλος, τα LLMs προσφέρουν τη δυνατότητα αυτοματοποιημένης παρακολούθησης και καταγραφής των επιδόσεων των μαθητών, διευκολύνοντας την αξιολόγηση και την αναγνώριση των περιοχών που απαιτούν περαιτέρω εξάσκηση ή ενίσχυση.

4.4 Προσβασιμότητα και αυτονομία

Η εφαρμογή των LLMs στην εκπαιδευτική διαδικασία ενισχύει σημαντικά την αυτονομία των μαθητών, καθώς τους επιτρέπει να αναζητούν λύσεις σε απορίες και να εμβαθύνουν σε δύσκολες έννοιες χωρίς να εξαρτώνται συνεχώς από την παρουσία ή την καθοδήγηση του δασκάλου. Αυτό είναι ιδιαιτέρως χρήσιμο σε περιβάλλοντα όπου οι μαθητές χρειάζονται περισσότερη ατομική εργασία και καθοδήγηση, ή σε περιπτώσεις όπου οι εκπαιδευτικοί δεν είναι άμεσα διαθέσιμοι να προσφέρουν υποστήριξη. Έτσι, τα LLMs δρουν ως εργαλείο ενίσχυσης της αυτοεκπαίδευσης, επιτρέποντας στους μαθητές να διερευνούν και να κατανοούν τις έννοιες με τον δικό τους ρυθμό, χωρίς να νιώθουν την πίεση να περιμένουν την παρέμβαση του δασκάλου (Sarsa et al., 2022).

Για παράδειγμα, εάν ένας μαθητής αντιμετωπίζει δυσκολία με τη συντακτική ανάλυση ενός προγράμματος ή δεν καταλαβαίνει την έννοια ενός αλγορίθμου, μπορεί να επικοινωνήσει με το LLM για μια λεπτομερή εξήγηση ή να λάβει εναλλακτικά παραδείγματα και εφαρμογές του θέματος, χωρίς να χρειάζεται να αναμένει την επόμενη συνάντηση με τον καθηγητή. Αυτή η προσβασιμότητα αυξάνει τη συμμετοχή των μαθητών στη μάθηση, καθώς τους παρέχει την ελευθερία να αναζητούν βοήθεια ή να επαναλάβουν υλικό όποτε το κρίνουν απαραίτητο (Leinonen et al., 2023).

Επιπλέον, η προσβασιμότητα αυτών των εργαλείων μέσω ψηφιακών πλατφορμών αυξάνει τη δυναμική της διδασκαλίας και επιτρέπει στους μαθητές να έχουν υποστήριξη όλο το 24ωρο, εντός ή εκτός τάξης. Αυτό ανοίγει νέες προοπτικές για μαθητές που ενδέχεται να έχουν διαφορετικά ωράρια ή να χρειάζονται ευελιξία λόγω εξωσχολικών υποχρεώσεων (Choi and Kim., 2024). Όταν η διδασκαλία δεν περιορίζεται στο παραδοσιακό πλαίσιο της τάξης, αλλά γίνεται διαθέσιμη μέσω ψηφιακών εργαλείων και πλατφορμών, οι μαθητές αποκτούν τη δυνατότητα να προχωρήσουν στο δικό τους ρυθμό και να εμβαθύνουν σε θέματα χωρίς περιορισμούς χρόνου και χώρου.

Ένα επιπλέον πλεονέκτημα της προσβασιμότητας των LLMs είναι η δυνατότητα τους να καλύπτουν μαθητές με διαφορετικές μαθησιακές ανάγκες (Alhafni et al., 2024). Ειδικότερα, οι μαθητές με μαθησιακές δυσκολίες μπορούν να επωφεληθούν από την εξειδικευμένη υποστήριξη που παρέχουν τα LLMs, καθώς τα εργαλεία αυτά μπορούν να προσαρμοστούν στις ανάγκες του κάθε μαθητή, παρέχοντας εξατομικευμένη ανατροφοδότηση και καθοδήγηση. Τα LLMs μπορούν να προσφέρουν βοηθητικά υλικά και να παρουσιάσουν

δύσκολες έννοιες με εναλλακτικούς τρόπους, κάνοντάς τες πιο προσιτές και κατανοητές, ενώ ταυτόχρονα ενισχύουν τη μαθησιακή διαδικασία για όλους τους μαθητές.

Εν κατακλείδι, η δυνατότητα αυτονομίας που προσφέρουν τα LLMs, σε συνδυασμό με την ευχέρεια πρόσβασης από οποιοδήποτε μέρος και οποιαδήποτε ώρα, προάγει την ανεξαρτησία των μαθητών και ενισχύει τη συμμετοχή τους στη μάθηση, καθιστώντας την διαδικασία πιο δυναμική και ευέλικτη (Hellas et al., 2023). Το γεγονός ότι τα μαθησιακά εργαλεία είναι προσβάσιμα όλο το 24ωρο καθιστά τη διδασκαλία πιο ανοιχτή και την εμπειρία μάθησης πιο πλούσια και ολοκληρωμένη.

4.5 Συνεργατική μάθηση και υποστήριξη από LLMs

Εκτός από την εξατομικευμένη μάθηση, τα LLMs προσφέρουν πολύτιμη υποστήριξη σε συνεργατικά μοντέλα μάθησης, ενισχύοντας τη δυνατότητα των μαθητών να εργαστούν αποτελεσματικά σε ομάδες. Στη διδασκαλία της πληροφορικής, για παράδειγμα, οι μαθητές μπορούν να συνεργαστούν σε έργα προγραμματισμού, όπου κάθε μέλος της ομάδας αναλαμβάνει συγκεκριμένες εργασίες, όπως τον σχεδιασμό αλγορίθμων, την υλοποίηση κώδικα ή τη δοκιμή προγραμμάτων (Jost et al., 2024). Τα LLMs, σε αυτό το πλαίσιο, μπορούν να προσφέρουν καθοδήγηση σε κάθε στάδιο του έργου, προτείνοντας στρατηγικές για τη σωστή κατανομή των εργασιών, παρέχοντας ανατροφοδότηση και βοηθώντας στην επίλυση κοινών αποριών που προκύπτουν κατά τη διάρκεια της συνεργασίας (Choi and Kim., 2024). Έτσι, αν μια ομάδα μαθητών αντιμετωπίζει δυσκολία στην επίλυση ενός προβλήματος, το LLM μπορεί να προσφέρει παραδείγματα λύσεων, να εξηγήσει λάθη στον κώδικα ή να προτείνει διαφορετικές προσεγγίσεις στην επίλυση του προβλήματος, επιτρέποντας στους μαθητές να επιλύσουν τις προκλήσεις μαζί, ενώ ταυτόχρονα αναπτύσσουν τις δικές τους δεξιότητες.

Η χρήση των LLMs σε συνεργατικά περιβάλλοντα ενισχύει την επικοινωνία και τη συνεργασία μεταξύ των μαθητών, καθώς τους ενθαρρύνει να ανταλλάξουν ιδέες και να συνεργαστούν για την επίτευξη ενός κοινού στόχου. Όταν οι μαθητές δουλεύουν μαζί, οι ικανότητές τους στην επίλυση προβλημάτων και στη συζήτηση τεχνικών θεμάτων βελτιώνονται. Ειδικότερα, στην περίπτωση του προγραμματισμού, οι μαθητές καλούνται να εξηγήσουν τις ιδέες τους στους συμμαθητές τους, να διατυπώσουν λογικές εξηγήσεις και να δικαιολογήσουν τις επιλογές τους, ενισχύοντας έτσι τη δυνατότητα τους να σκεφτούν κριτικά και να επικοινωνούν

αποτελεσματικά (Aviv et al., 2024). Το LLM, ως εργαλείο υποστήριξης, παίζει ρόλο «μεσολαβητή» στη συνεργασία, προτείνοντας ιδέες, εξηγώντας τις ενέργειες που γίνονται και βοηθώντας στην κατανόηση των πιο σύνθετων εννοιών.

Αυτό το συνεργατικό μοντέλο μάθησης δεν περιορίζεται μόνο στην ανάπτυξη τεχνικών δεξιοτήτων, αλλά και στην καλλιέργεια απαραίτητων κοινωνικών δεξιοτήτων, όπως η συνεργασία, η επικοινωνία και η διαχείριση διαφορών (Sarsa et al., 2022). Οι μαθητές μαθαίνουν να μοιράζονται ιδέες, να αναγνωρίζουν τα δυνατά σημεία και τις αδυναμίες των συμμαθητών τους, και να εργάζονται συλλογικά για την επίτευξη των κοινών στόχων τους. Αυτές οι δεξιότητες είναι εξαιρετικά σημαντικές στον σύγχρονο εργασιακό κόσμο, όπου η ομαδική δουλειά και η αποτελεσματική επικοινωνία θεωρούνται κλειδί για την επιτυχία.

Ένα επιπλέον όφελος από τη χρήση των LLMs σε συνεργατικά έργα είναι η δυνατότητα στους μαθητές να εστιάσουν στην ποιότητα του τελικού προϊόντος, με τα LLMs να αναλαμβάνουν την «επικύρωση» των ιδεών τους, την ανάλυση του κώδικα και την πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων. Αντί να επικεντρώνονται σε λεπτομέρειες κώδικα ή σε σημεία που μπορεί να τους προκαλούν σύγχυση, οι μαθητές μπορούν να αξιοποιήσουν τα LLMs για να εμβαθύνουν στο συνολικό έργο και να συνεργαστούν πιο αποτελεσματικά, αφήνοντας τα εργαλεία να αναλάβουν τα πιο τεχνικά και χρονοβόρα στάδια της διαδικασίας (Kasneci et al., 2023).

Σε τελική ανάλυση, η υποστήριξη των LLMs σε συνεργατικά μοντέλα μάθησης όχι μόνο ενισχύει τις τεχνικές ικανότητες των μαθητών, αλλά και καλλιεργεί τις κοινωνικές και επικοινωνιακές τους δεξιότητες, οι οποίες είναι ουσιαστικές για την ανάπτυξή τους στο σύγχρονο ψηφιακό και εργασιακό περιβάλλον (Leinonen et al., 2023).

5. ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΓΛΩΣΣΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ «ΓΛΩΣΣΑ»

Το κεφάλαιο εξετάζει την εφαρμογή των LLMs στη διδασκαλία της ΓΛΩΣΣΑΣ, η οποία είναι η ψευδογλώσσα που χρησιμοποιείται στην ελληνική δευτεροβάθμια εκπαίδευση. Αρχικά, αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο τα LLMs μπορούν να υποστηρίξουν τους μαθητές στην κατανόηση βασικών προγραμματιστικών εννοιών, στη διόρθωση συντακτικών και λογικών λαθών, καθώς και στην παροχή αυτοματοποιημένης ανατροφοδότησης. Στην συνέχεια, αναδεικνύονται τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί των LLMs στη διευκόλυνση της εκπαιδευτικής διαδικασίας μέσα από πρακτικά παραδείγματα και μελέτες περίπτωσης, τονίζοντας τη δυναμική τους στη βελτίωση της εξατομικευμένης μάθησης και της υποστηρικτικής διδασκαλίας του προγραμματισμού.

5.1 Εκμάθηση και κατανόηση προγραμματισμού

Τα LLMs, χάρη στη δυνατότητά τους να κατανοούν και να παράγουν κείμενο σε φυσική γλώσσα, μπορούν να γίνουν εξαιρετικά εργαλεία για τη διδασκαλία του προγραμματισμού, ειδικά σε μαθητές που αρχίζουν να εξοικειώνονται με τις βασικές έννοιες του κώδικα (Aviv et al., 2024). Η χρήση τους για τη δημιουργία παραδειγμάτων κώδικα προσαρμοσμένων στο επίπεδο του μαθητή μπορεί να ενισχύσει τη διαδικασία μάθησης και να διευκολύνει την κατανόηση σύνθετων εννοιών.

Για παράδειγμα, εάν ένας μαθητής δυσκολεύεται να κατανοήσει τη σύνταξη των επαναληπτικών δομών (όπως οι βρόχοι ΓΙΑ ή ΟΣΟ), το LLM μπορεί να δημιουργήσει παραδείγματα που να εξηγούν τη χρήση αυτών των δομών με σαφή και απλό τρόπο. Επίσης, το LLM μπορεί να προτείνει παραλλαγές του κώδικα, που να παρουσιάζουν διαφορετικούς τρόπους επίλυσης του ίδιου προβλήματος, βοηθώντας τους μαθητές να κατανοήσουν τις διαφορετικές δυνατότητες που προσφέρει ο προγραμματισμός.

Η χρήση των LLMs στη **ΓΛΩΣΣΑ** και συγκεκριμένα του ChatGPT έχει αποδείξει ότι τα μοντέλα αυτά διαθέτουν σημαντική γνώση της σύνταξης και των κανόνων της, όπως και της φιλοσοφίας που διέπει τη διδασκαλία της. Για παράδειγμα, η ικανότητά τους να παράγουν παραδείγματα που ακολουθούν τις βασικές αρχές του μαθήματος είναι αξιοσημείωτη. Ωστόσο, οι παρατηρήσεις αποκάλυψαν και ορισμένους περιορισμούς. Σε κάποιες περιπτώσεις, το μοντέλο μπέρδεψε την εντολή **ΓΡΑΨΕ** της **ΓΛΩΣΣΑΣ** με την **ΕΜΦΑΝΙΣΕ**, η οποία ανήκει

στην ψευδογλώσσα της Β' Λυκείου. Παράλληλα, τα αυθόρμητα παραδείγματα ήταν κυρίως τύπου ασκήσεων, επικεντρωμένα στις βασικές έννοιες, χωρίς να επεκτείνονται σε σύνθετα προβλήματα.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό ήταν η αρχική παρουσίαση όλων των υποπρογραμμάτων γενικά, χωρίς να διαφοροποιούνται σε συναρτήσεις και διαδικασίες, όπως προβλέπει η **ΓΛΩΣΣΑ**. Μετά από επισήμανση, όμως, το LLM προσαρμόστηκε, παράγοντας υποπρογράμματα σύμφωνα με τη σύνταξη και τις απαιτήσεις της γλώσσας. Σε επίπεδο σύνθετων προβλημάτων, παρατηρήθηκε επίσης η ανάγκη για διόρθωση της αρχικής σύνταξης, ώστε ο παραγόμενος κώδικας να εναρμονίζεται πλήρως με τους κανόνες της **ΓΛΩΣΣΑΣ**.

Παρά τις όποιες αδυναμίες, τα LLMs αποτελούν πολύτιμα εργαλεία για τη διδασκαλία του προγραμματισμού, προσφέροντας ευελιξία και υποστήριξη στη διαδικασία μάθησης. Η ικανότητά τους να προσαρμόζουν τις απαντήσεις τους ανάλογα με το επίπεδο του μαθητή και να διευκολύνουν την εξερεύνηση ποικίλων σεναρίων, συμβάλλει σημαντικά στη βαθύτερη κατανόηση του προγραμματισμού και της **ΓΛΩΣΣΑΣ**.

5.1.1 Παραδείγματα με τη χρήση ChatGPT

5.1.1.1 Παράδειγμα χρήσης επαναληπτικής δομής Για...από...μέχρι

Βασική χρήση του βρόχου **Για** για την εκτύπωση των πρώτων 10 αριθμών.

Προτροπή – prompt: Δώσε ένα παράδειγμα προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ που να χρησιμοποιεί τη δομή επανάληψης ΓΙΑ...ΑΠΟ...ΜΕΧΡΙ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΕκτύπωσηΑριθμών ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΑΚΕΡΑΙΕΣ: i ΑΡΧΗ ΓΙΑ i ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ 10 ΓΡΑΨΕ i ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

Προτροπή 1. Ανάπτυξη προγράμματος με χρήση της εντολής επανάληψης ΓΙΑ...ΑΠΟ...ΜΕΧΡΙ.

5.1.1.2 Παράδειγμα χρήσης επαναληπτικής δομής Όσο...επανάλαβε

Επιτρέπει στον μαθητή να κατανοήσει πώς λειτουργεί ο βρόχος **Όσο** σε μια επανάληψη που εξαρτάται από μια συνθήκη.

Προτροπή – prompt: Δώσε ένα παράδειγμα στη ΓΛΩΣΣΑ που να χρησιμοποιεί τη δομή επανάληψης ΟΣΟ...ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΆθροισμαΘετικών ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΑΚΕΡΑΙΕΣ: αριθμός, άθροισμα ΑΡΧΗ άθροισμα <- 0 ΓΡΑΨΕ "Δώσε έναν θετικό αριθμό (ή αρνητικό για τερματισμό):" ΔΙΑΒΑΣΕ αριθμός ΟΣΟ αριθμός >= 0 ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ άθροισμα <- άθροισμα + αριθμός ΓΡΑΨΕ "Δώσε άλλον θετικό αριθμό:" ΔΙΑΒΑΣΕ αριθμός ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ ΓΡΑΨΕ "Το άθροισμα των θετικών αριθμών είναι:", άθροισμα ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

Προτροπή 2. Ανάπτυξη προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ με τη χρήση της εντολής επανάληψης ΟΣΟ...ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ.

5.1.1.3 Παράδειγμα με χρήση συνδυασμού δομών επιλογής και επανάληψης

Δείχνει πώς ένας μαθητής μπορεί να αναλύσει τη σύνθετη χρήση επαναληπτικών δομών με συνθήκες.

Προτροπή – prompt: Γράψε ένα πρόγραμμα στη ΓΛΩΣΣΑ που να συνδυάζει δομές επιλογής και επανάληψης.
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΥπολογισμόςΜέσουΌρου ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΑΚΕΡΑΙΕΣ: αριθμός, άθροισμα, πλήθος ΑΡΧΗ

```
  άθροισμα <- 0
  πλήθος <- 0
  ΓΡΑΨΕ "Δώσε αριθμό (ή αρνητικό για τερματισμό):"
  ΔΙΑΒΑΣΕ αριθμός
  ΟΣΟ αριθμός >= 0 ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ
    άθροισμα <- άθροισμα + αριθμός
    πλήθος <- πλήθος + 1
    ΓΡΑΨΕ "Δώσε άλλον αριθμό:"
    ΔΙΑΒΑΣΕ αριθμός
  ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
  ΑΝ πλήθος > 0 ΤΟΤΕ
    ΓΡΑΨΕ "Ο μέσος όρος είναι:", άθροισμα / πλήθος
  ΑΛΛΙΩΣ
    ΓΡΑΨΕ "Δεν δόθηκαν έγκυροι αριθμοί."
  ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ
```

Προτροπή 3. Ανάπτυξη προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ συνδυάζοντας δομές επιλογής και επανάληψης.

5.1.1.4 Παράδειγμα εύρεσης μέγιστου αριθμού από δισδιάστατο πίνακα με χρήση υποπρογράμματος

Το πρόγραμμα διαβάζει έναν δισδιάστατο πίνακα και χρησιμοποιεί υποπρόγραμμα για να βρει το μέγιστο στοιχείο.

<u>Προτροπή – prompt:</u> Δημιούργησε ένα πρόγραμμα στη ΓΛΩΣΣΑ που να χρησιμοποιεί υποπρογράμματα και πίνακες δύο διαστάσεων.

```
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜέγιστοΑριθμός
ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ
  ΑΚΕΡΑΙΕΣ: πίνακας[10, 10], γραμμές, στήλες, max
ΑΡΧΗ
  ΓΡΑΨΕ "Δώσε αριθμό γραμμών:"
  ΔΙΑΒΑΣΕ γραμμές
```

```
  ΓΡΑΨΕ "Δώσε αριθμό στηλών:"
  ΔΙΑΒΑΣΕ στήλες

  ΚΑΛΕΣΕ ΔιάβασεΠίνακα(πίνακας, γραμμές, στήλες)
  ΚΑΛΕΣΕ ΕύρεσηΜέγιστου(πίνακας, γραμμές, στήλες, max)

  ΓΡΑΨΕ "Το μέγιστο στοιχείο είναι: ", max
ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΔιάβασεΠίνακα(πίνακας, γραμμές, στήλες)
ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ
  ΑΚΕΡΑΙΕΣ: πίνακας[10, 10], γραμμές, στήλες, i, j
ΑΡΧΗ
  ΓΙΑ i ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ γραμμές
    ΓΙΑ j ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ στήλες
      ΓΡΑΨΕ "Δώσε το στοιχείο στη θέση [", i, ",", j, "]:"
      ΔΙΑΒΑΣΕ πίνακας[i, j]
    ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
  ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
ΤΕΛΟΣ_ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ

ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕύρεσηΜέγιστου(πίνακας, γραμμές, στήλες, max)
ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ
  ΑΚΕΡΑΙΕΣ: πίνακας[10, 10], γραμμές, στήλες, i, j, max
ΑΡΧΗ
  max <- πίνακας[1, 1]
  ΓΙΑ i ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ γραμμές
    ΓΙΑ j ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ στήλες
      ΑΝ πίνακας[i, j] > max ΤΟΤΕ
        max <- πίνακας[i, j]
      ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
```

```
    ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
  ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
ΤΕΛΟΣ_ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ
```

Προτροπή 4. Ανάπτυξη προγράμματος στη ΓΛΩΣΣΑ αξιοποιώντας υποπρογράμματα και πίνακες δύο διαστάσεων.

Ένα άλλο παράδειγμα είναι η δυνατότητα ανάλυσης και εξήγησης των λαθών που μπορεί να κάνει ο μαθητής στον κώδικα του. Εάν ένας μαθητής εισάγει έναν λανθασμένο τύπο δεδομένων ή ξεχνάει ένα σύμβολο, το LLM μπορεί να εντοπίσει το σφάλμα και να εξηγήσει την αιτία του με κατανοητό τρόπο. Η άμεση καθοδήγηση από το LLM επιτρέπει στον μαθητή να μάθει από τα λάθη του και να εντοπίσει τις αδυναμίες του στην κατανόηση του προγραμματισμού χωρίς την ανάγκη να περιμένει την παρέμβαση του καθηγητή.

5.1.1.5 Παράδειγμα με ανάλυση και διόρθωση λαθών

Το πρόγραμμα περιέχει συντακτικά, λογικά λάθη και ένα πρόβλημα αντικανονικού τερματισμού, μαζί με την εξήγηση τους και τις προτεινόμενες διορθώσεις:

Προτροπή – prompt: Δημιούργησε ένα πρόγραμμα σε ΓΛΩΣΣΑ που περιέχει σκόπιμα συντακτικά και λογικά λάθη, καθώς και ένα πρόβλημα αντικανονικού τερματισμού. Περιέγραψε τα λάθη, εξήγησέ τα και δώσε έναν διορθωμένο κώδικα με ανάλυση των διορθώσεων.

Κώδικας με λάθη:

```
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΛαθηΣυνταξηςΛογικης
ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ
  ΑΚΕΡΑΙΕΣ: α, β, γ
ΑΡΧΗ
  α <- 10
  β <- 0
  γ <- α / β  ! Λογικό λάθος: Διαίρεση με το μηδέν
  ΓΡΑΨΕ "Το αποτέλεσμα είναι " γ  ! Συντακτικό λάθος: Λείπει το κόμμα
ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ
```

Προτροπή 5. Ανάπτυξη προγράμματος σε ΓΛΩΣΣΑ περιέχοντας σκόπιμα συντακτικά, λογικά λάθη και αντικανονικού τερματισμού.

Περιγραφή λαθών και εξηγήσεις:

1. **Λογικό λάθος: Διαιρέση με το μηδέν**

   - Το γ <- α / β επιχειρεί να διαιρέσει έναν αριθμό με το 0, κάτι που προκαλεί αντικανονικό τερματισμό κατά την εκτέλεση.
   - Εξήγηση: Η πράξη της διαίρεσης με το μηδέν δεν είναι ορισμένη. Ο κώδικας πρέπει να ελέγχει αν ο διαιρέτης (β) είναι διαφορετικός από το μηδέν πριν επιχειρήσει τη διαίρεση.

2. **Συντακτικό λάθος: Λείπει κόμμα στην εντολή ΓΡΑΨΕ**

   - Στην εντολή ΓΡΑΨΕ "Το αποτέλεσμα είναι " γ λείπει το κόμμα που διαχωρίζει το κείμενο από τη μεταβλητή.
   - Εξήγηση: Στη ΓΛΩΣΣΑ, η εντολή ΓΡΑΨΕ απαιτεί κόμμα για να διαχωρίζει διαφορετικά μέρη της εξόδου.

3. **Αντικανονικός τερματισμός**

   - Ο αντικανονικός τερματισμός προκαλείται από τη διαίρεση με το μηδέν. Το πρόγραμμα πρέπει να διασφαλίσει ότι τέτοιες περιπτώσεις αποφεύγονται.

Διορθωμένος κώδικας:

```
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΛαθηΣυνταξηςΛογικης
ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ
  ΑΚΕΡΑΙΕΣ: α, β, γ
ΑΡΧΗ
  α <- 10
  β <- 0
  ΑΝ β <> 0 ΤΟΤΕ
    γ <- α / β
    ΓΡΑΨΕ "Το αποτέλεσμα είναι ", γ
  ΑΛΛΙΩΣ
    ΓΡΑΨΕ "Σφάλμα: Δεν μπορεί να γίνει διαίρεση με το μηδέν."
  ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
```

```
ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ
```

Προτροπή 6. Διορθωμένος κώδικας μετά από ανάλυση των λαθών.

Ανάλυση διορθώσεων:

1. **Έλεγχος πριν τη διαίρεση:**
    - Με τη χρήση της εντολής ΑΝ, ελέγχουμε αν ο διαιρέτης είναι διαφορετικός από το μηδέν (ΑΝ β <> 0). Έτσι αποφεύγεται ο αντικανονικός τερματισμός.
2. **Σωστή σύνταξη της εντολής ΓΡΑΨΕ:**
    - Προστέθηκε το κόμμα στην εντολή ΓΡΑΨΕ, διαχωρίζοντας το σταθερό κείμενο από τη μεταβλητή γ.
3. **Χειρισμός σφαλμάτων:**
    - Εισήχθη η εναλλακτική περίπτωση ΑΛΛΙΩΣ, η οποία εμφανίζει μήνυμα σφάλματος αν ο διαιρέτης είναι μηδέν, καθιστώντας το πρόγραμμα πιο ευανάγνωστο και λειτουργικό.

5.2 Αυτοματοποιημένη παροχή ανατροφοδότησης

Η δυνατότητα παροχής ανατροφοδότησης σε πραγματικό χρόνο είναι μία από τις μεγαλύτερες δυνατότητες των LLMs στην εκπαίδευση. Για τη διδασκαλία της ΓΛΩΣΣΑΣ, η αυτοματοποιημένη ανατροφοδότηση μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της ποιότητας της μάθησης, επιτρέποντας στους μαθητές να αναγνωρίσουν τα λάθη τους και να βελτιώσουν τις δεξιότητές τους άμεσα. Όταν οι μαθητές υποβάλλουν τις εργασίες τους, είτε πρόκειται για γράψιμο κώδικα, είτε για λύση μαθηματικών προβλημάτων που απαιτούν χρήση προγραμματισμού, το LLM μπορεί να αναλύσει την εργασία τους και να προσφέρει ανατροφοδότηση σχετικά με τη σωστή ή λανθασμένη εκτέλεση του κώδικα. Αυτό επιτρέπει στους μαθητές να κατανοήσουν την αιτία των λαθών τους και να λάβουν πρακτικές συμβουλές για τη βελτίωση της λύσης τους (Choi and Kim, 2024).

Εάν ένας μαθητής γράψει έναν αλγόριθμο που υπολογίζει τον μέσο όρο ενός πίνακα, αλλά ξεχάσει να ελέγξει αν ο πίνακας είναι άδειος, το LLM μπορεί να του επισημάνει το λάθος και

να προτείνει έναν τρόπο για να προσθέσει έλεγχο για κενά δεδομένα πριν από την εκτέλεση του υπολογισμού. Αυτού του είδους η άμεση και εξατομικευμένη ανατροφοδότηση είναι εξαιρετικά χρήσιμη, γιατί επιτρέπει στους μαθητές να διορθώνουν τα λάθη τους χωρίς καθυστερήσεις, ενισχύοντας την μάθηση μέσω της αλληλεπίδρασης με το εργαλείο.

Πέρα από τα προγραμματιστικά λάθη, τα LLMs μπορούν να παρέχουν σχόλια για την καλή δομή του κώδικα, τη σαφήνεια και την αναγνωσιμότητα του. Για παράδειγμα, μπορεί να προτείνει βελτιώσεις στον τρόπο παρουσίασης του κώδικα, όπως την χρήση πιο κατανοητών μεταβλητών ή την προσθήκη σχολίων, ώστε ο κώδικας να είναι πιο ευανάγνωστος και κατανοητός από άλλους προγραμματιστές. Αυτές οι πρακτικές συμβουλές ενισχύουν την ανάπτυξη καλών πρακτικών προγραμματισμού στους μαθητές, προετοιμάζοντας τους για την αγορά εργασίας (Hellas et al., 2023).

Αυτά τα εργαλεία ανατροφοδότησης, που ενεργοποιούνται μέσω LLMs, μπορούν να καταστήσουν την αξιολόγηση πιο αντικειμενική και ταχύτερη, ενώ ταυτόχρονα παρέχουν μια πιο βαθιά και προσωποποιημένη εκπαιδευτική εμπειρία για κάθε μαθητή.

5.2.1 Παραδείγματα με τη χρήση ChatGPT

5.2.1.1 Παράδειγμα ταξινόμησης και δυαδικής αναζήτησης

Περιγραφή: Το παρακάτω πρόγραμμα περιλαμβάνει δύο βασικές λειτουργίες:

1. **Ταξινόμηση ενός πίνακα** χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της ταξινόμησης φυσαλίδας (bubble sort).
2. **Δυαδική αναζήτηση** για την εύρεση ενός στοιχείου στον ταξινομημένο πίνακα.

Το πρόγραμμα ενσωματώνει ανατροφοδότηση για πιθανά λάθη του μαθητή, όπως:

- Εσφαλμένη λογική ταξινόμησης.
- Σφάλματα εκτός ορίων στη δυαδική αναζήτηση.
- Ελλιπή είσοδο ή έξοδο δεδομένων.

<u>Προτροπή – prompt:</u> Δημιούργησε ένα πρόγραμμα στη ΓΛΩΣΣΑ που να περιλαμβάνει δύο βασικές λειτουργίες:

1. *Ταξινόμηση ενός πίνακα με τη μέθοδο της ταξινόμησης φυσαλίδας (bubble sort).*
2. *Δυαδική αναζήτηση στον ταξινομημένο πίνακα για την εύρεση ενός συγκεκριμένου στοιχείου.*

Το πρόγραμμα πρέπει:

- *Να διαβάζει το μέγεθος του πίνακα (N) και να ελέγχει αν είναι μεταξύ 1 και 100. Αν δεν είναι, να εμφανίζει μήνυμα σφάλματος και να τερματίζει.*
- *Να διαβάζει τα στοιχεία του πίνακα από το χρήστη.*
- *Να εμφανίζει τον ταξινομημένο πίνακα.*
- *Να διαβάζει ένα στοιχείο από το χρήστη και να εκτελεί δυαδική αναζήτηση για να βρει αν το στοιχείο υπάρχει στον πίνακα.*
- *Να εμφανίζει το αποτέλεσμα της δυαδικής αναζήτησης (αν το στοιχείο βρέθηκε και σε ποια θέση, ή ότι δεν βρέθηκε).*
- *Να περιλαμβάνει βασική ανατροφοδότηση για πιθανά λάθη, όπως:*
    - *Εσφαλμένη λογική ταξινόμησης.*
    - *Σφάλματα εκτός ορίων στη δυαδική αναζήτηση.*
    - *Ελλιπή είσοδο ή έξοδο δεδομένων.*

Χρησιμοποίησε την κατάλληλη σύνταξη της ΓΛΩΣΣΑΣ και διασφάλισε ότι το πρόγραμμα είναι λειτουργικό και κατανοητό.

Κώδικας στη ΓΛΩΣΣΑ:

```
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΤαξινόμησηΑναζήτηση
ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ
  ΑΚΕΡΑΙΕΣ: Π[100], Ν, ΣΤΟΙΧΕΙΟ, ΑΡΧΗ, ΤΕΛΟΣ, ΜΕΣΗ, ΒΡΕΘΗΚΕ, Ι, J, ΤΕΜΡ
ΑΡΧΗ
  ! Ανάγνωση μεγέθους πίνακα
  ΔΙΑΒΑΣΕ Ν
  ΑΝ Ν < 1 Ή Ν > 100 ΤΟΤΕ
    ΓΡΑΨΕ "Σφάλμα: Το Ν πρέπει να είναι από 1 έως 100."
    ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ
  ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
```

```
! Ανάγνωση στοιχείων πίνακα
ΓΙΑ Ι ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ Ν
  ΔΙΑΒΑΣΕ Π[Ι]
ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
! Ταξινόμηση πίνακα (Bubble Sort)
ΓΙΑ Ι ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ Ν - 1
  ΓΙΑ J ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ Ν - Ι
    ΑΝ Π[J] > Π[J + 1] ΤΟΤΕ
      ΤΕΜΡ ← Π[J]
      Π[J] ← Π[J + 1]
      Π[J + 1] ← ΤΕΜΡ
    ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
  ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
ΓΡΑΨΕ "Ο ταξινομημένος πίνακας είναι:"
ΓΙΑ Ι ΑΠΟ 1 ΜΕΧΡΙ Ν
  ΓΡΑΨΕ Π[Ι]
ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
! Δυαδική αναζήτηση
ΔΙΑΒΑΣΕ ΣΤΟΙΧΕΙΟ
ΑΡΧΗ ← 1
ΤΕΛΟΣ ← Ν
ΒΡΕΘΗΚΕ ← ΨΕΥΔΗΣ
ΟΣΟ ΑΡΧΗ <= ΤΕΛΟΣ ΚΑΙ ΟΧΙ ΒΡΕΘΗΚΕ ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ
  ΜΕΣΗ ← (ΑΡΧΗ + ΤΕΛΟΣ) DIV 2
  ΑΝ Π[ΜΕΣΗ] = ΣΤΟΙΧΕΙΟ ΤΟΤΕ
    ΒΡΕΘΗΚΕ ← ΑΛΗΘΗΣ
  ΑΛΛΙΩΣ_ΑΝ Π[ΜΕΣΗ] > ΣΤΟΙΧΕΙΟ ΤΟΤΕ
    ΤΕΛΟΣ ← ΜΕΣΗ - 1
  ΑΛΛΙΩΣ
    ΑΡΧΗ ← ΜΕΣΗ + 1
```

```
  ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
 ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ
 ΑΝ ΒΡΕΘΗΚΕ ΤΟΤΕ
  ΓΡΑΨΕ "Το στοιχείο ", ΣΤΟΙΧΕΙΟ, " βρέθηκε στη θέση ", ΜΕΣΗ
 ΑΛΛΙΩΣ
  ΓΡΑΨΕ "Το στοιχείο ", ΣΤΟΙΧΕΙΟ, " δεν βρέθηκε στον πίνακα."
 ΤΕΛΟΣ_ΑΝ
ΤΕΛΟΣ_ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ
```

Προτροπή 7. Ανάπτυξη σύνθετου προγράμματος με λειτουργίες ταξινόμησης και αναζήτησης.

Ανατροφοδότηση από LLM:

1. **Συντακτικά λάθη:**
    - Ελέγξτε ότι το μέγεθος του πίνακα (Ν) είναι εντός ορίων (1 έως 100).
    - Αν ο μαθητής παραλείψει την αρχικοποίηση των μεταβλητών ΑΡΧΗ, ΤΕΛΟΣ, το πρόγραμμα θα προκαλέσει σφάλματα.
2. **Λογικά λάθη:**
    - Εάν η ταξινόμηση δεν γίνει σωστά, η δυαδική αναζήτηση δεν θα λειτουργήσει.
    - Αν ξεχαστεί η ενημέρωση του ΑΡΧΗ ή του ΤΕΛΟΣ στη δυαδική αναζήτηση, το πρόγραμμα μπορεί να εισέλθει σε άπειρο βρόχο.
3. **Συμβουλές:**
    - Επαληθεύστε τον ταξινομημένο πίνακα πριν προχωρήσετε στη δυαδική αναζήτηση.
    - Δοκιμάστε το πρόγραμμα με διαφορετικές εισόδους για να διασφαλίσετε ότι λειτουργεί σωστά.

Η εξατομικευμένη βοήθεια στη διδασκαλία της **ΓΛΩΣΣΑΣ** (ή οποιασδήποτε άλλης γλώσσας προγραμματισμού) εξαρτάται από το επίπεδο κατανόησης και δεξιοτήτων των μαθητών. Το ChatGPT, μπορεί να προσαρμόσει την υποστήριξη που παρέχει ανάλογα με τις ανάγκες τους.

Ακολουθεί μια προσέγγιση για μαθητές **χαμηλού** και **υψηλού επιπέδου**:

<u>Προτροπή – prompt:</u> Στο επίπεδο της εξατομικευμένης μάθησης για τους μαθητές πώς θα μπορούσες να δώσεις εξηγήσεις ή / και βοήθεια σε διαφορετικά επίπεδα. Για παράδειγμα σε μαθητές χαμηλού και υψηλού επιπέδου.

Προτροπή 8. Παραδείγματα εξατομικευμένης βοήθειας μαθητών ανάλογα το επίπεδο τους.

Μαθητές Χαμηλού Επιπέδου

Αυτοί οι μαθητές συχνά δυσκολεύονται με βασικές έννοιες και χρειάζονται απλές, σταδιακές εξηγήσεις.

Πώς μπορώ να βοηθήσω:

- **Απλές επεξηγήσεις**:

  Εξηγώ βασικές έννοιες με απλό λεξιλόγιο και πολλά παραδείγματα.

  - Π.χ. Αν δεν καταλαβαίνουν τι είναι μια **μεταβλητή**, μπορώ να πω:

"Μια μεταβλητή είναι ένα κουτί που αποθηκεύει τιμές. Για παράδειγμα, η Χ μπορεί να κρατά τον αριθμό 5."

- **Σπασμένες οδηγίες**:

  Παρουσιάζω τις εντολές βήμα-βήμα.

  - Π.χ.

"Ας γράψουμε έναν αλγόριθμο που προσθέτει δύο αριθμούς:

  - Βήμα 1: Ορίζουμε τις μεταβλητές.
  - Βήμα 2: Ζητάμε τους αριθμούς από τον χρήστη.
  - Βήμα 3: Προσθέτουμε τους αριθμούς."

- **Οπτικοποίηση και παραδείγματα**:

  Χρησιμοποιώ μικρά παραδείγματα για κάθε έννοια, π.χ.:

```
Α <- 5
Β <- 3
Σ <- Α + Β
ΓΡΑΨΕ Σ
```

"Αυτό το πρόγραμμα προσθέτει δύο αριθμούς. Ας το δούμε στη συνέχεια!"

- **Επαναληπτικές ασκήσεις**:

Δημιουργώ απλές ασκήσεις με μικρά βήματα.

- Π.χ. "Γράψε έναν αλγόριθμο που εκτυπώνει τον μεγαλύτερο από δύο αριθμούς."

Μαθητές Υψηλού Επιπέδου

Αυτοί οι μαθητές έχουν καλή βάση και αναζητούν προκλήσεις ή εμβάθυνση.

Πώς μπορώ να βοηθήσω:

- **Προκλήσεις και εμβάθυνση**:

  Παρέχω πιο σύνθετες ασκήσεις ή προβλήματα, π.χ.:

  - "Γράψε έναν αλγόριθμο που υπολογίζει το παραγοντικό ενός αριθμού."
  - "Δημιούργησε έναν αλγόριθμο που βρίσκει το μικρότερο κοινό πολλαπλάσιο δύο αριθμών."

- **Αναλύσεις και βελτιστοποίηση**:

  Εξηγώ τη λογική πίσω από πιο περίπλοκες έννοιες, όπως:

  - Η χρήση της δομής επανάληψης **ΓΙΑ** αντί για **ΟΣΟ** σε συγκεκριμένα προβλήματα.
  - Βέλτιστες πρακτικές στην κατασκευή αλγορίθμων.

- **Σύνθετες ασκήσεις**:
  - Ζητώ να αναλύσουν και να διορθώσουν έναν εσφαλμένο αλγόριθμο.
  - Εισάγω την έννοια της πολυπλοκότητας (πόσο γρήγορα εκτελείται ένας αλγόριθμος).

- **Συζητήσεις υψηλότερου επιπέδου**:

  Προκαλώ την κριτική τους σκέψη:

  - "Τι θα συνέβαινε αν έπρεπε να υλοποιήσεις αυτόν τον αλγόριθμο με περιορισμένη μνήμη;"
  - "Μπορείς να βελτιώσεις τον αλγόριθμο ώστε να τρέχει πιο γρήγορα;"

Πρακτική Προσέγγιση:

Χαμηλό Επίπεδο:

- Προσφέρω σταδιακές εξηγήσεις με εστίαση στις βασικές δεξιότητες.

Υψηλό Επίπεδο:

- Παρέχω περιεχόμενο που ενθαρρύνει την κριτική σκέψη, τη δημιουργικότητα και τη βαθιά κατανόηση.

6. ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΚΑΙ ΗΘΙΚΕΣ ΔΙΑΣΤΑΣΕΙΣ

Η ενσωμάτωση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) στη διδασκαλία του προγραμματισμού μπορεί να φέρει σημαντικές βελτιώσεις, αλλά συνοδεύεται από ηθικές και πρακτικές προκλήσεις που απαιτούν προσεκτική ανάλυση. Ενώ τα LLMs είναι ισχυρά εργαλεία για την εξατομίκευση της μάθησης και την παροχή άμεσης υποστήριξης, η ανεξέλεγκτη χρήση τους μπορεί να οδηγήσει σε εκπαιδευτικά και κοινωνικά ζητήματα (Kasneci et al., 2023).

Έτοιμες λύσεις: Τα LLMs έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν άμεσες και λεπτομερείς λύσεις σε προγραμματιστικά προβλήματα. Ωστόσο, αυτή η δυνατότητα μπορεί να ενθαρρύνει τους μαθητές να υιοθετήσουν μια προσέγγιση «αντιγραφής και επικόλλησης», χωρίς να κατανοούν τις υποκείμενες έννοιες (Jiao et al., 2024). Η χρήση τέτοιων εργαλείων στη διδασκαλία του προγραμματισμού πρέπει να γίνεται με τρόπο που ενισχύει την κριτική σκέψη και την αναλυτική ικανότητα των μαθητών. Για να μετριαστεί αυτός ο κίνδυνος, οι εκπαιδευτικοί μπορούν να σχεδιάσουν δραστηριότητες όπου οι μαθητές αξιολογούν και τροποποιούν τις λύσεις που προτείνουν τα LLMs, αναπτύσσοντας δεξιότητες όπως η ανάλυση και η ανασύνθεση κώδικα. Επιπλέον, οι δάσκαλοι μπορούν να εισαγάγουν ασκήσεις που ενθαρρύνουν την εφαρμογή διαφορετικών στρατηγικών επίλυσης, προκειμένου να αναπτυχθεί η δημιουργικότητα.

Προκατάληψη στα εκπαιδευτικά δεδομένα: Η προκατάληψη στα δεδομένα εκπαίδευσης των LLMs αποτελεί ιδιαίτερη πρόκληση στον τομέα του προγραμματισμού. Για παράδειγμα, εάν τα δεδομένα περιλαμβάνουν παραδείγματα κώδικα που είναι γεωγραφικά ή πολιτισμικά περιορισμένα, ενδέχεται να προκύψουν δυσκολίες στη διδασκαλία σε διεθνείς ή ποικιλόμορφες τάξεις. Η ενσωμάτωση ποικιλόμορφων συνόλων δεδομένων που αντικατοπτρίζουν διαφορετικά προγραμματιστικά στυλ, γλώσσες και περιβάλλοντα είναι κρίσιμη. Παράλληλα, οι εκπαιδευτικοί πρέπει να ενθαρρύνουν τους μαθητές να αναπτύξουν κριτική σκέψη για τις λύσεις που παρέχονται, επισημαίνοντας πιθανές μεροληψίες (Aviv et al., 2024).

Ιδιωτικότητα και ασφάλεια δεδομένων μαθητών: Η χρήση LLMs για εξατομικευμένη υποστήριξη συνεπάγεται τη συλλογή και επεξεργασία προσωπικών δεδομένων μαθητών, όπως

η απόδοση σε συγκεκριμένες ασκήσεις ή οι προτιμήσεις για συγκεκριμένες γλώσσες προγραμματισμού. Αυτό δημιουργεί προκλήσεις σε επίπεδο ιδιωτικότητας και ασφάλειας (Rahman & Watanobe, 2023). Η συμμόρφωση με κανονιστικά πλαίσια όπως ο GDPR είναι απαραίτητη. Οι προγραμματιστές εκπαιδευτικών εργαλείων οφείλουν να διασφαλίζουν ότι τα δεδομένα αποθηκεύονται με ασφάλεια και χρησιμοποιούνται μόνο για τον σκοπό της εκπαιδευτικής υποστήριξης. Επιπλέον, οι εκπαιδευτικοί πρέπει να ενημερώνουν τους μαθητές για τη διαχείριση των δεδομένων τους, ενισχύοντας τη διαφάνεια.

Ανισότητα στην πρόσβαση σε ψηφιακά εργαλεία: Η εφαρμογή LLMs στην εκπαίδευση κινδυνεύει να ενισχύσει τις υπάρχουσες ανισότητες, εάν δεν εξασφαλιστεί ισότιμη πρόσβαση. Μαθητές με περιορισμένη πρόσβαση σε τεχνολογία ή κατάλληλες εκπαιδευτικές υποδομές ενδέχεται να μείνουν πίσω (Deng et al., 2024). Οι εκπαιδευτικοί και οι υπεύθυνοι σχεδιασμού προγραμμάτων μπορούν να αντιμετωπίσουν αυτήν την πρόκληση προσφέροντας εναλλακτικές λύσεις για μαθητές χωρίς επαρκείς πόρους, όπως offline εκπαιδευτικό υλικό ή δραστηριότητες που δεν απαιτούν προηγμένο εξοπλισμό.

Διατήρηση του ανθρώπινου παράγοντα: Η τεχνολογία δεν πρέπει να υποκαταστήσει τη σχέση δασκάλου-μαθητή, που είναι ζωτικής σημασίας για την εκπαιδευτική διαδικασία (Kasneci et al., 2023). Παρότι τα LLMs μπορούν να παρέχουν εξατομικευμένη βοήθεια, δεν μπορούν να αναπληρώσουν τον ρόλο του εκπαιδευτικού στην καθοδήγηση, την ενσυναίσθηση και τη διαχείριση της τάξης. Η ορθή χρήση των LLMs στη διδασκαλία προγραμματισμού έγκειται στο να λειτουργούν ως υποστηρικτικά εργαλεία που συμπληρώνουν την ανθρώπινη παρουσία, ενισχύοντας τη μαθησιακή εμπειρία χωρίς να αποδυναμώνουν τον ρόλο του εκπαιδευτικού.

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η ιστορική εξέλιξη των LLMs, με σημαντικά μοντέλα όπως το BERT, το GPT και το T5, δείχνει την πρόοδο που έχει γίνει στον τομέα των LLMs, ενώ η συνεχιζόμενη ανάπτυξή τους φέρνει μαζί της νέες δυνατότητες και προκλήσεις. Η σημαντικότητα των LLMs στην εκπαίδευση, και ειδικότερα στη διδασκαλία της Πληροφορικής, αναδείχθηκε μέσα από τις εφαρμογές τους στην ανάλυση κώδικα, τη δημιουργία εκπαιδευτικού υλικού και την εξατομικευμένη υποστήριξη των μαθητών. Στη διδασκαλία της Πληροφορικής, τα LLMs μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αυτόματη διόρθωση και ανάλυση των εργασιών των μαθητών, τη δημιουργία προγραμματιστικών ασκήσεων και την παροχή ανατροφοδότησης σε πραγματικό χρόνο. Αυτή η εφαρμογή μπορεί να βελτιώσει την ποιότητα της διδασκαλίας και να ενισχύσει την εμπλοκή των μαθητών, παρέχοντας τους προσωπική υποστήριξη και ενθαρρύνοντάς τους να εξερευνήσουν νέες ιδέες και έννοιες της Πληροφορικής. Ωστόσο, η εφαρμογή των LLMs στη διδασκαλία της Πληροφορικής απαιτεί εξειδικευμένα εργαλεία και εκπαιδευτικά προγράμματα που θα ενσωματώνουν τις δυνατότητες αυτών των τεχνολογιών, ενώ παράλληλα θα ληφθούν υπόψη ηθικά ζητήματα όπως η προστασία των προσωπικών δεδομένων και η διασφάλιση της διαφάνειας στη διαδικασία της αξιολόγησης.

Η μελλοντική ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης και των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) αναμένεται να έχει καθοριστική επίδραση στην κοινωνία, την οικονομία και την εργασία. Στο πλαίσιο αυτό, οι προτάσεις για την εξέλιξη αυτών των τεχνολογιών περιλαμβάνουν την ενίσχυση των ψηφιακών δεξιοτήτων και την προώθηση των δημόσιων και ιδιωτικών επενδύσεων στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Η συνεργασία μεταξύ δημόσιου και ιδιωτικού τομέα μπορεί να επιταχύνει την ανάπτυξη καινοτόμων εφαρμογών, ενώ η εκπαίδευση και η κατάρτιση των εργαζομένων είναι κρίσιμη για την προσαρμογή στις νέες τεχνολογίες (Rothschild et al., 2024). Η ανάπτυξη προγραμμάτων που θα ενισχύσουν τις ψηφιακές δεξιότητες θα διασφαλίσει ότι οι εργαζόμενοι είναι έτοιμοι να συνεργαστούν με τις νέες τεχνολογίες και να αξιοποιήσουν τις ευκαιρίες που προσφέρουν. Στο πλαίσιο της διδασκαλίας της Πληροφορικής, θα πρέπει να εξεταστεί η ενσωμάτωση των LLMs σε εκπαιδευτικά προγράμματα που θα επιτρέψουν στους μαθητές να αλληλεπιδρούν με τα μοντέλα και να αναπτύξουν δεξιότητες στην ανάπτυξη και χρήση αυτών των τεχνολογιών. Η ενσωμάτωση των LLMs στην εκπαίδευση της Πληροφορικής μπορεί να προσφέρει

εξατομικευμένη υποστήριξη στους μαθητές και να βελτιώσει την κατανόησή τους για πολύπλοκες έννοιες.

Επιπλέον, η ηθική διάσταση της τεχνητής νοημοσύνης πρέπει να είναι στο επίκεντρο της συζήτησης. Η ανάπτυξη κανονιστικών πλαισίων που θα διασφαλίζουν τη διαφάνεια, την υπευθυνότητα και την προστασία των προσωπικών δεδομένων είναι επιτακτική. Οι οργανισμοί πρέπει να αναλάβουν την ευθύνη για τη χρήση των LLMs και να διασφαλίσουν ότι οι εφαρμογές τους συμμορφώνονται με ηθικές αρχές. Η ενσωμάτωση μηχανισμών ελέγχου και εξήγησης μπορεί να βοηθήσει στην οικοδόμηση εμπιστοσύνης μεταξύ χρηστών και μοντέλων (Jiao et al., 2024). Οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί πρέπει να διασφαλίσουν ότι τα LLMs που χρησιμοποιούνται στην Πληροφορική σέβονται τα ηθικά πρότυπα και ότι η χρήση τους είναι διαφανής και υπεύθυνη, ιδιαίτερα όταν πρόκειται για την αξιολόγηση των μαθητών και τη διαχείριση των προσωπικών δεδομένων τους. Η έρευνα πρέπει να επικεντρωθεί στην ανάπτυξη LLMs που είναι πιο ευέλικτα και ικανά να λειτουργούν σε πολυγλωσσικά περιβάλλοντα. Η ικανότητα των LLMs να κατανοούν και να παράγουν κείμενο σε πολλές γλώσσες θα διευρύνει τη χρήση τους σε παγκόσμιο επίπεδο, διευκολύνοντας τη συνεργασία μεταξύ διαφορετικών πολιτισμών και κοινωνιών. Η συνεχής εξέλιξη αυτών των τεχνολογιών υπόσχεται να μεταμορφώσει τη ζωή μας, αλλά απαιτεί προσεκτική διαχείριση για την επίτευξη θετικών αποτελεσμάτων στην κοινωνία (Alhafni et al., 2024).

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Alhafni, B., Vajjala, S., Bannò, S., Maurya, K.K. and Kochmar, E., 2024. LLMs in Education: Novel Perspectives, Challenges, and Opportunities. *arXiv preprint arXiv:2409.11917*.

Athanasopoulou, K., Daneva, G.N., Adamopoulos, P.G. and Scorilas, A., 2022. Artificial intelligence: the milestone in modern biomedical research. *BioMedInformatics*, *2*(4), pp.727-744.

Aviv, I., Leiba, M., Rika, H. and Shani, Y., 2024, June. The Impact of ChatGPT on Students' Learning Programming Languages. In *International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 207-219). Cham: Springer Nature Switzerland.

Aydin, O., Karaarslan, E., Erenay, F.S. and Bacanin, N., 2025. Generative AI in Academic Writing: A Comparison of DeepSeek, Qwen, ChatGPT, Gemini, Llama, Mistral, and Gemma. *arXiv preprint arXiv:2503.04765*.

Ayodele, T.O., 2010. Types of machine learning algorithms. *New advances in machine learning*, *3*(19-48), pp.5-1.

Barton, G., 2025. Compare deep seek to open AI. *Equity*, *39*(3), pp.18-19.

Berry, M.W., Mohamed, A. and Yap, B.W. eds., 2019. *Supervised and unsupervised learning for data science*. Springer Nature.

Bora, A., Jalal, A., Price, E. and Dimakis, A.G., 2017, July. Compressed sensing using generative models. In *International conference on machine learning* (pp. 537-546). PMLR.

Bowman, S.R., 2023. Eight things to know about large language models. *arXiv preprint arXiv:2304.00612*.

Chang, Y., Wang, X., Wang, J., Wu, Y., Yang, L., Zhu, K., Chen, H., Yi, X., Wang, C., Wang, Y. and Ye, W., 2024. A survey on evaluation of large language models. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, *15*(3), pp.1-45.

Chen, H., Jiao, F., Li, X., Qin, C., Ravaut, M., Zhao, R., Xiong, C. and Joty, S., 2023. Chatgpt's one-year anniversary: are open-source large language models catching up?. *arXiv preprint arXiv:2311.16989*.

Choi, S. and Kim, H., 2024. The impact of a large language model-based programming learning environment on students' motivation and programming ability. *Education and Information Technologies*, pp.1-30.

Dargan, S., Kumar, M., Ayyagari, M.R. and Kumar, G., 2020. A survey of deep learning and its applications: a new paradigm to machine learning. *Archives of Computational Methods in Engineering*, *27*, pp.1071-1092.

Deng, C., Duan, Y., Jin, X., Chang, H., Tian, Y., Liu, H., Zou, H.P., Jin, Y., Xiao, Y., Wang, Y. and Wu, S., 2024. Deconstructing The Ethics of Large Language Models from Long-standing Issues to New-emerging Dilemmas. *arXiv preprint arXiv:2406.05392*.

Devlin, J., 2018. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.

Filippo, C., Vito, G., Irene, S., Simone, B. and Gualtiero, F., 2024. Future applications of generative large language models: A data-driven case study on ChatGPT. Technovation, 133, p.103002.

François-Lavet, V., Henderson, P., Islam, R., Bellemare, M.G. and Pineau, J., 2018. An introduction to deep reinforcement learning. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, *11*(3-4), pp.219-354.

Gan, Z., Pu, Y., Henao, R., Li, C., He, X. and Carin, L., 2016. Learning generic sentence representations using convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1611.07897*.

Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y., 2014. Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, *27*.

Gourisaria, M.K., Agrawal, R., Harshvardhan, G.M., Pandey, M. and Rautaray, S.S., 2021. Application of machine learning in industry 4.0. *Machine learning: Theoretical foundations and practical applications*, pp.57-87.

Haeffele, B.D. and Vidal, R., 2017. Global optimality in neural network training. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 7331-7339).

Hadi, M.U., Qureshi, R., Shah, A., Irfan, M., Zafar, A., Shaikh, M.B., Akhtar, N., Wu, J. and Mirjalili, S., 2023. A survey on large language models: Applications, challenges, limitations, and practical usage. *Authorea Preprints*.

Hao, Y., Song, H., Dong, L., Huang, S., Chi, Z., Wang, W., Ma, S. and Wei, F., 2022. Language models are general-purpose interfaces. *arXiv preprint arXiv:2206.06336*.

Hellas, A., Leinonen, J., Sarsa, S., Koutcheme, C., Kujanpää, L. and Sorva, J., 2023, August. Exploring the responses of large language models to beginner programmers' help requests. In

Proceedings of the 2023 ACM Conference on International Computing Education Research-Volume 1 (pp. 93-105).

Herzog, S., Tetzlaff, C. and Wörgötter, F., 2020. Evolving artificial neural networks with feedback. *Neural Networks*, *123*, pp.153-162.

Huang, C., Zhang, Z., Mao, B. and Yao, X., 2022. An overview of artificial intelligence ethics. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, *4*(4), pp.799-819.

Huang, Q., Tao, M., Zhang, C., An, Z., Jiang, C., Chen, Z., Wu, Z. and Feng, Y., 2023. Lawyer llama technical report. *arXiv preprint arXiv:2305.15062*.

Jasim, A.D., 2022. A survey of intrusion detection using deep learning in internet of things. *Iraqi Journal For Computer Science and Mathematics*, *3*(1), pp.83-93.

Jošt, G., Taneski, V. and Karakatič, S., 2024. The Impact of Large Language Models on Programming Education and Student Learning Outcomes. *Applied Sciences*, *14*(10), p.4115.

Jiang, Y., Li, X., Luo, H., Yin, S. and Kaynak, O., 2022. Quo vadis artificial intelligence?. *Discover Artificial Intelligence*, *2*(1), p.4.

Jiao, J., Afroogh, S., Xu, Y. and Phillips, C., 2024. Navigating llm ethics: Advancements, challenges, and future directions. *arXiv preprint arXiv:2406.18841*.

Kaddour, J., Harris, J., Mozes, M., Bradley, H., Raileanu, R. and McHardy, R., 2023. Challenges and applications of large language models. *arXiv preprint arXiv:2307.10169*.

Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E. and Krusche, S., 2023. ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and individual differences*, *103*, p.102274.

Kaynak, O., 2021. The Golden Age of Artificial Intelligence: Inaugural Editorial. *Discover Artificial Intelligence*, *1*, pp.1-7.

Khanzode, K.C.A. and Sarode, R.D., 2020. Advantages and disadvantages of artificial intelligence and machine learning: A literature review. *International Journal of Library & Information Science (IJLIS)*, *9*(1), p.3.

Leinonen, J., Denny, P., MacNeil, S., Sarsa, S., Bernstein, S., Kim, J., Tran, A. and Hellas, A., 2023, June. Comparing code explanations created by students and large language models. In *Proceedings of the 2023 Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education V. 1* (pp. 124-130).

Lillicrap, T.P., Santoro, A., Marris, L., Akerman, C.J. and Hinton, G., 2020. Backpropagation and the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, *21*(6), pp.335-346.

Liu, Y., Gautam, S., Ma, J. and Lakkaraju, H., 2024, June. Confronting LLMs with Traditional ML: Rethinking the Fairness of Large Language Models in Tabular Classifications. In *Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)* (pp. 3603-3620).

Majumder, A. and Majumder, A., 2021. Introduction to reinforcement learning. *Deep Reinforcement Learning in Unity: With Unity ML Toolkit*, pp.1-71.

Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S. and Herbert-Voss, A., 2020. Language models are few-shot learners. *arXiv preprint arXiv:2005.14165*, *1*.

Minaee, S., Mikolov, T., Nikzad, N., Chenaghlu, M., Socher, R., Amatriain, X. and Gao, J., 2024. Large language models: A survey. *arXiv preprint arXiv:2402.06196*.

Nalisnick, E., Matsukawa, A., Teh, Y.W., Gorur, D. and Lakshminarayanan, B., 2018. Do deep generative models know what they don't know?. *arXiv preprint arXiv:1810.09136*.

Ongsulee, P., 2017, November. Artificial intelligence, machine learning and deep learning. In *2017 15th international conference on ICT and knowledge engineering (ICT&KE)* (pp. 1-6). IEEE.

Otter, D.W., Medina, J.R. and Kalita, J.K., 2020. A survey of the usages of deep learning for natural language processing. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 32(2), pp.604-624.

Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W. and Liu, P.J., 2020. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *Journal of machine learning research*, *21*(140), pp.1-67.

Rahman, M.M. and Watanobe, Y., 2023. ChatGPT for education and research: Opportunities, threats, and strategies. *Applied Sciences*, *13*(9), p.5783.

Rothschild, D.M., Brand, J., Schroeder, H. and Wang, J., 2024. Opportunities and risks of LLMs in survey research. *Available at SSRN*.

Russell, S., 2019. *Human compatible: AI and the problem of control*. Penguin Uk.

Russell, S.J. and Norvig, P., 2021. *Artificial intelligence: a modern approach (4th ed.)*. Pearson.

Sarsa, S., Denny, P., Hellas, A. and Leinonen, J., 2022, August. Automatic generation of programming exercises and code explanations using large language models. In *Proceedings of the 2022 ACM Conference on International Computing Education Research-Volume 1* (pp. 27-43).

Simeone, O., 2018. A brief introduction to machine learning for engineers. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, *12*(3-4), pp.200-431.

Sindhu Meena, K. and Suriya, S., 2020. A survey on supervised and unsupervised learning techniques. In *Proceedings of international conference on artificial intelligence, smart grid and smart city applications: AISGSC 2019* (pp. 627-644). Springer International Publishing.

Sun, Y., Wang, X. and Tang, X., 2014. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1891-1898).

Thirunavukarasu, A.J., Ting, D.S.J., Elangovan, K., Gutierrez, L., Tan, T.F. and Ting, D.S.W., 2023. Large language models in medicine. Nature medicine, 29(8), pp.1930-1940.

Toosi, A., Bottino, A.G., Saboury, B., Siegel, E. and Rahmim, A., 2021. A brief history of AI: how to prevent another winter (a critical review). *PET clinics*, *16*(4), pp.449-469.

Verganti, R., Vendraminelli, L. and Iansiti, M., 2020. Innovation and design in the age of artificial intelligence. *Journal of product innovation management*, *37*(3), pp.212-227.

Wang, X., Lin, X. and Dang, X., 2020. Supervised learning in spiking neural networks: A review of algorithms and evaluations. *Neural Networks*, *125*, pp.258-280.

Wang, Y., Qian, W., Zhou, H., Chen, J. and Tan, K., 2023. Exploring new frontiers of deep learning in legal practice: A case study of large language models. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, *1*(1), pp.131-138.

Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Cistac, P., Rault, T., Louf, R., Funtowicz, M. and Davison, J., 2020, October. Transformers: State-of-the-art natural language processing. In *Proceedings of the 2020 conference on empirical methods in natural language processing: system demonstrations* (pp. 38-45).

Xi, Z., Chen, W., Guo, X., He, W., Ding, Y., Hong, B., Zhang, M., Wang, J., Jin, S., Zhou, E. and Zheng, R., 2023. The rise and potential of large language model based agents: A survey. *arXiv preprint arXiv:2309.07864*.

Zhang, Y., Chen, X., Jin, B., Wang, S., Ji, S., Wang, W. and Han, J., 2024. A Comprehensive Survey of Scientific Large Language Models and Their Applications in Scientific Discovery. *arXiv preprint arXiv:2406.10833*.

Zhao, W.X., Zhou, K., Li, J., Tang, T., Wang, X., Hou, Y., Min, Y., Zhang, B., Zhang, J., Dong, Z. and Du, Y., 2023. A survey of large language models. *arXiv preprint arXiv:2303.18223*.