

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



**ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ BERT ΣΕ  
ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΟΥ TWITTER ΣΧΕΤΙΚΑ ΜΕ ΤΟ CHATGPT**

Διπλωματική Εργασία

της

Γουστέρη Χρυσάνθης

Θεσσαλονίκη, Οκτώβριος 2023



**ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ BERT ΣΕ  
ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΟΥ TWITTER ΣΧΕΤΙΚΑ ΜΕ ΤΟ CHATGPT**

**Γουστέρη Χρυσάνθη**

**Πτυχίο Φυσικής, ΑΠΘ, 2018**

Διπλωματική Εργασία

υποβαλλόμενη για τη μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του

**ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΤΙΤΛΟΥ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ**

**Επιβλέπων Καθηγητής**  
Ψάννης Κωνσταντίνος

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την        /        /2023

.....  
Γουστέρη Χρυσάνθη



Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τη συγγραφέα. Η έγκριση διπλωματικής εργασίας από το τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας δεν υποδηλώνει αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους της Τμήματος και της επιτροπής εξέτασης.

Η συγγραφέας της παρούσας διπλωματικής βεβαιώνει ότι:

- α) κανένα τμήμα της δεν έχει χρησιμοποιηθεί για τη σύνταξη και αξιολόγηση άλλης εργασίας ή πτυχίου της συγγραφέως,
- β) αποτελεί πνευματικό προϊόν της συγγραφέα και κανένα τμήμα του ανά χείρας διπλωματικής δεν συνιστά αποτέλεσμα αναπαραγωγής (μερικώς ή ολικώς) κειμένου τρίτου προσώπου και
- γ) έχει γίνει η κατάλληλη αναφορά στην εργασία τρίτων, όπου κάτι τέτοιο ήταν απαραίτητο σύμφωνα με τους προβλεπόμενους κανόνες της ακαδημαϊκής δεοντολογίας.

## Περίληψη

Στην σημερινή ψηφιακή εποχή, οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης έχουν γίνει ολοένα και πιο ζωτικής σημασίας στην καθημερινή μας ζωή. Ανάμεσα σε αυτές, το ChatGpt έχει εμφανιστεί ως ένα επαναστατικό εργαλείο με ευρεία δημοτικότητα και δυναμική κοινωνική επίδραση. Αυτή η διατριβή επικεντρώνεται στην ανάλυση των συναισθημάτων σε δεδομένα που σχετίζονται με το ChatGpt στο Twitter. Ο βασικός στόχος είναι να αποκαλύψει τα συναισθήματα, τις εμπειρίες και τις ανησυχίες των χρηστών σχετικά με το ChatGpt. Χρησιμοποιώντας προηγμένες τεχνικές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, συμπεριλαμβανομένου του μοντέλου BERT, αυτή η μελέτη στοχεύει στον καθορισμό του συνολικού συναισθήματος στο Twitter, στην αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου, στον αξιολογικό έλεγχο της ικανοποίησης των χρηστών και στον εντοπισμό των αναδυόμενων τάσεων. Επιπλέον, μια συγκριτική ανάλυση με παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης παρέχει χρήσιμες πληροφορίες στα πλεονεκτήματα των σύγχρονων προσεγγίσεων. Τα ευρήματα προσφέρουν εφαρμόσιμες κατευθυντήριες γραμμές για τους προγραμματιστές του ChatGpt και τους ερευνητές, συμβάλλοντας στη συνεχιζόμενη βελτίωση της τεχνολογίας της τεχνητής νοημοσύνης και των μεθόδων ανάλυσης συναισθημάτων.

**Λέξεις Κλειδιά:** Τεχνητή Νοημοσύνη, ChatGpt, Συναισθηματική Ανάλυση, Twitter, Μοντέλο Bert, Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, Κοινωνικά Δίκτυα

## Abstract

In today's digital age, artificial intelligence applications have become integral to our daily lives. Among these, ChatGpt has emerged as a transformative tool with widespread popularity and potential societal impact. This thesis focuses on the sentiment analysis of Twitter data related to ChatGpt. The primary goal is to uncover user sentiments, experiences, and concerns surrounding ChatGpt. Using advanced natural language processing techniques, including the BERT model, this study aims to determine the overall sentiment on Twitter, evaluate the model's performance, evaluate user satisfaction and identify emerging trends. Additionally, a comparative analysis with traditional machine learning models provides valuable insights into the advantages of modern approaches. The findings offer actionable guidance for ChatGpt developers and researchers, contributing to the ongoing refinement of AI technology and sentiment analysis methodologies.

**Keywords:** Artificial Intelligence, ChatGpt, Sentiment Analysis, Twitter, Bert Model, Natural Language Processing, Social Media

## Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλους όσους μου παρείχαν βοήθεια και υποστήριξη στην ερευνητική μου προσπάθεια. Τις πιο βαθιές μου ευχαριστίες θέλω να εκφράσω στον επιβλέποντα της διπλωματικής εργασίας μου, τον καθηγητή του Τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας, κ.κ. Κωνσταντίνο Ψάννη, ο οποίος υπήρξε σύμβουλός μου καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της ερευνητικής μου μελέτης. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω από βάθος καρδιάς τα μέλη της τριμελούς επιτροπής, τον καθηγητή του Τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας, κ.κ. Στυλιανό Ξυνόγαλο , και τον καθηγητή του Τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας κ.κ. Μιχαήλ Μαντά. Για το τέλος αφήνω τις θερμότερες ευχαριστίες μου στα πρόσωπα του στενού οικογενειακού, φιλικού και επαγγελματικού περιβάλλοντός μου, που με υπομονή, κατανόηση, αγάπη και ενδιαφέρον μου παραστάθηκαν με πολλούς και διάφορους τρόπους, προκειμένου να ανταποκριθώ στις απαιτήσεις της ερευνητικής μου μελέτης με επιτυχία. Τους ευχαριστώ λοιπόν που υπάρχουν στη ζωή μου και την ομορφαίνουν καθημερινά.

# Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή .....	1
1.1. Πρόβλημα – Σημαντικότητα του Θέματος .....	1
1.2. Σκοπός – Στόχοι .....	3
1.3. Συνεισφορά .....	5
1.4. Βασική Ορολογία .....	6
1.6. Διάρθρωση της μελέτης .....	8
Κεφάλαιο 2. Βιβλιογραφική ανασκόπηση .....	9
2.1. Συναισθηματική ανάλυση (Sentiment analysis) .....	9
2.1.1. Κατηγορίες, μέθοδοι και προκλήσεις .....	12
2.1.2. Εφαρμογές .....	15
2.2. Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης (Social Media) .....	17
2.2.1. Εξόρυξη και Ανάλυση Δεδομένων στα Κοινωνικά Δίκτυα .....	22
2.2.2. Το Twitter .....	25
2.2.3. Twitter Applications .....	28
2.2.4. Συναισθηματική Ανάλυση και Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης .....	30
2.3. Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) και Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) στην Συναισθηματική Ανάλυση .....	32
2.3.1. Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) .....	32
2.3.2. Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) .....	35
2.3.3. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP) .....	41
2.3.4. Μεθοδολογία Ανάλυσης Συναισθήματος με βάση την AI .....	44
2.4 ChatGpt: Τρόπος λειτουργίας .....	47
2.4.1. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα .....	51
2.4.2. Επιρροή του ChatGpt σε διαφορετικούς τομείς .....	53
Κεφάλαιο 3. Μεθοδολογία .....	56
3.1. Σύνολο Δεδομένων (Dataset) .....	56
3.2. Εργαλεία Υλοποίησης Συστήματος .....	58
3.2.1. Γλώσσα Προγραμματισμού .....	58
3.2.2. Περιβάλλοντα Ανάπτυξης Λογισμικού .....	59
3.2.3. Βιβλιοθήκες .....	60
3.3. Προεπεξεργασία Δεδομένων .....	62
3.4. Εφαρμογή Μοντέλου .....	67
3.5. Αποτελέσματα .....	73



<b>Κεφάλαιο 4. Επίλογος</b> .....	79
<b>4.1. Σύνοψη και Συμπεράσματα</b> .....	79
<b>4.2. Μελλοντικές προεκτάσεις</b> .....	81
<b>Βιβλιογραφία</b> .....	82

## Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2-1: Sentiment Analysis .....	9
Εικόνα 2-2: Κατηγορίες Συναισθηματικής Ανάλυσης .....	11
Εικόνα 2-3: Κατηγορίες Συναισθηματικής Ανάλυσης .....	14
Εικόνα 2-4: Εφαρμογές της Συναισθηματικής Ανάλυσης.....	15
Εικόνα 2-5: Ποσότητα δεδομένων που παράγονται από τις πλατφόρμες κάθε 1 λεπτό .....	17
Εικόνα 2-6: Web 1.0 vs Web 2.0 vs Web 3.0.....	18
Εικόνα 2-7: Χαρακτηριστικά Κοινωνικών Δικτύων .....	19
Εικόνα 2-8: Κατηγορίες Κοινωνικών Δικτύων .....	20
Εικόνα 2-9: Big Data .....	22
Εικόνα 2-10: Μέθοδοι Εξόρυξης Δεδομένων.....	23
Εικόνα 2-11: Λογότυπο Twitter.....	25
Εικόνα 2-12: Δομή Ενός Tweet .....	27
Εικόνα 2-13: Twitter API .....	28
Εικόνα 2-14: Σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης, μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης....	32
Εικόνα 2-15: Κατηγοριοποίηση αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης.....	35
Εικόνα 2-16: Τύποι Μηχανικής Μάθησης και εφαρμογές .....	37
Εικόνα 2-17: Διαφορές της Παραδοσιακής Μηχανικής Μάθησης με την Βαθιά Μάθηση .....	38
Εικόνα 2-18: Τεχνικές προεκπαίδευσης μοντέλου Bert .....	39
Εικόνα 2-19: Αποτελέσματα έρευνας απόδοσης μοντέλου Bert σε σύγκριση με άλλα μοντέλα όσο αφορά την παραπάνω έρευνα.....	40
Εικόνα 2-20: Εφαρμογές της NLP .....	41
Εικόνα 2-21: Τεχνικές της NLP.....	42
Εικόνα 2-22: Ανάλυση Συναισθήματος με βάση την τεχνητή νοημοσύνη .....	44
Εικόνα 2-23: Σύγκριση μοντέλων GPT .....	47
Εικόνα 2-24: Λογότυπο ChatGpt.....	50
Εικόνα 3-1: Κατηγορίες των Διαφορετικών Συναισθημάτων .....	57
Εικόνα 3-2: Δείγμα .csv αρχείου με τα Tweets .....	57
Εικόνα 3-3: Λογότυπο Python .....	58
Εικόνα 3-4: Λογότυπο Visual Studio .....	59
Εικόνα 3-5: Λογότυπο Google Colab .....	59

Εικόνα 3-6: Bert Tokenizer.....	62
Εικόνα 3-7: Διάγραμμα του αριθμού των token συναρτήσει της πυκνότητας των Tweet .....	63
Εικόνα 3-8: Κλάση για την δημιουργία PyTorch Dataset .....	64
Εικόνα 3-9: Διαδικασία preprocessing .....	66
Εικόνα 3-10: Συνάρτηση για την εκπαίδευση του μοντέλου.....	69
Εικόνα 3-11: Δημιουργία βρόχου εκπαίδευσης.....	71
Εικόνα 3-12: Αποτελέσματα βρόχου εκπαίδευσης.....	73
Εικόνα 3-13: Εξέλιξη ακρίβειας συναρτήσει των εποχών.....	74
Εικόνα 3-14: Confusion Matrix .....	77

## Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 2-1: Πλεονεκτήματα του ChatGpt.....	51
Πίνακας 2-2: Μειονεκτήματα του ChatGpt.....	52
Πίνακας 2-3: Επιρροή του ChatGpt σε διαφορετικούς τομείς.....	53
Πίνακας 3-1: Αποτελέσματα Classification Report.....	75

# Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή

## 1.1. Πρόβλημα – Σημαντικότητα του Θέματος

Στις μέρες μας, οι κοινωνικές πλατφόρμες αποτελούν τον πυρήνα της διαδικτυακής επικοινωνίας και της κοινωνικής αλληλεπίδρασης. Εκατομμύρια χρήστες σε όλο τον κόσμο συνδέονται καθημερινά σε πλατφόρμες όπως το Twitter. Η ευρεία χρήση των κοινωνικών δικτύων έχει ως αποτέλεσμα την παραγωγή τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων σε σχετικά μικρούς χρόνους (Big Data). Ο όρος Big Data δεν αντιπροσωπεύει μόνο την ποσότητα αυτών των δεδομένων, αλλά και την πολυπλοκότητα και την ταχύτητα με την οποία αυτά παράγονται ([Ghani et al., 2018](#)).

Το Twitter, ως μια από τις μεγαλύτερες πλατφόρμες μέσω κοινωνικής δικτύωσης, έχει γίνει μια σημαντική πηγή περιεχομένου και απόψεων που δημιουργούνται από τους χρήστες. Περισσότερα από 500 εκατομμύρια Tweets δημοσιεύονται καθημερινά, δημιουργώντας έναν πλήθος πληροφοριών. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας θα χρησιμοποιήσουμε το Twitter ως μέσο από το οποίο θα αντλήσουμε δεδομένα ([Giachanou & Crestani, 2016](#)).

Η εμφάνιση αυτού του τεράστιου όγκου δεδομένων έχει δημιουργήσει την ανάγκη για την ανάπτυξη διαδικασιών και τεχνικών που θα επιτρέψουν την αποτελεσματική ανάλυση και την εξόρυξη τους. Οι τεχνικές αυτές προέρχονται κυρίως από τους τομείς της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης. Στον ευρύτερο χώρο αυτών των τεχνολογιών, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing - NLP) έχει αναδειχθεί ως κρίσιμη διαδικασία.

Η NLP αναφέρεται στον κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης και ασχολείται με το να δώσει στους υπολογιστές την ικανότητα να κατανοούν το κείμενο και τις προφορικές λέξεις, με τον ίδιο σχεδόν τρόπο όπως και οι άνθρωποι. Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας συνδυάζει την υπολογιστική γλωσσολογία με στατιστικά μοντέλα, μοντέλα μηχανικής μάθησης και μοντέλα βαθιάς μάθησης, προκειμένου οι υπολογιστές να επεξεργάζονται την ανθρώπινη γλώσσα σε μορφή δεδομένων κειμένου ή φωνής και να αντιλαμβάνονται ολοκληρωμένα τη σημασία της ([Skarpathiotaki & Psannis, 2022](#)).

Ένα από τα πιο ενδιαφέροντα πεδία της NLP είναι η ανάλυση συναισθήματος (Sentiment Analysis - SA) γνωστή και ως εξαγωγή γνώμης. Εστιάζει στον αυτόματο προσδιορισμό και την αξιολόγηση του συναισθηματικού τόνου, μέσα από δεδομένα κειμένου, όπως δημοσιεύσεις στα κοινωνικά δίκτυα, αξιολογήσεις ή σχόλια.

Με την έλευση του ChatGpt ενός ισχυρού γλωσσικού μοντέλου που αναπτύχθηκε από την OpenAI, σημειώθηκε έξαρση στις συζητήσεις και τις συνομιλίες γύρω από αυτήν την τεχνολογία AI, κυρίως στο Twitter αλλά και σε άλλες πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων. Η σημαντικότητα της διεξαγωγής ανάλυσης συναισθήματος σε Tweets σχετικά με το ChatGpt έγκειται στην δυνατότητα της να παρέχει πολύτιμες πληροφορίες για την κοινή γνώμη, τις εμπειρίες των χρηστών και τον αντίκτυπο των τεχνολογιών της τεχνητής νοημοσύνης στην κοινωνία ([Biswas, 2023](#)).

## 1.2. Σκοπός – Στόχοι

Ο σκοπός της εργασίας είναι να καθορίσει τις σκέψεις και τις τάσεις των χρηστών του Twitter σχετικά με το ChatGpt, μιας από τις πιο δημοφιλείς εφαρμογές σήμερα, που είναι πιθανόν να αλλάξει το μέλλον. Η συναισθηματική ανάλυση είναι μια διαδικασία ανάλυσης δεδομένων κειμένου ώστε να καθοριστεί ο συναισθηματικός τόνος του περιεχομένου τους. Έτσι, μπορούμε να αναλύσουμε Tweets, που αναφέρονται στο ChatGpt, ώστε να προσδιορίσουμε το συνολικό συναίσθημα των χρηστών απέναντι στο μοντέλο.

Ενας από τους λόγους που επιλέγουμε το συγκεκριμένο θέμα για ανάλυση συναισθήματος, είναι ο προσδιορισμός του συναισθήματος των χρηστών, όσο αφορά τις δεξιότητες και την επιρροή του μοντέλου στην κοινή γνώμη. Επίσης, μπορούμε να αποκτήσουμε πληροφορίες για τις εμπειρίες και τα επίπεδα ικανοποίησης των χρηστών που έχουν αλληλοεπιδράσει με το μοντέλο. Αυτές οι πληροφορίες μπορεί να είναι πολύτιμες για προγραμματιστές και ερευνητές που εργάζονται για τη βελτίωση του ChatGpt ώστε αποκτήσουν γνώσεις για τα δυνατά και τα αδύνατα σημεία του μοντέλου, δίνοντάς τους τη δυνατότητα να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με ενημερώσεις και βελτιώσεις. Γενικότερα, η κατανόηση του πώς αντιλαμβάνονται οι χρήστες το ChatGpt είναι ουσιαστική για τους προγραμματιστές, τις επιχειρήσεις και τους ερευνητές.

Η μεθοδολογία που θα ακολουθήσουμε για την εξαγωγή της γνώμης των χρηστών σχετικά με το ChatGpt επικεντρώνεται στη συναισθηματική ανάλυση με τη χρήση του μοντέλου BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), το οποίο ανήκει στην κατηγορία των μοντέλων βαθιάς μάθησης. Αυτά τα μοντέλα έχουν αποδειχθεί ότι είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε εφαρμογές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης συναισθημάτων. Έπειτα θα συγκρίνουμε την απόδοση του με παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης, προσφέροντας ένα Benchmark για την αξιολόγηση του προηγμένου BERT έναντι πιο συμβατικών μεθόδων, αναδεικνύοντας το συνεχώς εξελισσόμενο τοπίο της ανάλυσης συναισθημάτων και κατ' επέκταση της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας.

Στόχος της συγκεκριμένης ερευνάς είναι να εντοπίσουμε και να απαντήσουμε σε ερωτήματα όπως:

- Πώς αντιλαμβάνονται οι χρήστες το ChatGpt και ποιες είναι οι γενικές συναισθηματικές τους αντιδράσεις σε αυτό σχεδόν μετά από περίπου δέκα μήνες κυκλοφορίας;

- Πώς μπορούμε να αξιολογήσουμε την απόδοση του μοντέλου Bert στην ανάλυση συναισθημάτων σε ένα σετ δεδομένων σχετικό με το ChatGpt;
- Υπερέχει το μοντέλο Bert σε σχέση με αλλά παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για ανάλυση συναισθήματος; Αν ναι ποια είναι τα πλεονεκτήματα του έναντι αυτών;
- Πώς μπορούμε να βελτιώσουμε την απόδοση των μοντέλων ανάλυσης συναισθημάτων σε κοινωνικά δίκτυα;



### 1.3. Συνεισφορά

Η παρούσα διπλωματική θα συνεισφέρει στο γεγονός ότι, θα δημιουργηθεί μια δομημένη μεθοδολογία για την ανάλυση των συναισθημάτων των χρηστών, σχετικά με το ChatGpt, χρησιμοποιώντας το μοντέλο Bert και άλλες προσεγγίσεις.

Αυτή η ερευνά, θα προσφέρει μια συνολική εικόνα του συναισθήματος στην κοινότητα των χρηστών του Twitter αναφορικά με το ChatGpt. Επίσης, θα αναδειχθούν οι κυρίες θετικές και αρνητικές απόψεις των χρηστών, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του.

Τέλος, θα μελετηθεί η απόδοση του μοντέλου Bert με τη χρήση διάφορων μετρικών αξιολόγησης. Με αυτόν τον τρόπο θα αναλυθούν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του συγκεκριμένου μοντέλου έναντι άλλων, και θα προταθούν τρόποι για να βελτιωθούν τυχόν σημεία που υστερεί στην ανάλυση συναισθημάτων.

## 1.4. Βασική Ορολογία

### **Big Data**

Ο όρος Big Data (Μεγάλα Δεδομένα) αναφέρεται σε εξαιρετικά μεγάλες συλλογές δομημένων, ημιδομημένων και αδόμητων δεδομένων που συνεχίζουν να αυξάνονται εκθετικά με το πέρασμα του χρόνου. Αυτά τα σύνολα δεδομένων είναι τόσο τεράστια και περιπλοκά σε όγκο, ταχύτητα και ποικιλία, που τα παραδοσιακά μέσα διαχείρισης δεδομένων δεν μπορούν να τα αποθηκεύσουν, να τα επεξεργαστούν και να τα αναλύσουν ([Sagioglu & Sinanc, 2013](#)).

### **Benchmark**

Στην πληροφορική, ένα Benchmark (Σημείο Αναφοράς) είναι η ενέργεια εκτέλεσης ενός προγράμματος υπολογιστή, ενός συνόλου προγραμμάτων, ή άλλων λειτουργιών, προκειμένου να αξιολογηθεί η σχετική απόδοση ενός αντικειμένου, συνήθως εκτελώντας έναν αριθμό τυπικών τεστ και δοκίμων σε σύγκριση με αυτό ([Chen, 2022](#)).

### **Web 2.0**

Ο όρος Web 2.0 (Ιστός 2.0), αναφέρεται σε ιστότοπους που δίνουν έμφαση στο περιεχόμενο που δημιουργείται από τους χρήστες και χαρακτηρίζεται από την ευκολία χρήσης, την συμμετοχική κουλτούρα και τη διαλειτουργικότητα του (δηλαδή, τη συμβατότητα του με άλλα προϊόντα, συστήματα και συσκευές). Επιτρέπει στους χρήστες να αλληλοεπιδρούν και να συνεργάζονται μεταξύ τους μέσω του διαλόγου στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης ([Blank & Reisdorf, 2012](#)).

### **Naïve Bayes Classifier**

Ο κατηγοριοποιητής (Classifier) Naïve Bayes είναι ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, που χρησιμοποιείται για εργασίες κατηγοριοποίησης, όπως κατηγοριοποίηση κειμένου ([Gandhi, 2018](#)).

### **Application Programming Interface (API)**

Είναι ένας τρόπος με τον οποίο δυο ή περισσότερα προγράμματα υπολογιστή επικοινωνούν μεταξύ τους. Είναι ένα είδος διεπαφής λογισμικού, που προσφέρει μια υπηρεσία σε άλλα κομμάτια λογισμικού ([Scott, 2022](#)).

### **JavaScript Object Notation (JSON)**

Είναι μια τυπική μορφή αρχείου που βασίζεται σε κείμενο για την αναπαράσταση δομημένων δεδομένων με βάση τη σύνταξη αντικειμένου JavaScript. Χρησιμοποιείται συνήθως για τη μετάδοση δεδομένων σε διαδικτυακές εφαρμογές ([Tyson, 2022](#)).

### **eXtensible Markup Language (XML)**

Είναι μια γλώσσα σήμανσης και μια μορφή αρχείου για την αποθήκευση, τη μετάδοση και την ανακατασκευή τυχαίων δεδομένων. Ορίζει ένα σύνολο κανόνων για την κωδικοποίηση εγγράφων σε μορφή που είναι τόσο αναγνώσιμη από τον άνθρωπο όσο και από μια μηχανή ([Jalli, 2023](#)).

### **Third-party**

Είναι μια οντότητα που εμπλέκεται κατά κάποιον τρόπο σε μια αλληλεπίδραση κυρίως μεταξύ δυο άλλων οντοτήτων ([Kenton, 2020](#)).

### **Open Authentication (OAuth)**

Είναι ένα ανοιχτό πρότυπο για την ανάθεση πρόσβασης, που συχνά χρησιμοποιείται ως ένας τρόπος για τους χρήστες του Διαδικτύου να δίνουν σε ιστοσελίδες ή εφαρμογές πρόσβαση στις πληροφορίες τους σε άλλες ιστοσελίδες χωρίς όμως να τους δίνουν τους κωδικούς πρόσβασης. Αυτός ο μηχανισμός χρησιμοποιείται από εταιρείες όπως η Amazon, η Google, το Facebook, η Microsoft και το Twitter για να επιτρέπουν στους χρήστες να μοιράζονται πληροφορίες σχετικά με τους λογαριασμούς τους με εφαρμογές ή ιστότοπους τρίτων ([Fruhlinger & Grimes, 2019](#)).

### **Threads**

Στον τομέα της πληροφορικής, ένα νήμα εκτέλεσης (ή απλώς "νήμα") αναφέρεται σε μια μικρή ακολουθία προγραμματισμένων εντολών που μπορεί να εκτελείται ανεξάρτητα από το λειτουργικό σύστημα ([Singh, 2015](#)).

### **Open-source**

Στον χώρο της πληροφορικής, ο όρος "Λογισμικό Ανοικτού Κώδικα" (Open-Source) αναφέρεται σε λογισμικό, του οποίου ο αρχικός πηγαίος κώδικας είναι προσβάσιμος και διαθέσιμος σε τρίτους χρήστες για να τον εξετάσουν και να τον χρησιμοποιήσουν ([Frankenfield, 2023](#)).

### **Framework**

Ένα framework είναι μια προδιαμορφωμένη βάση που παρέχει εργαλεία και κανόνες για την ανάπτυξη λογισμικού ([Partelow, 2023](#)).

### **Feedback**

Το feedback είναι η διαδικασία όπου άτομα παρέχουν πληροφορίες, απόψεις ή αξιολογήσεις για να βελτιώσουν μια συγκεκριμένη δραστηριότητα, προϊόν ή υπηρεσία ([Rouse, 2016](#)).

## 1.6. Διάρθρωση της μελέτης

Η παρούσα μελέτη αποτελείται από πέντε κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο που είναι και το εισαγωγικό παρέχουμε μια επισκόπηση της ερευνάς, αναλύουμε το πρόβλημα και την σημαντικότητα του θέματος που πραγματεύεται η εργασία μας. Στη συνέχεια αναφέρουμε τους σκοπούς και τους στόχους αλλά και τα ερωτήματα στα οποία θα μπορούμε να απαντήσουμε μετά το πέρας της μελέτης. Τέλος, αναφέρουμε κάποιες ορολογίες που συναντάμε στην παρούσα διπλωματική.

Στη συνέχεια, ακολουθεί το δεύτερο κεφάλαιο στο οποίο παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο στο οποίο βασίζεται η εργασία μας. Εδώ, συζητάμε σχετικές θεωρίες, μεθοδολογίες και ευρήματα που θέτουν τα θεμέλια της ερευνάς μας.

Αναφέρουμε βασικές έννοιες και θέματα όπως η ανάλυση και εξόρυξη δεδομένων, η ανάλυση συναισθήματος στα κοινωνικά δίκτυα και εμβαθύνουμε συγκεκριμένα στο Twitter. Ακόμα, πραγματοποιούμε βιβλιογραφική ερευνά σχετικά με την ανάλυση συναισθήματος και τις προκλήσεις της, τον ρολό της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης στην ανάλυση συναισθήματος και τις μετρικές που χρησιμοποιούμε για την αξιολόγηση των μοντέλων. Τέλος, αναφέρουμε κάποια εισαγωγικά σχόλια σχετικά με το ChatGpt, τονίζουμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του αλλά και τους τομείς που επηρεάζει.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζουμε την μεθοδολογία και τα εργαλεία που χρησιμοποιήσαμε για την υλοποίηση του προγράμματος μας και στη συνέχεια παραθέτονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

Στο τέταρτο κεφάλαιο βρίσκεται ο επίλογος όπου κάνουμε μια συνοπτική περίληψη της διπλωματικής μας. Συνοψίζουμε τα αποτελέσματα της ερευνάς και περιγράφουμε τα συμπεράσματα που προέκυψαν. Επιβεβαιώνουμε την συνεισφορά της διπλωματικής στα προβλήματα που αναφέραμε στην εισαγωγή, Τέλος, κάνουμε αναφορά στις μελλοντικές τις προεκτάσεις. Ακολουθεί η βιβλιογραφία.



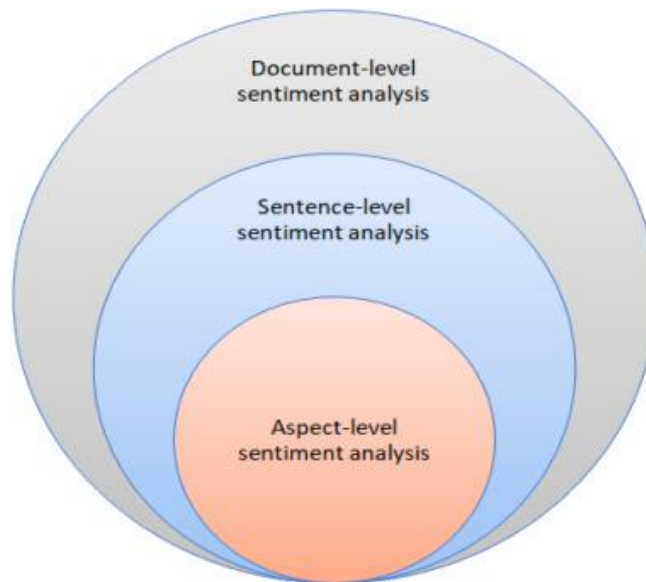
μπορούν να επηρεάσουν τη συμπεριφορά των ανθρώπων, ειδικά κατά την διαδικασία της λήψης αποφάσεων. Για παράδειγμα, αρκετά συχνά οι άνθρωποι ζητούν την άποψη των φίλων τους, προκειμένου να προβούν στην αγορά μιας ηλεκτρικής συσκευής ζητάνε να τους συστήσουν μια συσκευή, ή να εξηγήσουν ποιον θα μπορούσαν να ψηφίσουν κατά τη διάρκεια των εκλογών, είτε να ζητήσουν συστατικές επιστολές από συναδέλφους σχετικά με αιτήσεις εργασίας. Ωστόσο, οι απόψεις και οι εμπειρίες πολλών ανθρώπων που δεν είναι ούτε γνωστοί, ούτε επαγγελματίες κριτικοί, είναι άμεσα διαθέσιμες χάρη στο Διαδίκτυο και τον Παγκόσμιο Ιστό ευρύτερα ([Zafarani et al., 2014](#)).

Αυτό δεν περιορίζεται μόνο σε άτομα. Οι επιχειρήσεις, οι οργανισμοί και οι εταιρείες είναι επίσης πρόθυμες να μάθουν τις απόψεις των καταναλωτών για τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους. Στο παρελθόν, όταν μια επιχείρηση χρειαζόταν τις απόψεις των καταναλωτών, διενεργούσε έρευνες και δημοσκοπήσεις. Σήμερα, κανείς δεν περιορίζεται πλέον στο να ρωτάει φίλους και συγγενείς ή να διεξάγει έρευνες για απόψεις σχετικά με προϊόντα. Αντίθετα, μπορεί κανείς να χρησιμοποιήσει όγκους κριτικών χρηστών και συζητήσεων σε δημόσια φόρουμ στον Ιστό ([Liu, 2012](#)).

Πράγματι, ο Ιστός έχει μεταβάλλει δραματικά τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι εκφράζουν τις απόψεις τους για προϊόντα, υπηρεσίες, εταιρείες, άτομα και κοινωνικές εκδηλώσεις. Σήμερα, πληθώρα φόρουμ στο Διαδίκτυο, ομάδες συζήτησης, ιστολόγια και ακόμη και μικρο-ιστολόγια που είναι κατάλληλα για τους χρήστες, δημοσιεύουν ελεύθερα κριτικές για προϊόντα και να εκφράζουν τις απόψεις τους σχεδόν για οτιδήποτε στο Διαδίκτυο. Αυτά τα περιεχόμενα που δημιουργούνται από τους χρήστες και η συμπεριφορά από στόμα σε στόμα, συνιστούν πηγές πληροφοριών με πολλές άμεσες και πρακτικές εφαρμογές ([Beigi et al., 2016](#)).

Σε κάθε περίπτωση, η SA θα πρέπει να αντιμετωπίζεται ως κλάδος της μηχανικής μάθησης, της εξόρυξης δεδομένων, της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και της υπολογιστικής γλωσσολογίας, η οποία δανείζεται επίσης στοιχεία από την κοινωνιολογία και την ψυχολογία. Αν και η ιστορία της NLP ξεκινά τη δεκαετία του 1950, λίγη προσοχή είχε δοθεί στις απόψεις και την ανάλυση των συναισθημάτων των ανθρώπων μέχρι το 2005. Τα τελευταία χρόνια, η ευημερία των μέσων κοινωνικής δικτύωσης ωθεί την ανάπτυξη της ανάλυσης συναισθημάτων ([Yue et al., 2016](#)).

Από την άλλη πλευρά, η έρευνα για την ανάλυση συναισθήματος έχει εστιάσει σε διαφορετικές οπτικές γωνίες. Αυτού του είδους οι μελέτες διακρίνονται σε τρία επίπεδα: επίπεδο εγγράφου, επίπεδο πρότασης και επίπεδο οντοτήτων και πτυχών όπως φαίνεται στην εικόνα 2-2. Πιο συγκεκριμένα, η ανάλυση σε επίπεδο εγγράφου, αποβλέπει στον προσδιορισμό της αίσθησης του εγγράφου γενικά. Για παράδειγμα, σε μια κριτική προϊόντος, στόχος είναι ο προσδιορισμός της έκφρασης θετικών ή αρνητικών απόψεων, για αυτό το προϊόν. Αυτό το επίπεδο εξετάζει το έγγραφο ως μια ενιαία οντότητα, χωρίς να είναι απαιτείται η εξέταση πρόσθετων εγγράφων. Αντίθετα, η Συναισθηματική Ανάλυση σε επίπεδο πρότασης, εστιάζει στην ταξινόμηση της υποκειμενικότητας. Η εργασία σε αυτό το επίπεδο περιορίζεται στις προτάσεις και τις εκφρασμένες απόψεις τους. Δηλαδή, αυτό το επίπεδο καθορίζει αν κάθε πρόταση εκφράζει θετική, αρνητική ή ουδέτερη γνώμη. Ενώ, το τρίτο επίπεδο αναλύει αποκλειστικά γλωσσικές κατασκευές (π.χ. έγγραφα, παραγράφους, προτάσεις). Είναι γνωστό ως επίπεδο χαρακτηριστικών και παρέχει λεπτομερέστερη ανάλυση για κάθε πτυχή (ή χαρακτηριστικό), δηλαδή εξετάζει απευθείας τις απόψεις για διαφορετικές πτυχές. Το επίπεδο πτυχής, είναι πιο δύσκολο από το επίπεδο εγγράφων και προτάσεων και αποτελείται από πολλές υποκατηγορίες ([Wnkhade et al., 2022](#)).



**Εικόνα 2-2: Κατηγορίες Συναισθηματικής Ανάλυσης**

### 2.1.1. Κατηγορίες, μέθοδοι και προκλήσεις

Η ανάλυση συναισθήματος εστιάζει στον βαθμό πόλωσης ενός κειμένου (θετικό, αρνητικό, ουδέτερο). Ωστόσο, υπερβαίνει την πολικότητα προκειμένου να εντοπίσει συγκεκριμένα συναισθήματα και αισθήματα (θυμός, χαρούμενος, λυπημένος, κ.λπ.), κάποια επείγουσα ανάγκη (επείγουσα, όχι επείγουσα), ή προθέσεις. Ανάλογα με τον τρόπο που επιθυμεί ο ερευνητής να ερμηνεύσει τα σχόλια και τα ερωτήματα των χρηστών, μπορεί να ορίσει και να προσαρμόσει τις κατηγορίες, έτσι ώστε αυτές να ανταποκρίνονται στις ανάγκες του για ανάλυση συναισθήματος.

Μερικοί από τους πιο δημοφιλείς τύπους ανάλυσης συναισθημάτων είναι: α) η Διαβαθμισμένη Συναισθηματική Ανάλυση (Graded Sentiment Analysis), όπου εξετάζεται η ακρίβεια της πόλωσης. Στην περίπτωση που αυτή κριθεί σημαντική για μια επιχείρηση – οργανισμό, υπάρχει η δυνατότητα εξέτασης του ενδεχόμενου επέκτασης των κατηγοριών πολικότητας, προκειμένου αυτές να συμπεριλάβουν διαφορετικά θετικά ή αρνητικά επίπεδα - διαβαθμισμένη ανάλυση συναισθήματος (αρκετά θετικό, θετικό, ουδέτερο, αρνητικό και πολύ αρνητικό), β) η Ανίχνευση Συναισθημάτων, όπου η ανάλυση συναισθήματος μέσω της διαδικασίας της ανίχνευσης, επιτρέπει την υπέρβαση της πολικότητας, με σκοπό την ανίχνευση συναισθημάτων όπως η ευτυχία, η απογοήτευση, ο θυμός και η λύπη. Πλήθος συστημάτων ανίχνευσης συναισθημάτων, χρησιμοποιούν λεξικά, (δηλαδή λίστες λέξεων και τα συναισθήματα που μεταφέρουν) ή πολύπλοκους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Ωστόσο ένα από τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει η χρήση λεξικών είναι ότι, οι άνθρωποι εκφράζουν συναισθήματα με διαφορετικούς τρόπους. Ορισμένες λέξεις που συνήθως εκφράζουν θυμό, όπως κακό ή σκοτώστε (π.χ. το προϊόν σας είναι τόσο κακό ή η υποστήριξη πελατών σας με σκοτώνει) μπορεί επίσης να εκφράζουν την ευτυχία (π.χ. αυτό είναι κακό ή το σκοτώνετε), γ) η Ανάλυση Συναισθήματος βάσει πτυχών, όπου γίνεται ανάλυση των συναισθημάτων των κειμένων, με σκοπό ο ερευνητής να μάθει ποιες πτυχές ή χαρακτηριστικά αναφέρουν οι χρήστες, με θετικό, αρνητικό ή ουδέτερο τρόπο, και η δ) η Πολυγλωσσική Συναισθηματική Ανάλυση (Multilingual sentiment analysis), η οποία λογίζεται ως περισσότερο πολύπλοκη. Απαιτεί αρκετή προ-επεξεργασία και αντίστοιχα πόρους. Οι περισσότεροι από αυτούς τους πόρους είναι διαθέσιμοι στο διαδίκτυο (π.χ. λεξικά συναισθημάτων), ενώ άλλοι πρέπει να δημιουργηθούν (π.χ. μεταφρασμένα σώματα ή αλγόριθμοι ανίχνευσης θορύβου). Ωστόσο, ο ερευνητής θα πρέπει να γνωρίζει τον τρόπο κωδικοποίησης τους με σκοπό την χρήση τους. Εναλλακτικά, θα μπορούσε να ανιχνευτεί η



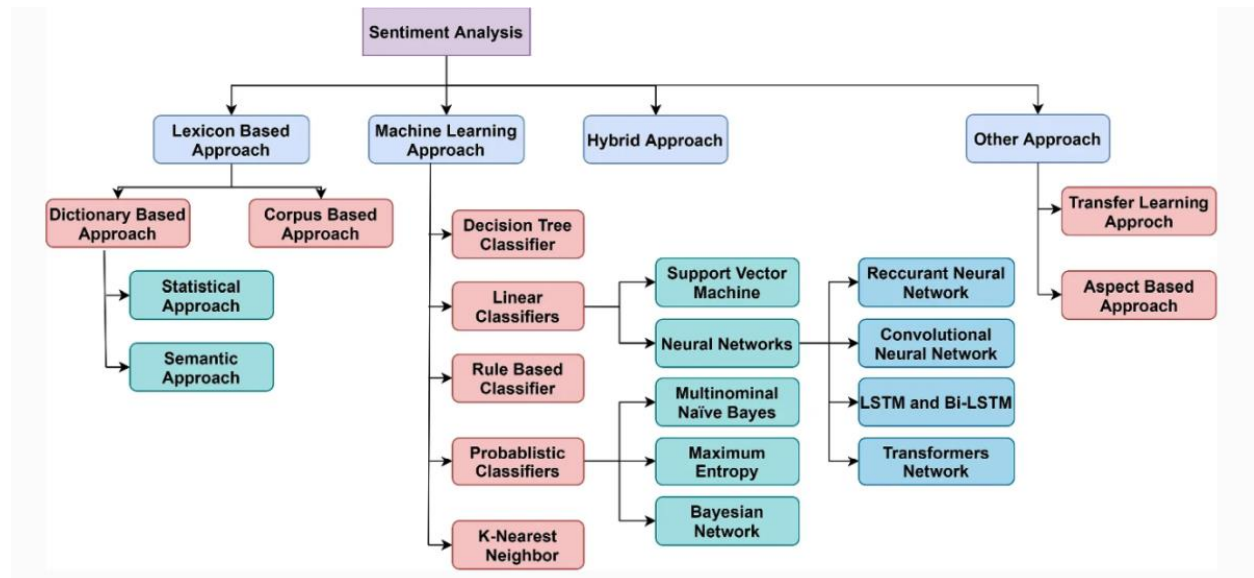
γλώσσα σε κείμενα με αυτόματο τρόπο, με την συμβολή ενός ταξινομητή γλώσσας και στη συνέχεια, να εκπαιδευτεί ένα προσαρμοσμένο μοντέλο ανάλυσης συναισθήματος, με σκοπό την ταξινόμηση των κειμένων στη γλώσσα της επιλογής σας ([Wnkhade et al., 2022](#)).

Όπως προκύπτει μέσω της διαθέσιμης διεθνούς βιβλιογραφίας, οι μέθοδοι για την ανάλυση συναισθήματος, βασίζονται στην προσέγγιση η οποία είναι Βασισμένη στο Λεξικό (Lexicon – based), την Προσέγγιση Μηχανικής Μάθησης και την Υβριδική Προσέγγιση (Εικόνα 2-3). Επιπλέον, οι ερευνητές προσπαθούν συνεχώς να βρουν καλύτερους τρόπους για να ολοκληρώσουν την εργασία με καλύτερη ακρίβεια και χαμηλότερο υπολογιστικό κόστος. Πιο συγκεκριμένα, οι μέθοδοι που βασίζονται στο λεξικό, επίσης γνωστές ως προσεγγίσεις που βασίζονται στη γνώση, έχουν αναπτυχθεί εκ των προτέρων χειρωνακτικά και αναφέρονται στην ανάλυση σημασιολογικών και συντακτικών (δηλαδή μοτίβων στη γραμματική σύνταξη). Ενώ το πρώτο αναφέρεται στη δημιουργία ενός λεξικού με την προσθήκη ετικετών σε λέξεις, το δεύτερο περιλαμβάνει την εξέταση συντακτικών προτύπων. Παράλληλα, οι μέθοδοι βασισμένη στο λεξικό, δημιουργούν ένα λεξικό προσθέτοντας ετικέτες σε λέξεις και οι μέθοδοι που βασίζονται σε σώματα περιλαμβάνουν την εξέταση συντακτικών προτύπων ([Wnkhade et al., 2022](#)).

Μια δεύτερη μέθοδος για την ανάλυση του συναισθήματος είναι η αυτοματοποιημένη / Μηχανική Μάθηση (Machine Learning), η οποία περιλαμβάνει αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, οι οποίοι κατηγοριοποιούν συναίσθημα με βάση στατιστικά μοντέλα. Οι προτάσεις πρέπει να μετατραπούν σε διανυσματικό χώρο για την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Στη συνέχεια, τα μοντέλα μπορούν να εκπαιδευτούν ώστε να προβλέψουν το συναίσθημα μιας πρότασης. Η συγκεκριμένη μέθοδος επιτρέπει την εκπαίδευση ενός αλγορίθμου, με σκοπό την ανίχνευση αισθημάτων όπως ο σαρκασμός, η ειρωνεία, και η άρνηση, κατά την συναισθηματική ανάλυση. Το γεγονός αυτό δύναται να διευκολύνει την διαδικασία της συναισθηματικής ανάλυσης στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης (social media). Επίσης, μπορεί να μαθαίνει το συναισθηματικό σθένος των λέξεων, έτσι ώστε να μην απαιτείται ένα προκαθορισμένο σύνολο δεδομένων, ενώ η συγκεκριμένη μέθοδος είναι ταχύτερη και παρουσιάζει υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας, έναντι των παραδοσιακών μεθόδων ανάλυσης συναισθημάτων, με πολύ μεγαλύτερο ωστόσο λειτουργικό κόστος ([Mehta and Pandya., 2020](#)).

Τέλος, απαντώνται οι υβριδικές μέθοδοι συναισθηματικής ανάλυσης - υβριδική προσέγγιση συνδυάζει μηχανική μάθηση και προσεγγίσεις που βασίζονται στο λεξικό. Το Hybrid

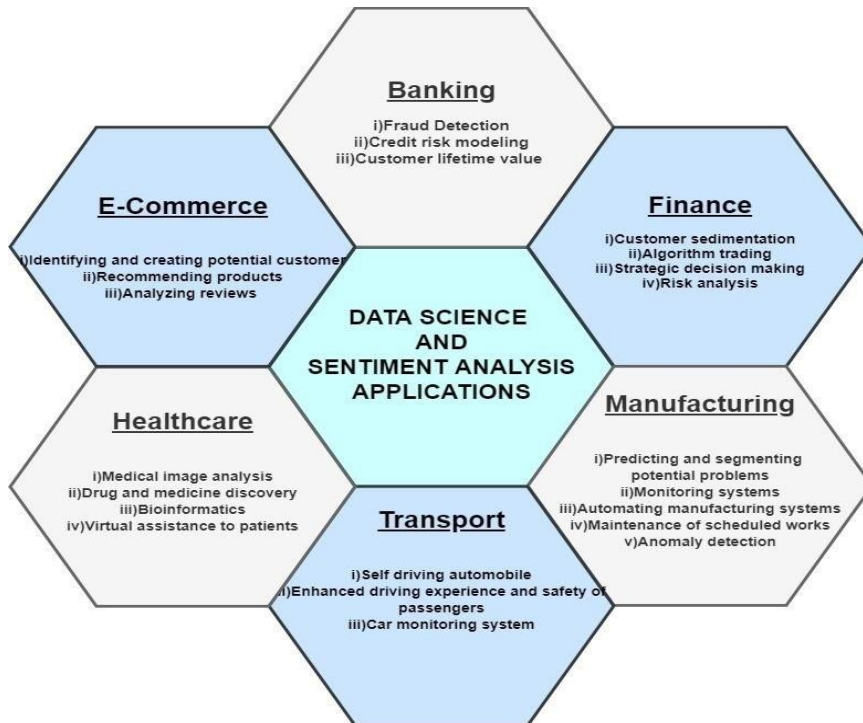
είναι ένας όρος που αναφέρεται στον συνδυασμό μηχανικής μάθησης και τεχνικών που βασίζονται στο λεξικό με την ανάλυση συναισθήματος. Η υβριδική τεχνική συνδυάζει τα δύο και είναι εξαιρετικά δημοφιλής, με λεξικά συναισθημάτων που παίζουν σημαντικό ρόλο στην πλειονότητα των συστημάτων. Η ανάλυση συναισθήματος είναι μια υβριδική προσέγγιση, που περιλαμβάνει τόσο στατιστικές όσο και βασισμένες στη γνώση μεθόδους για την αναγνώριση πολικότητας (Wnkhade et al., 2022).



Εικόνα 2-3: Κατηγορίες Συναισθηματικής Ανάλυσης

### 2.1.2. Εφαρμογές

Οι εφαρμογές της ανάλυσης συναισθήματος έχουν καλύψει ένα ευρύ φάσμα τομέων, συμπεριλαμβανομένης της υγειονομικής περίθαλψης, των ταινιών, των προϊόντων, των ταξιδιών και της πολιτικής, φέρνοντας ποικίλα οφέλη σε επιχειρήσεις, κυβερνήσεις, ακόμη και μεμονωμένους χρήστες (Εικόνα 2-4). Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος της συναισθηματικής ανάλυσης χρησιμοποιείται για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων. Σε αυτή την περίπτωση, η δημιουργία ενός ιστότοπου που θα μπορούσε να εκτελέσει τη λήψη αποφάσεων, συνιστά ένα πολύ σημαντικό μέρος. Σε αυτή την περίπτωση, η ανάλυση έχει το δικό της πλεονέκτημα όπως: μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικές ιδέες που μπορούν να μας βοηθήσουν να λάβουμε αποφάσεις στην καθημερινή ζωή, όπως η επιλογή ενός καλού εστιατορίου για δείπνο, η αγορά ενός νέου αυτοκινήτου ή η επιλογή μιας καλής ταινίας για παρακολούθηση κ.α. ([Mehta and Pandya., 2020](#)).



Εικόνα 2-4: Εφαρμογές της Συναισθηματικής Ανάλυσης

Επίσης, η συναισθηματική ανάλυση βρίσκει εφαρμογή στον τομέα των επιχειρήσεων. Με γνώμονα το συνεχώς μεταβαλλόμενο και ανταγωνιστικό περιβάλλον της αγοράς, βασική επιδίωξη συνιστά η δημιουργία νέων και καινοτόμων προϊόντων, τα οποία να μπορούν να ικανοποιούν τις ανάγκες του καταναλωτικού κοινού. Με σκοπό την μέγιστη αποτίμηση του προϊόντος, ο οργανισμός μπορεί να συγκεντρώσει όλες τις ανάγκες των χρηστών του και να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα του προϊόντος, μέσα από τα σχόλια που συλλέγονται από τους πελάτες τους

στα διαδίκτυο. Αντίστοιχα, η συναισθηματική ανάλυση, δύναται να συμβάλλει στην διενέργεια προβλέψεων και την καταγραφή τάσεων. Παρακολούθηση απόψεων του κοινού με έλεγχο συναισθημάτων που επιτρέπει σε οποιοδήποτε άτομο να προβλέψει το σενάριο της αγοράς που βοηθά κάθε άτομο για συναλλαγές και δημοσκοπήσεις στην αγορά. Χρησιμοποιώντας αυτό όλες τις απόψεις ο χρήστης μπορεί να προβλέψει τις τάσεις της αγοράς ([Mehta and Pandya., 2020](#)).

## 2.2. Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης (Social Media)

Η εμφάνιση των μέσων κοινωνικής δικτύωσης προκάλεσε αξιοσημείωτη αλλαγή στον τρόπο δόμησης και ανάπτυξης του διαδικτύου. Στα πλαίσια του διαδικτύου, ο όρος κοινωνικό δίκτυο αναφέρεται σε μία ηλεκτρονική πλατφόρμα ή ιστοσελίδα που συντηρείται και αναπτύσσεται, με σκοπό να παρέχει στα μέλη της δυνατότητες διασύνδεσης και αλληλεπίδρασης. Στην ουσία πρόκειται για εικονικές πλατφόρμες, οι οποίες παρέχουν ένα χώρο για άτομα, κοινότητες και οργανισμούς ώστε να συνδέονται, να επικοινωνούν και να συνεργάζονται εικονικά.



Εικόνα 2-5: Ποσότητα δεδομένων που παράγονται από τις πλατφόρμες κάθε 1 λεπτό

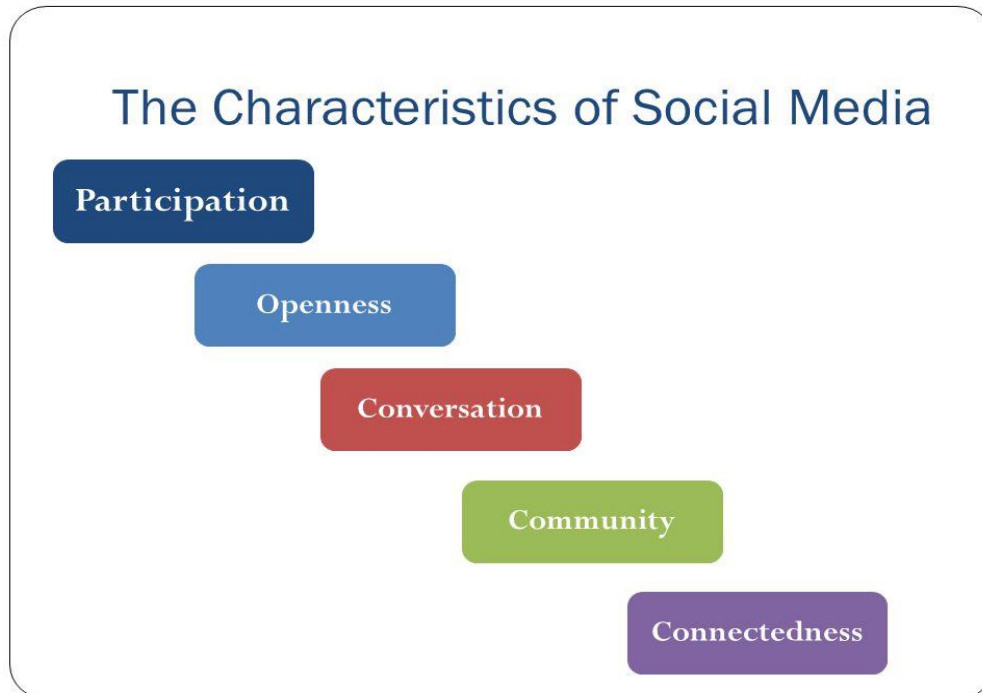
Αναμφίβολα, τα κοινωνικά δίκτυα έχουν μεταβάλλει ριζικά τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι επικοινωνούν και αλληλοεπιδρούν. Αυτού του είδους οι πλατφόρμες έχουν καταστεί αναπόσπαστο μέρος της καθημερινότητας, αλλά και της κουλτούρας του σύγχρονου ανθρώπου, επηρεάζοντας σημαντικά τις διαπροσωπικές σχέσεις, την διασκέδαση, την πληροφόρηση, τις καταναλωτικές συνήθειες και πλήθος άλλων τομέων (Akram & Kumar, 2017).

Τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης αξιοποιούν τεχνολογίες Web 2.0 (Εικόνα 2-6), οι οποίες βασίζονται στην δημιουργία και ανταλλαγή περιεχομένου από τους χρήστες, αλλά και στη μεταξύ τους αλληλεπίδραση, υλοποιώντας πτυχές της κοινωνικής δικτύωσης. Σε μια προσπάθεια απόδοσης ενός ορισμού, θα μπορούσε να υποστηριχθεί ότι, τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης συνιστούν ένα σύνολο διαδικτυακών εφαρμογών, οι οποίες βασίζονται στα ιδεολογικά και τεχνολογικά θεμέλια του Web 2.0, επιτρέποντας τη δημιουργία και την ανταλλαγή περιεχομένου μεταξύ των χρηστών ([Kaplan & Haenlein, 2010](#)).



**Εικόνα 2-6: Web 1.0 vs Web 2.0 vs Web 3.0**

Οι πέντε βασικές συνιστώσες των κοινωνικών δικτύων που απαντώνται είναι: η α) Συμμετοχή, όπου τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης ενθαρρύνουν την ενεργό συμμετοχή και ζητούν τη γνώμη ατόμων που έχουν ενδιαφέρον, β) Δεκτικότητα:, όπου η πλειοψηφία των υπηρεσιών κοινωνικών μέσων επικοινωνίας, είναι ανοιχτές στην ανατροφοδότηση και τη συμμετοχή. Ενθαρρύνουν την ψηφοφορία, τα σχόλια και την κοινοποίηση πληροφοριών. Σπάνια απαντώνται εμπόδια σε επίπεδο πρόσβασης και χρήσης του περιεχομένου, γ) Συνομιλία. Ενώ τα παραδοσιακά μέσα επικεντρώνονται στη μετάδοση περιεχομένου σε ένα ακροατήριο, στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης προωθείται η διμερής συνομιλία, δ) Κοινότητα, όπου τα κοινωνικά μέσα επιτρέπουν στις κοινότητες να δημιουργούνται γρήγορα και να επικοινωνούν αποτελεσματικά. Οι κοινότητες αυτές μοιράζονται κοινά ενδιαφέροντα σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο, και ε) Συνεκτικότητα, κατά την οποία, περισσότερα είδη κοινωνικών μέσων αναπτύσσονται μέσω της συνεκτικότητας τους, χρησιμοποιώντας συνδέσμους προς άλλες ιστοσελίδες, πόρους και άτομα. ([Mayfield, 2008](#)).



**Εικόνα 2-7: Χαρακτηριστικά Κοινωνικών Δικτύων**

Επίσης, τα Κοινωνικά Δίκτυα χωρίζονται σε κατηγορίες (Εικόνα 2-7), ανάλογα με: α) το αντικείμενο, β) το είδος και το περιεχόμενό τους, γ) τον τρόπο εγγραφής και συμμετοχής των μελών τους και δ) τον τρόπο επικοινωνίας μεταξύ των μελών τους.

Μία ταξινόμηση σε κατηγορίες με βάση το είδος και το περιεχόμενό τους είναι η ακόλουθη (Εικόνα 2-8):

- Μέσα ή ιστοσελίδες Κοινωνικής Δικτύωσης: Αυτά τα μέσα επιτρέπουν στους χρήστες να δημιουργήσουν προσωπικές ιστοσελίδες και να συνδεθούν με άλλους χρήστες για να μοιραστούν περιεχόμενο και επικοινωνία. Τέτοια παραδείγματα είναι το Facebook, LinkedIn, Google+ και αλλά.
- Μικροιστολόγια (Microblogging): Γνωστότερο παράδειγμα αυτής της κατηγορίας είναι το Twitter. Οι χρήστες εγγράφονται στην υπηρεσία και μπορούν να αναρτήσουν μικρά κείμενα (μέχρι 140 χαρακτήρες), τα οποία είναι διαθέσιμα σε όσους έχουν εγγραφεί ως <<ακόλουθοι>> στον λογαριασμό τους. Η υπηρεσία χρησιμοποιείται κυρίως για γρήγορη και άμεση ενημέρωση.
- Ιστολόγια: Είναι η πιο γνωστή μορφή κοινωνικών δικτύων και αποτελούν στην ουσία διαδικτυακά ημερολόγια με τις καταχωρήσεις να εμφανίζονται σε χρονολογική σειρά.

- Wikis: Είναι διαδικτυακές εφαρμογές που επιτρέπουν τη συνεργασία πολλών χρηστών και δρουν σαν κοινόχρηστα έγγραφα ή βάσεις δεδομένων. Κάθε χρήστης μπορεί να δημιουργήσει μία σελίδα στον ιστότοπο του wiki, και να προσθέσει περιεχόμενο σε αυτή. Επίσης, μπορεί να δει, να διαμορφώσει ή ακόμα και να διαγράψει τις σελίδες που έχουν δημιουργήσει οι υπόλοιποι χρήστες. Πιο γνωστό παράδειγμα αυτής της κατηγορίας είναι η Wikipedia.
- Θεματικά Κοινωνικά Δίκτυα: Είναι κοινότητες που οργανώνουν και κοινοποιούν συγκεκριμένα είδη περιεχομένου. Παραδείγματα Θεματικών Κοινωνικών Δικτύων είναι το Youtube για βίντεο και τα Pinterest και Flickr για φωτογραφίες.
- Forums: Είναι περιοχές για διαδικτυακές συζητήσεις, συχνά γύρω από συγκεκριμένα θέματα και ενδιαφέροντα ([Sapountzi & Psannis, 2018](#)).



**Εικόνα 2-8: Κατηγορίες Κοινωνικών Δικτύων**

Τέλος, τα διαδικτυακά κοινωνικά δίκτυα μπορούν να αντιμετωπιστούν ως μια σύγχρονη διαδικτυακή κοινωνία, μέσω της οποίας εξάγονται ενδιαφέροντα συμπεράσματα για την ανθρώπινη αλληλεπίδραση. Αυτό που τα καθιστά όμως τόσο σημαντικά σε ερευνητικό πεδίο είναι,



η διάδοσή τους σε παγκόσμια κλίμακα, το γεγονός ότι όλα συμβαίνουν σε πραγματικό χρόνο και το χαμηλό κόστος πρόσβασης στα δεδομένα τους ([Χασαπόπουλος, 2021](#)).

### 2.2.1. Εξόρυξη και Ανάλυση Δεδομένων στα Κοινωνικά Δίκτυα

Τα Κοινωνικά Δίκτυα καταλαμβάνουν μεγάλο μέρος της ζωής των ανθρώπων. Επιτρέπουν στους χρήστες να αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους, να λαμβάνουν νέα και να συνδέονται κοινωνικά. Στις μέρες μας, έχει επιτραπεί στις επιχειρήσεις και τους οργανισμούς να συνδέονται με πελάτες και άτομα. Έτσι, οι εφαρμογές των κοινωνικών δικτύων, έχουν αυξηθεί εξαιτίας του γεγονότος ότι οι οργανισμοί αναγνωρίζουν την ποσότητα των δεδομένων που είναι διαθέσιμα στις πλατφόρμες των κοινωνικών δικτύων ([Oliverio, 2018](#)).

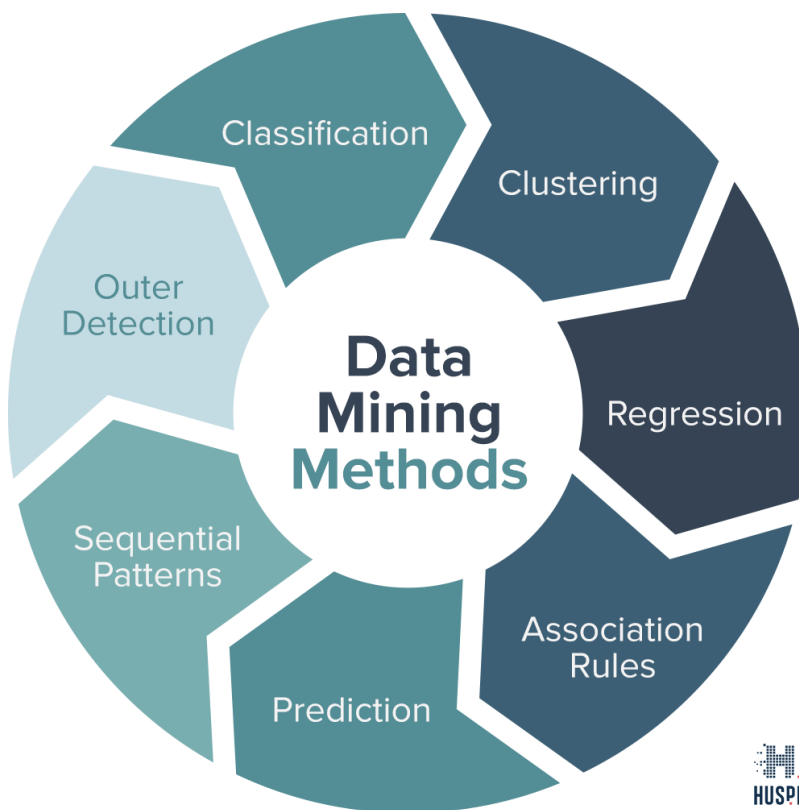
Περισσότεροι από ένα δισεκατομμύριο άνθρωποι ανά τον κόσμο, χρησιμοποιούν πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων, με αποτέλεσμα να παράγονται τεράστιες ποσότητες μη δομημένων δεδομένων σε σχετικά μικρούς χρόνους. Αυτή η μεγάλη ποσότητα παραγομένων δεδομένων αναφέρονται ως μεγάλα δεδομένα (big data) και είναι δεδομένα με μεγάλο όγκο, υψηλή ταχύτητα και ευρεία ποικιλία (Volume, Velocity, Variety) ([Ghani et al., 2018](#)) (Εικόνα 2-9).



Εικόνα 2-9: Big Data

Η δομή των δεδομένων των κοινωνικών δικτύων είναι μη οργανωμένη και εμφανίζεται σε διαφορετικές μορφές όπως κείμενο, φωνή, εικόνα και βίντεο. Ακόμα, η τεράστια ποσότητα δεδομένων πραγματικού χρόνου που παράγεται από τα κοινωνικά δίκτυα κάνει τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους ακατάλληλες να τα αναλύσουν. Επομένως, οι τεχνικές εξόρυξης δεδομένων μπορούν να παίξουν σημαντικό ρόλο στο να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα ([Injadat et al., 2016](#)). Η εφαρμογή αποδοτικών τεχνικών εξόρυξης δεδομένων έχει βοηθήσει τους χρήστες να ανακαλύψουν πολύτιμες, ακριβείς και χρήσιμες πληροφορίες από τα δεδομένα των κοινωνικών δικτύων.

Η εξόρυξη δεδομένων αναφέρεται στις διαδικασίες και τις μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή δεδομένων και τον προσδιορισμό σημαντικών προτύπων από τα εξαχθέντα σύνολα δεδομένων. Ο όρος αναλυτική από την άλλη, αναφέρεται σε οποιοδήποτε είδος ανάλυσης, σε όλα τα είδη δεδομένων ([Oliverio, 2018](#)). Η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης σε μεγάλα σύνολα δεδομένων κοινωνικών δικτύων, έχει τη δυνατότητα να βελτιώνει τα αποτελέσματα αναζήτησης. Επιπλέον, η ανοικτή πρόσβαση στα δεδομένα παρέχει στους ερευνητές ασύγκριτες ποσότητες πληροφοριών για τη βελτίωση της απόδοσης των τεχνικών εξόρυξης δεδομένων ([Barbier, 2011](#)).



**Εικόνα 2-10: Μέθοδοι Εξόρυξης Δεδομένων**

Πέρα από αυτές τις νέες τεχνολογίες, έχουν δημιουργηθεί και τροποποιηθεί αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων. Οι αλγόριθμοι αυτοί, επιτρέπουν τη δημιουργία σημαντικών μοτίβων και σχέσεων από τα μη δομημένα δεδομένα των κοινωνικών δικτύων. Παραδείγματα τέτοιων αλγορίθμων είναι οι κανόνες συσχέτισης (Association Rules), η κατηγοριοποίηση (Classification) Naïve Bayes και η ομαδοποίηση (Clustering) ([Oliverio, 2018](#)) (Εικόνα 2-10).

Η συλλογή των δεδομένων από τις αντίστοιχες εφαρμογές είναι το πρώτο βήμα της διαδικασίας. Αυτό γίνεται μέσω διάφορων μέσων, με βασικό την Διεπαφή Προγραμματισμού

Εφαρμογών (API) μιας εφαρμογής. Οι πιο δημοφιλείς εφαρμογές κοινωνικών δικτύων παρέχουν στους προγραμματιστές δωρεάν πρόσβαση στο API τους και στη συνέχεια αυτοί με τη σειρά τους μπορούν να γράψουν τις δίκες τους εφαρμογές ώστε να συλλέξουν διαφορετικούς τύπους δεδομένων χρησιμοποιώντας το API, αλλά εργαλεία ή γλώσσες προγραμματισμού. Τα δεδομένα τα οποία επιστρέφονται είναι συχνά σε τυποποιημένη μορφή όπως JSON η XML. Αφού συλλεχθούν τα δεδομένα, χρειάζεται να αποθηκευτούν, να εξορυχθούν και να αναλυθούν. Για την εξόρυξη αυτών των συνόλων δεδομένων χρησιμοποιούνται συνήθως μέθοδοι μηχανικής μάθησης ή συνηθισμένες στατιστικές μέθοδοι ([Oliverio, 2018](#)).

Η εμφάνιση μεγάλων δεδομένων από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης έχει προκαλέσει ένα νέο κύμα ενθουσιασμού στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της ανάλυσης δεδομένων. Στις μέρες μας, η έρευνα που σχετίζεται με τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης αυξάνεται ολοένα και περισσότερο, και έχουν αναπτυχθεί πολλοί αλγόριθμοι που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανή μάθηση. Οι πιο κοινές εφαρμογές μεγάλων δεδομένων για τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης είναι ανακάλυψη τάσεων, αναλύσεις των μέσων κοινωνικής δικτύωσης, ανάλυση συναισθημάτων και εξόρυξη γνώμης ([Ghani et al., 2018](#)).

### 2.2.2. Το Twitter

Το Microblogging είναι μια υπηρεσία δικτύου με την οποία οι χρήστες μπορούν να κοινοποιούν μηνύματα, συνδέσμους σε εξωτερικές ιστοσελίδες, εικόνες ή βίντεο, τα οποία είναι ορατά στους χρήστες οι οποίοι είναι συνδρομητές στην υπηρεσία. Τα μηνύματα τα οποία αναρτώνται σε microblogs είναι σύντομα σε αντίθεση με τα παραδοσιακά blogs. Τα πιο γνωστά διαθέσιμα αυτή τη στιγμή είναι το Twitter, το Tumblr και άλλα ([Giachanou & Crestani, 2016](#)).



**Εικόνα 2-11: Λογότυπο Twitter**

Ένα από τα πιο δημοφιλή microblog είναι το Twitter (Εικόνα 2-11) το οποίο κυκλοφόρησε το 2006 και από τότε έχει προσελκύσει μεγάλο αριθμό από χρήστες. Εξαιτίας του γεγονότος ότι παρέχει έναν εύκολο τρόπο στην πρόσβαση και στη λήψη των δημοσιευμένων αναρτήσεων του, το Twitter θεωρείται μια από της μεγαλύτερες βάσεις δεδομένων περιεχομένου που παράγεται από χρήστες ([Giachanou & Crestani, 2016](#)).

Το Twitter είναι μια microblogging υπηρεσία πραγματικού χρόνου που επιτρέπει στους χρήστες να κοινοποιούν σύντομες και άμεσες πληροφορίες γνωστές ως tweets που είναι περιορισμένες σε 140 χαρακτήρες. Οι χρήστες γράφουν tweets για να εκφράσουν την γνώμη τους για διάφορα θέματα που σχετίζονται με την καθημερινή τους ζωή. Το Twitter είναι μια ιδανική πλατφόρμα για την εξαγωγή της γενικής κοινής γνώμης για συγκεκριμένα θέματα. Μια συλλογή από tweets χρησιμοποιείται ως βασικό σώμα για ανάλυση συναισθημάτων, που αναφέρεται στην εξαγωγή γνώμης ή στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Το Twitter με 500 εκατομμύρια χρήστες

και εκατομμύρια μηνύματα την μέρα, έχει γίνει γρηγορά πολύτιμο πλεονέκτημα για τις επιχειρήσεις οι οποίες επιβλέπουν την φήμη τους εξορύσσοντας και αναλύοντας το συναίσθημα των tweets του κοινού για τα προϊόντα τους, την αγορά υπηρεσιών ακόμα και για τους ανταγωνιστές τους ([Sarlan et al., 2014](#)).

Όσον αφορά τα χαρακτηριστικά του μέσου κοινωνικής δικτύωσης «Twitter». Ένα Tweet συνιστά ένα μήνυμα το οποίο αναρτάται στην πλατφόρμα του Twitter. Το περιεχόμενο ενός tweet μπορεί να λάβει το μέγιστο 140 χαρακτήρες, ενώ μπορεί να περιέχει προσωπικές πληροφορίες, την προσωπική άποψη του χρήστη τόσο για προϊόντα, όσο και πλήθος άλλων ζητημάτων. Στην εικόνα 2-12 βλέπουμε τη δομή ενός Tweet. Άλλα χαρακτηριστικά είναι τα εξής:

- Χρήστης/ Όνομα Χρήστη: Ένας χρήστης πρέπει να έχει κάνει εγγραφή στην πλατφόρμα για να αναρτά tweets. Ο χρήστης επιλεγεί ένα όνομα χρήστη το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για την ανάρτηση μηνυμάτων.
- Αναφορά: Οι αναφορές είναι Tweets που υποδεικνύουν ότι η ανάρτηση αναφέρει κάποιον άλλον χρήστη. Για να γίνει αυτό, οι χρήστες χρησιμοποιούν το σύμβολο @ που ακολουθείται από ένα συγκεκριμένο όνομα χρήστη για τον οποίο γίνεται η αναφορά. Οι αναφορές τοποθετούνται οπουδήποτε στο σώμα ενός Tweet.
- Απαντήσεις: Οι απαντήσεις σε ένα Tweet χρησιμοποιούνται για να δείξουν ότι η ανάρτηση είναι απάντηση σε ένα tweet και για να δημιουργήσουν συζητήσεις. Ομοίως με τις αναφορές, δημιουργούνται χρησιμοποιώντας το σύμβολο @, ακολουθούμενο από το όνομα χρήστη στο οποίο αναφέρονται. Οι απαντήσεις τοποθετούνται διπλά στο όνομα χρήστη που δημιουργεί την απάντηση.
- Ακόλουθος: Οι ακόλουθοι αναφέρονται σε χρήστες που ακολουθούν τα tweets ενός άλλου χρήστη. Ακολουθώντας άλλους χρήστες είναι ο τρόπος να συνδεθείς με άλλους στο Twitter. Οι χρήστες του Twitter λαμβάνουν ενημερώσεις από αυτούς που ακολουθούν άλλα και στέλνουν ενημερώσεις σε αυτούς που τους ακολουθούν.
- Retweet: Τα Retweet αναφέρονται σε Tweet που ξαναμοιράζονται. Όταν ένας χρήστης θεωρεί ότι ένα Tweet είναι ενδιαφέρον, τότε μπορεί να το ξανά αναρτήσει χρησιμοποιώντας το Retweet. Αυτή η λειτουργία θεωρείται πολύ σημαντικό μέσο διάδοσης, και σηματοδοτείται με τη συντομογραφία RT ακολουθούμενη από το όνομα του χρήστη. Μπορεί επίσης να περιέχει και ένα μικρό σχόλιο.

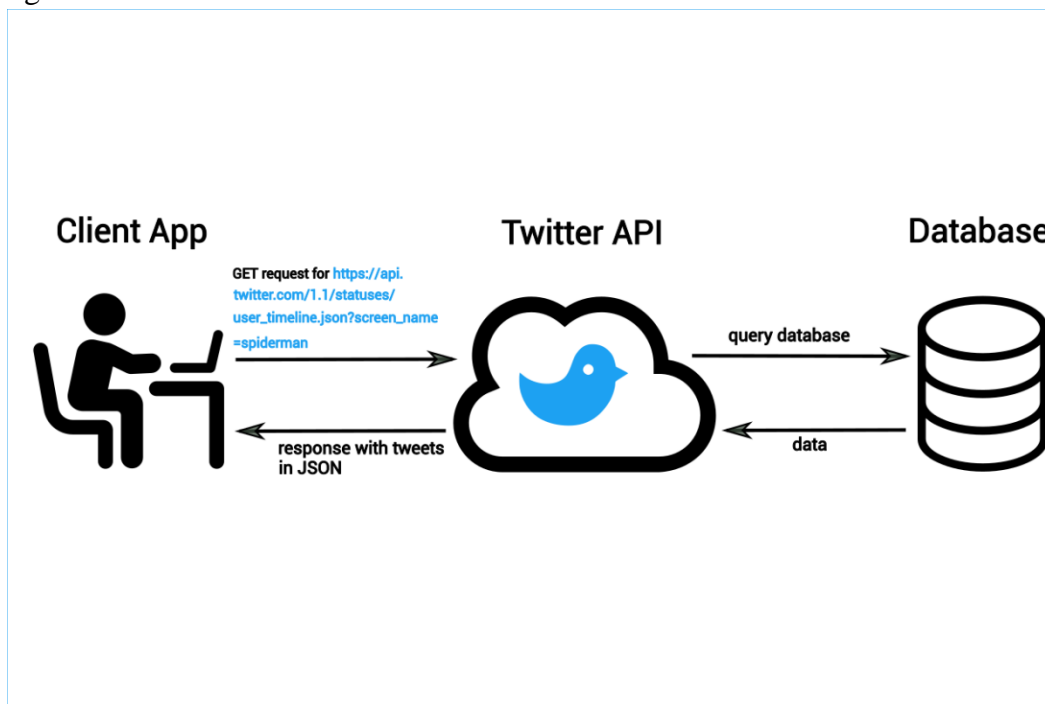
- **Hashtag:** Τα hashtags χρησιμοποιούνται για να υποδείξουν την σχετικότητα ενός tweet με ένα συγκεκριμένο θέμα. Τα hashtag δημιουργούνται χρησιμοποιώντας τον χαρακτήρα #, ο οποίος ακολουθείται από το όνομα του θέματος. Οι ετικέτες που δημιουργούνται από τους χρήστες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την απόκτηση όλων των tweet με το ίδιο hashtag. Τα hashtag που χρησιμοποιούνται από μεγάλο αριθμό tweet χαρακτηρίζονται ως τάσεις.
- **Ιδιωτικότητα:** Το Twitter δίνει την επιλογή στον χρήστη να αποφασίσει αν το tweet θα είναι ορατό σε όλους ή μόνο στους ακολούθους του (Giachanou & Crestani, 2016).



**Εικόνα 2-12: Δομή Ενός Tweet**

### 2.2.3. Twitter Applications

Το Twitter προσφέρει ένα προηγμένο API (Εικόνα 2-13) που επιτρέπει στους προγραμματιστές να δημιουργήσουν third-party εφαρμογές που εκμεταλλεύονται τον τεράστιο όγκο πληροφοριών που διαθέτει. Τα διαθέσιμα API προσφέρουν δωρεάν άλλα περιορισμένη πρόσβαση στα δεδομένα. Το API του Twitter μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο τύπους, βάσει της διαφορετικής σχεδίασής τους και του τρόπου πρόσβασης στα δεδομένα του οι οποίοι είναι το Streaming API και το Search API.



Εικόνα 2-13: Twitter API

Το Streaming API είναι σχεδιασμένο να επιστρέφει Tweets σε ένα σύστημα πραγματικού χρόνου. Οι δυο επιλογές που είναι διαθέσιμες αυτή τη στιγμή είναι η φιλτραρισμένη ροή και η ροή δείγματος. Η φιλτραρισμένη ροή επιτρέπει στους ερευνητές να εμφανίζουν εκατομμύρια νέα Tweets σε οποιοδήποτε δευτερόλεπτο και να εξάγουν μόνο αυτά που ταιριάζουν σε ένα συγκεκριμένο σύνολο κανόνων φίλτρου. Σε αντίθεση, η ροή δείγματος έχει σχεδιαστεί για να επιστρέφει μια τυχαία επιλογή όλων των Tweet που αναρτήθηκαν πρόσφατα σε πραγματικό χρόνο και δεν έχουν περιορισμούς φίλτρου. Οι ερευνητές που θέλουν να συλλέξουν δεδομένα σχετικά με ένα θέμα είναι καλύτερο να χρησιμοποιούν τη φιλτραρισμένη ροή. Όταν οι ερευνητές δεν σκέφτονται κάποιο συγκεκριμένο θέμα έρευνας, αλλά ενδιαφέρονται για μια γενική γεύση από



όλες τις συζητήσεις που γίνονται στο Twitter για σκοπούς γενικής παρακολούθησης, η ροή δείγματος είναι το πιο κατάλληλο εργαλείο.

Το Search API είναι ακόμα ένα δημοφιλές σημείο εισόδου για την πρόσβαση στα δεδομένα του Twitter. Σχεδιάστηκε για να επιστρέφει ιστορικά Tweets που συλλέχθηκαν από αντίστοιχους κανόνες προσδιορισμένους από χρήστες. Το Search API επιτρέπει στους ερευνητές να έχουν πρόσβαση χωρίς χρέωση σε ένα δείγμα από Tweets που δημοσιεύτηκαν τις προηγούμενες επτά μέρες. Για τους ερευνητές που χρειάζονται δεδομένα Twitter των προηγούμενων επτά ημερών ή είναι πρόθυμοι να συλλέγουν Tweets κάθε επτά μέρες το Search API είναι μια καλή επιλογή ([Chen et al., 2023](#)).

Τέλος, το Twitter απαντά μόνο σε αιτήματα με έλεγχο ταυτότητας χρησιμοποιώντας έναν μηχανισμό ελέγχου ταυτοποίησης που ονομάζεται Open Authentication.

#### 2.2.4. Συναισθηματική Ανάλυση και Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης

Η ταχεία και συνεχώς αυξανόμενη ανάπτυξη της τεχνολογίας των πληροφοριών, οι πλατφόρμες των μέσων κοινωνικής δικτύωσης όπως το Twitter, το Instagram και το Facebook, έχουν καταστεί ένα σημαντικό συστατικό της σύγχρονης ζωής. Αυτές οι πλατφόρμες έχουν αναπτυχθεί εκτενώς και έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην καθημερινή ζωή των ανθρώπων τα τελευταία χρόνια. Ένας μεγάλος αριθμός χρηστών τα χρησιμοποιούν όχι μόνο για να γνωρίσουν νέους ανθρώπους και να μοιραστούν τη ζωή τους αλλά και για να εκφράσουν τις απόψεις και τα συναισθήματά τους σχετικά με διάφορα προϊόντα, υπηρεσίες και οργανισμούς μέσω σχολίων και αναρτήσεων. Ως εκ τούτου, παράγεται ένας άπειρος όγκος πληροφοριών που παράγεται από τους χρήστες. Είναι κρίσιμο για τα άτομα, τους οργανισμούς και τις κυβερνήσεις να εξάγουν και να χρησιμοποιούν τις σημαντικές πληροφορίες που διατίθενται ([Mittal and Patidar, 2023](#)).

Η ανάλυση συναισθήματος στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, παρέχει πλήθος ευκαιριών, για την ανάπτυξη μιας νέας εφαρμογής στον βιομηχανικό τομέα, ενώ έχει μεγάλη επίδραση, σε κυβερνητικούς οργανισμούς και μεγάλες εταιρείες, που επιθυμούν να γνωρίζουν τι πιστεύουν οι άνθρωποι για τις υπηρεσίες, τα προϊόντα και την αξία της αγοράς τους. Ο στόχος της ανάλυσης συναισθημάτων είναι να ανακαλύψει τη διάθεση, τη συμπεριφορά και τη γνώμη ενός ατόμου μέσα από κείμενα. Η ανάλυση συναισθήματος χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορους τομείς όπως η χρηματοδότηση, οικονομία, άμυνα, πολιτική ([Mittal and Patidar, 2023](#)).

Εντός αυτού του πλαισίου, ο συνεχώς αυξανόμενος αριθμός πληροφοριών που διατίθενται στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, καθιστά την ανάλυση συναισθημάτων πιο κρίσιμη. Σχετικές έρευνες έχουν εστιάσει σε τρεις κύριες πτυχές της εφαρμογής. Από εμπορικής άποψης, η ανάλυση συναισθήματος μπορεί να παρέχει διαδικτυακές συμβουλές και συστάσεις, τόσο για τους πελάτες όσο και για τους εμπόρους. Από τη μία πλευρά, οι προτιμήσεις των χρηστών που αποκαλύπτουν τα δεδομένα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βοηθήσουν τις πλατφόρμες ηλεκτρονικού εμπορίου, να αναλύουν τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους. Από την άλλη πλευρά, για την εικονική φύση των ηλεκτρονικών αγορών, δεν είναι εύκολο να δοθούν επαρκείς πληροφορίες για ένα εμπορικό προϊόν, ολοκληρωμένα και αντικειμενικά και αν οι καταναλωτές είναι πρόθυμοι να μάθουν για τα σχόλια ή τις απόψεις άλλων καταναλωτών ([Yue et al., 2019](#)).

Από πολιτική άποψη, η μαζική ζήτηση για πολιτικές πληροφορίες, μπορεί να θεωρηθεί ως ένας άλλος σημαντικός παράγοντας. Η εμπορική εφαρμογή δεν αποτελεί το μόνο κίνητρο πίσω

από τους ανθρώπους που αναζητούν ή εκφράζουν απόψεις στο διαδίκτυο. Για παράδειγμα, στην ανάλυση της συνομιλίας στο Twitter πριν από τις εκλογές του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου, οι ερευνητές κατάφεραν να συλλέξουν περισσότερα από 1,2 εκατομμύρια tweets σε τρεις γλώσσες (αγγλικά, γερμανικά και γαλλικά), κατά τη διάρκεια μιας περιόδου δύο εβδομάδων (1 Μαΐου έως 14 Μαΐου 2014), εξάγοντας σημαντικά συμπεράσματα, αναφορικά με την αποδοχή ή όχι της Ευρωπαϊκής Ένωσης από τους πολίτες. Συγκεκριμένα, από την συναισθηματική ανάλυση των συνομιλιών στο Twitter, στην αγγλική γλώσσα, διαπιστώθηκε ότι, το 39% των ισχυρισμών ήταν αρνητικοί προς την Ευρωπαϊκή Ένωση (ΕΕ), σε σύγκριση με το 30% ουδέτερο και το 31% θετικό. Στα γαλλικά, το αποτέλεσμα διαμορφώθηκε σχεδόν με τον ίδιο βασικό τρόπο, περίπου 39% αρνητικό, 28% ουδέτερο και 33% θετικό. Ενώ στα γερμανικά, οι συνομιλίες στο Twitter ήταν περισσότερο θετικές (39%) από αρνητικές (5%). Στάσεις οι οποίες ήταν ενσωματωμένες σε αραιές συνομιλίες, αντιπροσωπεύοντας ένα ποσοστό της δραστηριότητας στο Twitter, στην αγγλική και γαλλική γλώσσα ([Yue et al., 2019](#)).

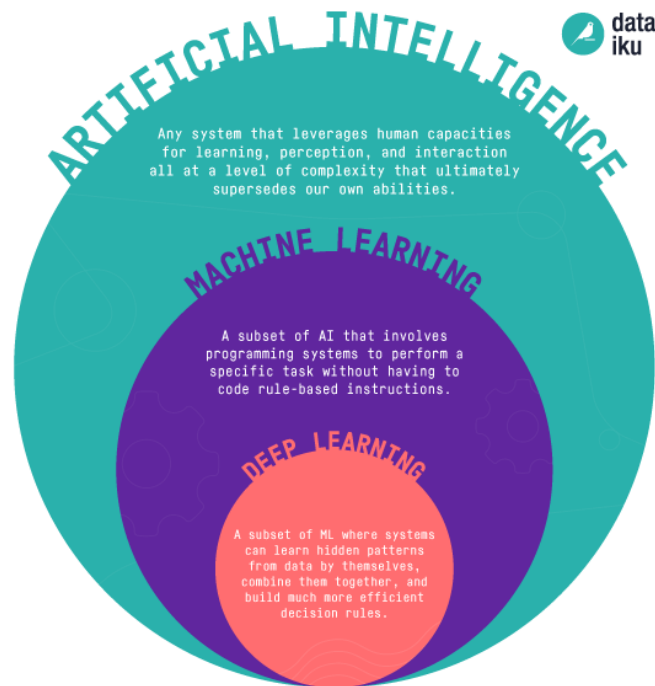
Συνεπώς, διαπιστώνεται ότι, η ανάλυση συναισθήματος ή η εργασία εξόρυξης γνώμης στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, είναι σημαντική όχι μόνο για τους παραδοσιακούς καταναλωτές και τις εταιρείες που διεξάγουν έρευνες, για να συγκεντρώσουν απόψεις σχετικά με αντίστοιχα προϊόντα ή υπηρεσίες, αλλά επίσης διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην ανάλυση της εθνικής ασφάλειας και της κοινής γνώμης ([Yue et al., 2019](#)).

Για τον σκοπό της ανάλυσης συναισθήματος, η κοινωνική δικτύωση χρησιμοποίησε διάφορες τεχνικές ανάλυσης συναισθήματος για τη λήψη των δημόσιων δεδομένων.

## 2.3. Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) και Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) στην Συναισθηματική Ανάλυση

### 2.3.1. Τεχνητή Νοημοσύνη (AI)

Η τεχνητή νοημοσύνη (AI), αναφέρεται στην ανάπτυξη και τη θεωρία συστημάτων υπολογιστών, που είναι ικανά να εκτελούν δραστηριότητες, οι οποίες απαιτούν συνήθως ανθρώπινη διάνοια, όπως οπτική αντίληψη, αναγνώριση φωνής, λήψη αποφάσεων και μετάφραση γλώσσας. Οι εφαρμογές αυτές, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε διάφορους επιχειρηματικούς τομείς, όπως η υποστήριξη αποφάσεων, η ανάπτυξη νέων υπηρεσιών και προϊόντων, οι ικανότητες, κ.λπ. Οι στρατηγικές της τεχνητής νοημοσύνης χρησιμοποιούν βαθιά μάθηση και μηχανική μάθηση (Εικόνα 2-14) ([Chakriswara et al., 2019](#)).



**Εικόνα 2-14: Σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης, μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης**

Η τεχνολογία στον τομέα της ανάλυσης συναισθημάτων και της τεχνητής νοημοσύνης έχει εξελιχθεί σημαντικά και προσφέρει πλέον πολλές δυνατότητες. Η ενοποίηση των μαθηματικών, της στατιστικής και της τεχνητής νοημοσύνης έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη προηγμένων μοντέλων μηχανικής μάθησης που μπορούν να αναγνωρίζουν και να αναλύουν συναισθήματα σε κείμενα και άλλα δεδομένα. Η θεμελιώδης ιδέα της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής

μάθησης είναι πράγματι η δημιουργία ευφών συστημάτων που δεν περιορίζονται στην εκτέλεση προκαθορισμένων εργασιών, αλλά μπορούν να μάθουν και να προσαρμόζονται από τα δεδομένα και την εμπειρία τους. Οι υπολογιστές με την τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να αναλύουν, να εκτιμούν, και να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση την πληροφορία που διαθέτουν, προσομοιάζοντας σε μεγάλο βαθμό την ανθρώπινη νοημοσύνη.

Η ιδέα ότι το λογισμικό μπορεί να είναι "έξυπνο" και να μαθαίνει από την εμπειρία του είναι ένα από τα βασικά θεμέλια της μηχανικής μάθησης. Αυτή η δυνατότητα επιτρέπει στα συστήματα να βελτιώνονται και να προσαρμόζονται στις μεταβαλλόμενες συνθήκες και τις απαιτήσεις. Μέσω της συλλογής και ανάλυσης δεδομένων, οι υπολογιστές μπορούν να αναγνωρίσουν προτεραιότητες, να δημιουργήσουν μοντέλα, και να λάβουν αποφάσεις που βασίζονται σε λογική και ανάλυση δεδομένων. Ως απόρροια της τεχνητής νοημοσύνης, το λογισμικό μπορεί τώρα να αναπτύξει τα προγράμματά του και να εφαρμόσει όσα έχει μάθει, ώστε να προτείνει μελλοντικές λύσεις. Χρησιμοποιώντας τον τεράστιο όγκο δεδομένων που έχουν αποκτήσει, οι εταιρείες χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση προκειμένου να παρέχουν εφαρμόσιμες προβλέψεις ([Chakriswara et al., 2019](#)).

Τα βασικά στοιχεία που διέπουν την τεχνητή νοημοσύνη και την μηχανική μάθηση στην ανάλυση συναισθήματος, είναι κρίσιμα συστατικά του τρόπου με τον οποίο λειτουργεί αυτή η τεχνολογία, για την ανάλυση και την κατανόηση των σχολίων των χρηστών. Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένα ευρύ πεδίο που περιλαμβάνει τη διδασκαλία μηχανών ώστε να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση δεδομένα, χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένες. Η μηχανική μάθηση είναι ένας συγκεκριμένος τύπος τεχνητής νοημοσύνης, που περιλαμβάνει αλγόριθμους που μπορούν να μάθουν αυτόματα μοτίβα σε δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις με βάση νέες πληροφορίες ([Taherdoost & Madanchian., 2023](#)).

Η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση στην ανάλυση συναισθήματος, περιλαμβάνουν τη χρήση αλγορίθμων για την αυτόματη ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων και τον εντοπισμό μοτίβων που υποδεικνύουν θετικό ή αρνητικό συναίσθημα. Αυτή η τεχνολογία έχει τη δυνατότητα να φέρει επανάσταση στον τρόπο με τον οποίο οι εταιρείες αναλύουν τα σχόλια των πελατών και βελτιώνουν τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους ([Taherdoost & Madanchian., 2023](#)).

Εντός αυτού του πλαισίου, απαντάται πλήθος πλεονεκτημάτων από τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης για την ανάλυση συναισθήματος, γεγονός που την έχει κάνει όλο και πιο δημοφιλές εργαλείο για την ανάλυση δεδομένων. Ένα από τα μεγαλύτερα οφέλη της χρήσης της τεχνητής νοημοσύνης για ανάλυση συναισθήματος είναι η ταχύτητα και η αποτελεσματικότητα που παρέχει. Με τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, οι εταιρείες μπορούν να αναλύσουν μεγάλους όγκους δεδομένων μέσα σε λίγα λεπτά, κάτι που σε ανθρώπινο επίπεδο θα απαιτούσε ώρες ή και μέρες για να ολοκληρωθεί. Αυτό επιτρέπει στις εταιρείες να εντοπίζουν γρήγορα πρότυπα και τάσεις στο συναίσθημα των πελατών και να ανταποκρίνονται σε ζητήματα σε πραγματικό χρόνο ([Taherdoost & Madanchian., 2023](#)).

Ένα άλλο πλεονέκτημα της χρήσης ΑΙ για ανάλυση συναισθήματος είναι η βελτιωμένη ακρίβεια της ανάλυσης. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να εκπαιδευτούν σε μεγάλα σύνολα δεδομένων με ετικέτες, καθιστώντας τα εξαιρετικά ακριβή στον εντοπισμό μοτίβων στο κείμενο που υποδεικνύουν θετικό ή αρνητικό συναίσθημα. Καθώς ο αλγόριθμος εκτίθεται σε περισσότερα δεδομένα και σχόλια, η ακρίβειά του μπορεί να βελτιωθεί ακόμη περισσότερο. Επίσης, η ανάλυση συναισθήματος βασισμένη στην τεχνητή νοημοσύνη (ΑΙ), παρέχει συνέπεια στην ανάλυση των σχολίων των χρηστών.

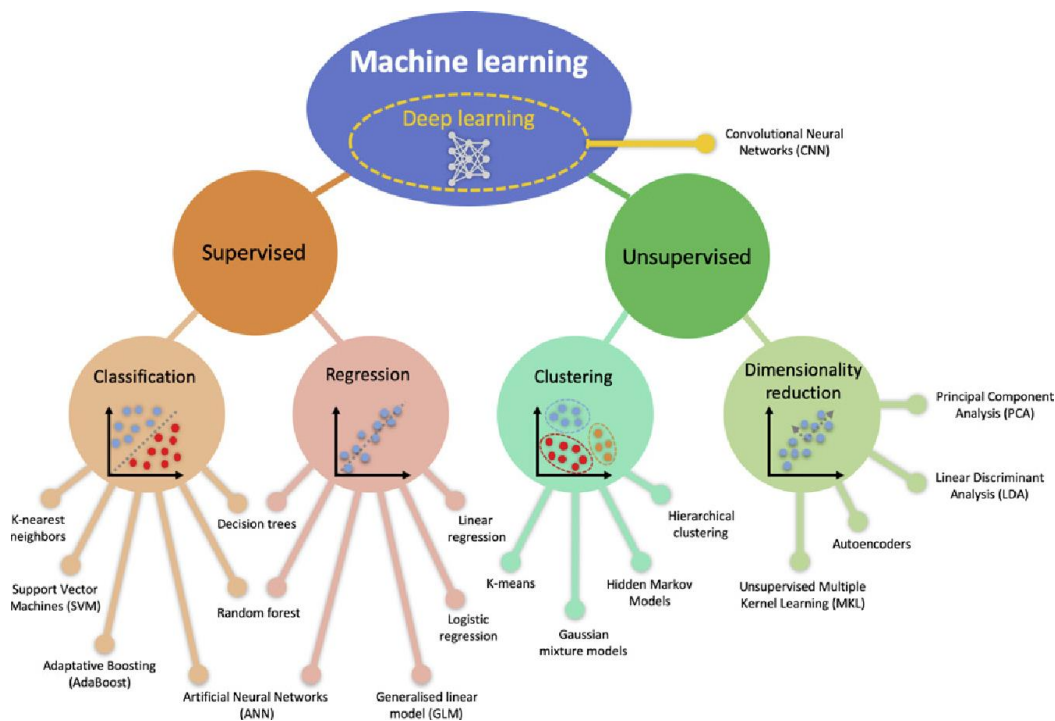
Σε αντίθεση με τους ανθρώπους, οι οποίοι μπορεί να έχουν προκαταλήψεις ή ασυνέπειες στην ανάλυσή τους, οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης παρέχουν μια τυποποιημένη προσέγγιση για την ανάλυση συναισθήματος που είναι απαλλαγμένη από ανθρώπινο λάθος. Η ανάλυση συναισθήματος με τεχνητή νοημοσύνη είναι εξαιρετικά επεκτάσιμη, που σημαίνει ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων χωρίς την ανάγκη πρόσθετων πόρων. Αυτό την καθιστά ιδανικό εργαλείο για εταιρείες που λαμβάνουν μεγάλο όγκο σχολίων από τους πελάτες, ή δραστηριοποιούνται σε παγκόσμια κλίμακα ([Taherdoost & Madanchian., 2023](#)).

Τέλος, η χρήση της ΑΙ για την ανάλυση συναισθήματος, παρέχει πολύτιμες πληροφορίες και τάσεις, που μπορούν να βοηθήσουν τις εταιρείες να βελτιώσουν τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους. Αναλύοντας τα σχόλια των πελατών/χρηστών, οι εταιρείες μπορούν να εντοπίσουν τομείς προς βελτίωση, να ανταποκριθούν σε ζητήματα πελατών σε πραγματικό χρόνο και να λάβουν αποφάσεις βάσει δεδομένων που βελτιώνουν την ικανοποίηση των πελατών ([Taherdoost & Madanchian., 2023](#)).

### 2.3.2. Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Η μηχανική μάθηση συνιστά έναν κλάδο της ΑΙ και της επιστήμης των υπολογιστών, ο οποίος εστιάζει στη χρήση δεδομένων και αλγορίθμων, για τη μίμηση του τρόπου με τον οποίο μαθαίνουν οι άνθρωποι, βελτιώνοντας σταδιακά την ακρίβειά της.

Οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης αποτελούν ουσιαστικό μέρος όλων των εργασιών της ανάλυσης συναισθήματος και οι περισσότερες από αυτές είναι είτε υπό επίβλεψη (supervised), είτε ημί-επιβλεπόμενες (Semi-supervised) (Εικόνα 2-15). Μια επιβλεπόμενη προσέγγιση συνιστά μια κοινή μέθοδο, για την επίλυση εργασιών συναισθήματος. Συχνά χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της πολικότητας των συναισθημάτων, με βάση τα επισημασμένα σύνολα δεδομένων. Το πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι η ικανότητά της να προσαρμόζει και να δημιουργεί αποτελεσματικά εκπαιδευμένα μοντέλα, για έναν συγκεκριμένο τομέα. Ωστόσο, το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η έλλειψη αποτελεσματικότητάς, όταν εφαρμόζεται σε δεδομένα από διάφορους τομείς. Αυτό οφείλεται στην εξάρτηση τομέα και τη σπανιότητα δεδομένων σε ορισμένους τομείς ([Mercha & Benbrahim., 2023](#)).



**Εικόνα 2-15: Κατηγοριοποίηση αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης**

Σχεδόν πριν από μια δεκαετία, η βαθιά μάθηση (Deep Learning), αποτέλεσε το κυρίαρχο παράδειγμα στις τεχνικές μηχανικής μάθησης, τόσο στην ακαδημαϊκή έρευνα όσο και στην παραγωγή (Goodfellow et al., 2016). Η βαθιά μάθηση ένα μέρος της ευρείας οικογένειας των

μεθόδων μηχανικής μάθησης, που βασίζεται στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks – ANN) με μάθηση αναπαράστασης (representation learning). Το προσωνύμιο ‘βαθιά’ αναφέρεται στη χρήση πολλαπλών στρωμάτων στο δίκτυο. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται μπορούν να είναι επιβλεπόμενες, ημί-επιβλεπόμενες και μη επιβλεπόμενες.

Στην περίπτωση που είναι δύσκολο ή ακόμα και αδύνατο να βρεθούν και να δημιουργηθούν δεδομένα εκπαίδευσης με ετικέτα, αξιολογείται μια προσέγγιση χωρίς επίβλεψη για την εξαγωγή μοτίβων και δομών στα δεδομένα εισόδου με ελάχιστη ανθρώπινη επίβλεψη. Η εξ αποστάσεως εποπτεία είναι μια πολύ γνωστή στρατηγική μάθησης χωρίς επίβλεψη. Αυτό επιτρέπει τη δημιουργία ενός μεγάλου αριθμού συνόλων δεδομένων με αδύναμες ετικέτες με ελάχιστη ανθρώπινη προσπάθεια. Ορισμένες μελέτες έχουν χρησιμοποιήσει αυτή τη στρατηγική για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης για ανάλυση συναισθήματος. Για παράδειγμα, τα hashtags και τα emoticon μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση της πολικότητας συναισθήματος ενός παρεχόμενου κειμένου. Επιπλέον, τα emoticons χρησιμοποιούνται στη βαθιά μάθηση για την κατασκευή συναισθηματικών ενσωματώσεων λέξεων.

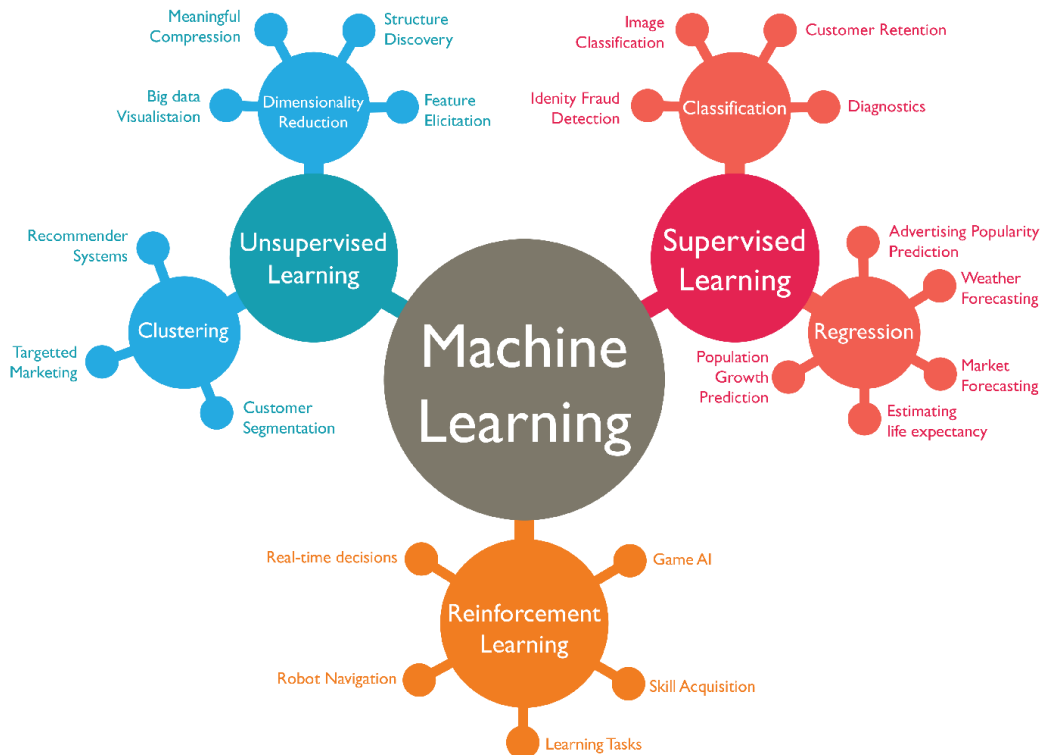
Συνήθως, οι μέθοδοι χωρίς επίβλεψη απαιτούν σημαντικά περισσότερα δεδομένα από τις εποπτευόμενες μεθόδους. Παρόλο που η επιβλεπόμενη προσέγγιση είναι πολύ πιο δημοφιλής για την συναισθηματική ανάλυση, έχουν επίσης διερευνηθεί μη επιβλεπόμενες προσεγγίσεις ([García-Pablos et al., 2018](#)).

Επιπλέον, οι ημί-επιβλεπόμενες προσεγγίσεις έχουν κερδίσει μεγάλη προσοχή στη μηχανική μάθηση, επειδή μπορούν να βελτιώσουν τις επιβλεπόμενες εργασίες μάθησης χρησιμοποιώντας διαθέσιμα δεδομένα χωρίς ετικέτα όταν τα δεδομένα με ετικέτα είναι σπάνια. Ο σκοπός της ημί-επιβλεπόμενης μάθησης είναι να διερευνήσει την επίδραση της ενσωμάτωσης επισημασμένων δεδομένων με δεδομένα χωρίς ετικέτα στη μαθησιακή απόδοση. Επιπλέον, στοχεύει στη δημιουργία αλγορίθμων που αποκομίζουν τα οφέλη αυτού του συνδυασμού. Οι ημί-επιβλεπόμενες προσεγγίσεις για την ανάλυση συναισθήματος μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις μεθόδους: (i) βασισμένες σε γράφημα (Graphed based), (ii) με βάση το περιτύλιγμα (wrapper-based) και (iii) με βάση το θέμα (topic-based). Συγκεκριμένα, οι μέθοδοι βασισμένες σε γραφήματα μεταφέρουν ετικέτες από επισημασμένες σε μη επισημασμένες αναπαραστάσεις. Η μεταφορά των ετικετών βασίζεται συχνά στην ομοιότητα των περιπτώσεων, η οποία επιτυγχάνεται



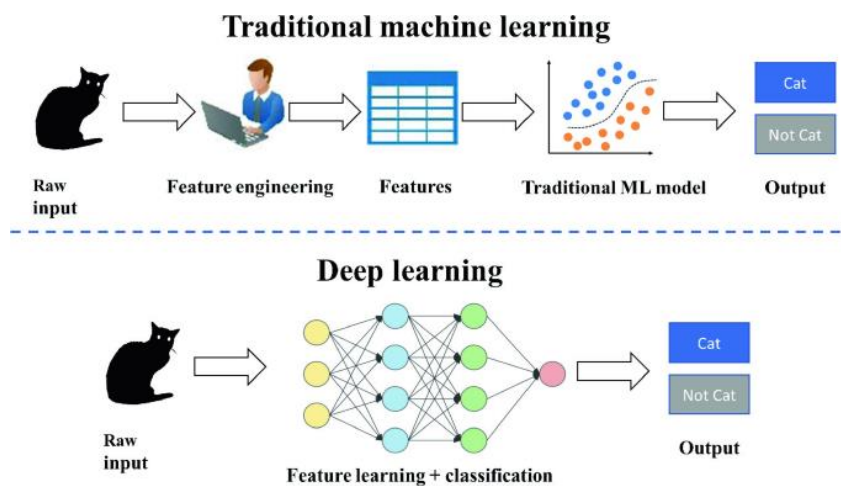
με την εκμετάλλευση ενός γραφήματος ([Ren et al., 2014](#)). Οι μέθοδοι που βασίζονται σε περιτύλιγμα, χρησιμοποιούν δεδομένα χωρίς ετικέτα σε όλη τη διαδικασία εκμάθησης, για να βελτιώσουν την απόδοση ταξινόμησης των εποπτευόμενων αλγορίθμων μάθησης. Οι μέθοδοι συνδυαστικής εκπαίδευσης (co-teaching) και αυτό-εκπαίδευσης (self-teaching) είναι διαδεδομένες και ευρέως χρησιμοποιούμενες μέθοδοι μάθησης σε αυτόν τον τομέα. Ενώ οι προαναφερθείσες μέθοδοι επικεντρώνονται στην τοπική πληροφορία, οι μέθοδοι με βάση το θέμα λαμβάνουν υπόψη υψηλού επιπέδου πληροφορίες, όπως το κυρίαρχο θέμα. Γενικά, η συναισθηματική πολιτικότητα των λέξεων σχετίζεται στενά με το θέμα, και η ίδια λέξη μπορεί να εκφράζει διάφορα συναισθήματα σε διαφορετικά θέματα ([Xiang & Zhou., 2014](#)).

Η βαθιά μάθηση (Deep Learning) χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλές πρακτικές εφαρμογές. Σε εργασίες κατηγοριοποίησης, απαιτούνται σύνολα δεδομένων με ετικέτες, καθώς αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση μοτίβων στα δεδομένα. Κατά τη χρήση συνόλων δεδομένων με ετικέτες, ο χρήστης πρέπει να εφαρμόσει τις προηγούμενες γνώσεις του στα δεδομένα που έχουν ετικέτες. Αυτό επιτρέπει στο νευρωνικό δίκτυο και στο σύστημα να συσχετίσουν τα δεδομένα με τις αντίστοιχες ετικέτες τους. Αυτή η διαδικασία ανήκει στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μάθησης ([Chakriswara et al., 2019](#)).



**Εικόνα 2-16: Τύποι Μηχανικής Μάθησης και εφαρμογές**

Πρόσφατα, η βαθιά μάθηση έχει εφαρμοστεί ευρέως στην ανάλυση συναισθημάτων και έχει επιτύχει ενδιαφέροντα αποτελέσματα. Η επιτυχία της στον τομέα της NLP, μπορεί να αποδοθεί κυρίως στην τεχνική ενσωμάτωσης λέξεων που προτείνεται για τη μοντελοποίηση γλώσσας και την εκμάθηση χαρακτηριστικών. Η προτεινόμενη τεχνική μετατρέπει το σύνολο του λεξιλογίου, σε πυκνά διανύσματα πραγματικών αριθμών. Τα δημιουργούμενα διανύσματα μπορούν να κωδικοποιήσουν τις σημασιολογικές και συντακτικές ομοιότητες μεταξύ λέξεων και άλλων γλωσσικών προτύπων ([Mercha & Benbrahim., 2023](#)) (Εικόνα 2-17).



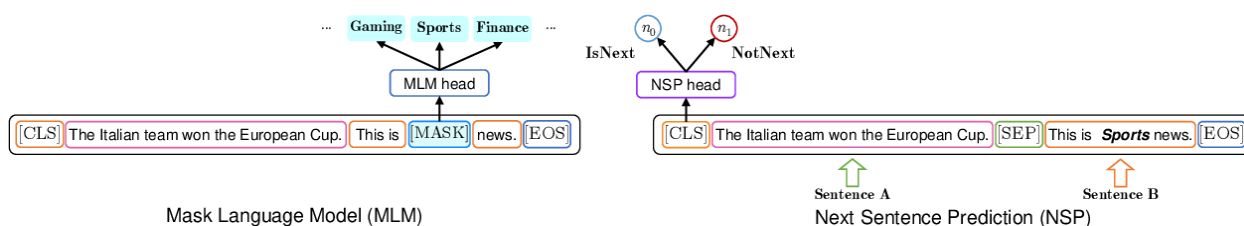
**Εικόνα 2-17: Διαφορές της Παραδοσιακής Μηχανικής Μάθησης με την Βαθιά Μάθηση**

Το μειονέκτημα των προεκπαιδευμένων στατικών ενσωματώσεων λέξεων είναι ότι, δεν μπορούν να διαχειριστούν την πολυσημία, και η αναπαράσταση δεν μπορεί να αλλάξει ανάλογα με το πλαίσιο. Δηλαδή, μια μεμονωμένη λέξη μπορεί να λάβει πολλές σημασίες και μια συγκεκριμένη σημασία καθορίζεται από τα συμφραζόμενα της λέξης.

Τα τελευταία χρόνια, έχει αναπτυχθεί μια νέα προσέγγιση στην ενσωμάτωση λέξεων που μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορα περιβάλλοντα. Αυτή η προσέγγιση βασίζεται στη χρήση γλωσσικών μοντέλων για την εκμάθηση ενσωματώσεων λέξεων με βάση τα συμφραζόμενα. Ορισμένες από τις πιο δημοφιλείς ενσωματώσεις λέξεων με βάση τα συμφραζόμενα περιλαμβάνουν το μοντέλο BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers).

Η ανάλυση συναισθήματος από δεδομένα κειμένου, έχει υποστεί έναν κολοσσιαίο μετασχηματισμό, με την άφιξη του BERT. Η τεχνική BERT, αναπτύχθηκε από [τους Devlin et al. \(2018\)](#) του Google AI Language. Το BERT, έχει σχεδιαστεί να εκπαιδεύει εκ των προτέρων,

βαθιές αμφίδρομες αναπαραστάσεις από κείμενο χωρίς ετικέτα, ρυθμίζοντας από κοινού τόσο το αριστερό όσο και το δεξί περιβάλλον σε όλα τα επίπεδα. Το υπερσύγχρονο BERT είναι προεκπαιδευμένο σε δύο εργασίες, αυτήν χωρίς επίβλεψη—μοντελοποίηση γλώσσας με μάσκα και πρόβλεψη επόμενης πρότασης, καθιστώντας το έτσι μια αποτελεσματική τεχνική για την ταξινόμηση συναισθημάτων (Trivedi 2019) (Εικόνα 2-18).



**Εικόνα 2-18: Τεχνικές προεκπαίδευσης μοντέλου Bert**

Το BERT συνιστά μια προηγμένη αλλά και πιο ρεαλιστική τεχνική, καθώς αποδέχεται το γεγονός ότι ένα έγγραφο μπορεί να ανήκει ταυτόχρονα σε πολλές κλάσεις. Είναι γνωστό ότι το BERT έχει πετύχει εξαιρετικά αποτελέσματα σε έντεκα εργασίες κατανόησης φυσικής γλώσσας (NLU) (Devlin et al., 2018). Η αξιοπιστία του BERT μπορεί να συναχθεί από το γεγονός ότι η Google το χρησιμοποιεί στους αλγόριθμους αναζήτησής της (Nayak, 2019) και αυτή τη στιγμή εφαρμόζεται σε περισσότερες από 70 διαφορετικές γλώσσες. Παρά την πρόσφατη εξέλιξή της, το BERT έχει χρησιμοποιηθεί από ερευνητές για την εξαγωγή συναισθημάτων από χρηματοοικονομικά κείμενα, για να βοηθήσει τις αποφάσεις των επενδυτών (Sousa et al. 2019, Zhao et al. 2020).

Εντός αυτού του πλαισίου, η μελέτη των Alapathari και Mishra (2021), επιδίωξε να διερευνήσει τη σχετική αποτελεσματικότητα τεσσάρων τεχνικών ανάλυσης συναισθήματος: Το (1) μοντέλο βασισμένο σε λεξικό χωρίς επίβλεψη χρησιμοποιώντας SentiWordNet, (2) παραδοσιακό εποπτευόμενο μοντέλο μηχανικής μάθησης με χρήση λογιστικής παλινδρόμησης (Logistic Regression), (3) εποπτευόμενο μοντέλο βαθιάς μάθησης με χρήση μακροπρόθεσμης βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM) και (4) το προηγμένο εποπτευόμενο μοντέλο βαθιάς μάθησης BERT. Για τις ανάγκες της μελέτης, αναλύθηκαν τα δημόσια διαθέσιμα δεδομένα, τα οποία αφορούσαν 50.000 κριτικές κινηματογραφικών κριτικών, οι οποίες είχαν δημοσιευθεί στη βάση δεδομένων ταινιών του Διαδικτύου (IMDB). Η απόδοση της ταξινόμησης συναισθημάτων βαθμονομήθηκε, με βάση την ακρίβεια, την ανάκληση και τη βαθμολογία F1. Συμπερασματικά διαπιστώθηκε, η σχετική αποτελεσματικότητα τεσσάρων αλγορίθμων ανάλυσης

συναισθήματος. Επίσης, η μελέτη ήταν ιδιαίτερα επωφελής τόσο για τους επαγγελματίες της ανάλυσης όσο και τους ακαδημαϊκούς που εργάζονται στην ανάλυση κειμένου, καθώς προσέφερε μια κριτική εικόνα, σχετικά με την απόδοση της ταξινόμησης συναισθημάτων βασικών αλγορίθμων, συμπεριλαμβανομένου του πρόσφατα αναπτυγμένου μοντέλου BERT (Εικόνα 2-19).

Classification technique	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Unsupervised lexicon based model	Sent WordNet	0.6308	0.6747	0.6308	0.6064
Supervised machine learning model	Logistic regression	0.8941	0.8975	0.8941	0.8941
Supervised deep learning model	LSTM	0.8675	0.8680	0.8675	0.8675
Advanced supervised deep learning model	BERT	0.9231	0.9235	0.9231	0.9231

**Εικόνα 2-19: Αποτελέσματα έρευνας απόδοσης μοντέλου Bert σε σύγκριση με άλλα μοντέλα όσο αφορά την παραπάνω έρευνα**

### 2.3.3. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP)

Εκτός από τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης, έχουν εισαχθεί επίσης τεχνικές NLP. Η NLP καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο εκφράζονται τα συναισθήματα σε σχέση με συγκεκριμένα θέματα και κατηγοριοποιεί την πολικότητα των λέξεων σε σχέση με τα συναισθήματα. Η NLP μπορεί να αναγνωρίσει τμήματα κειμένου που σχετίζονται με συγκεκριμένα θέματα και συναισθήματα μέσω της χρήσης λεξικών συναισθημάτων. Έτσι, αντί να ταξινομεί το συναίσθημα στο σύνολο του κειμένου με βάση το γενικό θέμα, μπορεί να ταξινομήσει το συναίσθημα για κάθε συγκεκριμένο τμήμα του κειμένου ([Chong et al., 2014](#)).

Η συναισθηματική ανάλυση αποτελεί πρακτική που εμπίπτει στο πεδίο της NLP και αποσκοπεί στην κατανόηση των απόψεων και των συναισθημάτων που εκφράζονται από ανθρώπους. Χρησιμοποιώντας υπολογιστική γλωσσολογία και ανάλυση κειμένου, αναλύονται πληροφορίες από διάφορες πηγές όπως ο Ιστός, τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και άλλες διαδικτυακές πλατφόρμες. Η NLP ανήκει στον τομέα της γλωσσολογίας, των υπολογιστών και της τεχνητής νοημοσύνης, και επιτρέπει σε υπολογιστικές συστοιχίες να κατανοήσουν το περιεχόμενο των εγγράφων, συμπεριλαμβανομένης της διακριτικής χρήσης της γλώσσας. Επιπλέον, επιτρέπει στις υπολογιστικές συστοιχίες να αντλούν πληροφορίες και ιδέες που περιέχονται στα κείμενα, να τις οργανώνουν και να τις κατηγοριοποιούν.

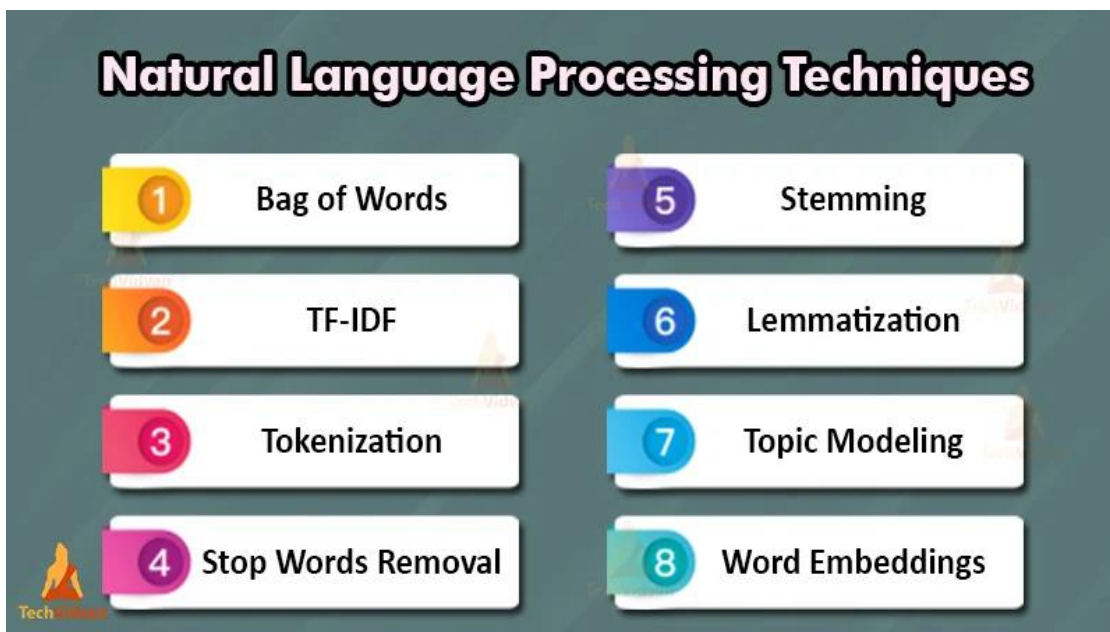
Η εξόρυξη απόψεων και η ανάλυση συναισθημάτων από δεδομένα κοινωνικών δικτύων έχουν εφαρμογές σε πολλούς τομείς (Εικόνα 2-20), όπως η πρόβλεψη γεγονότων, η ανάλυση της συνολικής διάθεσης του κοινού σε συγκεκριμένα κοινωνικά θέματα και άλλα. Αυτό βοηθά στην κατανόηση επιχειρηματικών αναγκών και στην πρόβλεψη γεγονότων. Για να κατανοήσουμε την



**Εικόνα 2-20: Εφαρμογές της NLP**

άποψη ή τη γνώμη που υπονοείται σε ένα κείμενο, χρειάζεται ανάλυση συναισθημάτων. Η ανάλυση συναισθήματος κειμένου περιλαμβάνει τη χρήση υπολογιστικών μεθόδων για τον προσδιορισμό του συναισθήματος που εκφράζεται στο κείμενο. Η NLP περιλαμβάνει την ανάλυση του νοήματος του κειμένου και την εξαγωγή πληροφοριών από αυτό. ([Kanakaraj et al., 2015](#)).

Επί του παρόντος, απαντάται πλήθος διαθέσιμων τεχνικών NLP, οι οποίες μπορούν να συμβάλλουν στο ζήτημα της ταξινόμησης συναισθήματος. Ορισμένες από αυτές τις τεχνικές προεπεξεργασίας περιλαμβάνουν τη αποκοπή καταλήξεων (Stemming), την αφαίρεση Stop Words (Stop Word Removing), την επισήμανση μερών του λόγου (Parts of Speech Tagging - POS), την αναγνώριση ονομαστικών οντοτήτων (Named Entity Recognition - NER), την τεχνική bag of words και είναι μερικές από τις τεχνικές προεπεξεργασίας που χρησιμοποιούνται για το σχηματισμό διανύσματος χαρακτηριστικών ([Skarpathiotaki & Psannis, 2022](#)) (Εικόνα 2-21). Ωστόσο, το βασικό πρόβλημα με την προσέγγιση "bag of words" είναι ότι, λαμβάνει υπόψη μόνο μεμονωμένες λέξεις και τις συχνότητές τους κατά τη δημιουργία διανύσματος χαρακτηριστικών. Σε συστήματα εποπτευόμενης μάθησης, όταν τα διανύσματα χαρακτηριστικών επιλέγονται με βάση τις λέξεις - κλειδιά, η ταξινόμηση θα γίνει με βάση αυτές τις λέξεις - κλειδιά. Σε αυτή την περίπτωση, οι σημασιολογικές σχέσεις μεταξύ των λέξεων χάνονται ([Kanakaraj et al., 2015](#)).



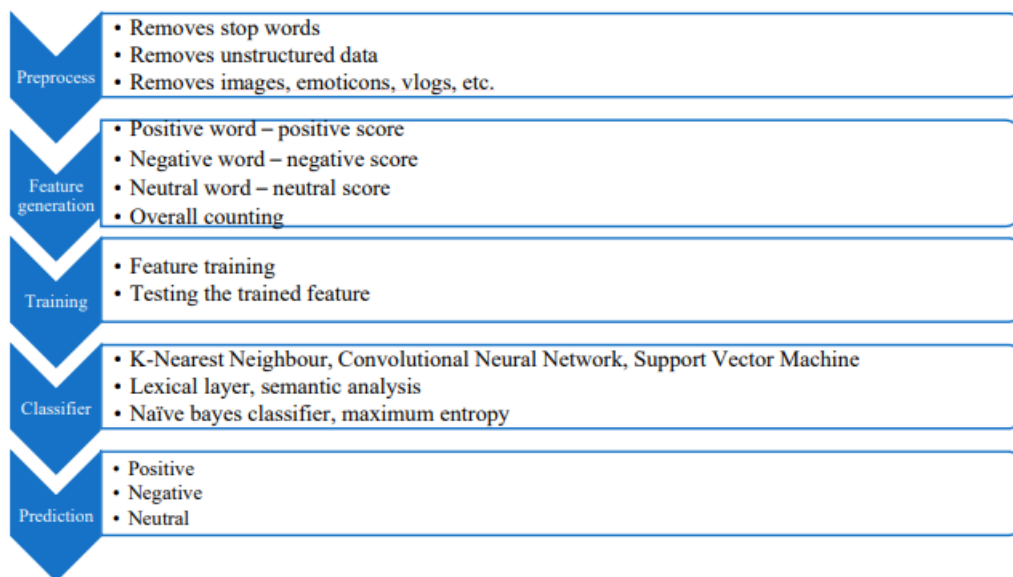
Εικόνα 2-21: Τεχνικές της NLP

Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks), είναι ίσως τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα μοντέλα βαθιάς μάθησης για την NLP. Επειδή αυτά τα δίκτυα είναι επαναλαμβανόμενα, είναι ιδανικά για εργασία με διαδοχικά δεδομένα όπως το κείμενο. Στην ανάλυση συναισθήματος, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επανειλημμένη πρόβλεψη του συναισθήματος, καθώς απορροφάται κάθε token, σε ένα κομμάτι κειμένου. Μόλις το μοντέλο εκπαιδευτεί πλήρως, η πρόβλεψη συναισθήματος είναι απλώς η έξοδος του μοντέλου, αφού δει και τα  $n$  token σε μια πρόταση. Τα RNN μπορούν επίσης να βελτιωθούν σημαντικά, με την ενσωμάτωση ενός μηχανισμού προσοχής, ο οποίος είναι ένα ξεχωριστά εκπαιδευμένο στοιχείο του μοντέλου. Η προσοχή βοηθά ένα μοντέλο να προσδιορίσει σε ποια token σε μια ακολουθία κειμένου θα εστιάσει, επιτρέποντας έτσι στο μοντέλο να ενοποιήσει περισσότερες πληροφορίες σε περισσότερα χρονικά βήματα ([Kurniasari & Setyanto., 2020](#)).

Η μελέτη των [Alorini και συνεργατών \(2021\)](#), χρησιμοποίησε τεχνικές NLP, για την εξόρυξη γνώμης, με σκοπό την εξαγωγή αρνητικών ή και θετικών συναισθημάτων στο μέσω κοινωνικής δικτύωσης Twitter, σχετικά με την πανδημία του COVID-19. Διερευνήθηκε η ανάλυση συναισθήματος που βασίζεται στην τεχνική NLP, χρησιμοποιώντας το μοντέλο RNN και τα Δίκτυα Μακράς Βραχύχρονης Μνήμης (LSTMs). Μέσω της μελέτης, διαπιστώθηκε ότι η παραπάνω τεχνική, προσφέρει υψηλή ακρίβεια και για τον λόγο αυτό, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για εργασίες ανάλυσης συναισθηματος. Με αυτόν τον τρόπο, η NLP σε συνδυασμό με τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ισχυρά εργαλεία για την ανάλυση συναισθημάτων σε κείμενα και την εξαγωγή σημαντικών πληροφοριών από αυτά.

### 2.3.4. Μεθοδολογία Ανάλυσης Συναισθήματος με βάση την ΑΙ

Ο κύριος στόχος της Συναισθηματικής Ανάλυσης είναι να αντλήσει συναισθήματα από ένα πλαίσιο. Αυτό το πλαίσιο μπορεί να αναφέρεται σε δεδομένα από μια ηλεκτρονική κριτική ή ένα έγγραφο, και μπορεί να είναι οτιδήποτε που περιλαμβάνει πληροφορίες απ' όπου οι άνθρωποι θα μπορούσαν να εξάγουν συναισθήματα. Για να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, υπάρχουν πολλά βήματα που πρέπει να ακολουθηθούν προκειμένου να αποκαλυφθεί το ακριβές νόημα και το συναίσθημα που περικλείεται σε αυτό το πλαίσιο. Συνεπώς, αυτή η ενότητα εξηγεί τις διάφορες μεθόδους Συναισθηματικής Ανάλυσης ([Rout et al., 2018](#)). Η διαδικασία ανάλυσης συναισθήματος που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη συναισθημάτων απεικονίζεται στην εικόνα 2.22.



**Εικόνα 2-22: Ανάλυση Συναισθήματος με βάση την τεχνητή νοημοσύνη**

Συγκεκριμένα, στο πρώτο στάδιο της διαδικασίας συντελείται η συλλογή των αναγκαίων δεδομένων, για την συναισθηματική ανάλυση. Σε αυτή την περίπτωση, απαιτείται ένα σύνολο δεδομένων. Για παράδειγμα, τα tweets ως σύνολο δεδομένων μπορούν να συγκεντρωθούν χρησιμοποιώντας το Twitter API. Το σύνολο δεδομένων θα μπορούσε να αποτελείται από περισσότερα από 5000 tweets που ποικίλλουν σε μέγεθος, ανάλογα με τα δεδομένα που απαιτούνται. Επίσης, μπορεί να περιλαμβάνει τρεις τύπους δεδομένων: α) τα δομημένα δεδομένα που βρίσκονται σε οργανωμένη μορφή στο αποθετήριο, β) τα ημιδομημένα δεδομένα που μορφοποιούνται με τη μορφή δομημένων δεδομένων και γ) τα μη δομημένα δεδομένα τα οποία δεν είναι οργανωμένα και δεν περιέχουν κανένα από τα προκαθορισμένα μοντέλα.



Στο δεύτερο στάδιο, ο κατηγοριοποιητής εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων. Δύο τύποι συνόλων δεδομένων χρησιμοποιούνται για την προετοιμασία του ταξινομητή: υποκειμενικά δεδομένα και αμερόληπτα δεδομένα. Το υποκειμενικό σύνολο δεδομένων περιέχει το συναίσθημα εντός του πλαισίου, ενώ το αμερόληπτο σύνολο δεδομένων δεν περιλαμβάνει το συναίσθημα ή το συναίσθημα της συγκεκριμένης κατάστασης. Οι συναισθηματικές πληροφορίες μεταφέρουν τη γνώμη μιας συγκεκριμένης κατάστασης και εκφράζουν τα συναισθήματα με δύο τρόπους: χαρά ή λύπη. Για παράδειγμα, συλλέγονται επαρκείς μετρήσεις αρνητικών και θετικών συναισθημάτων (tweets) σε δύο συνεχόμενες ημέρες για να διευκολυνθεί αυτή η προετοιμασία ([Chakriswaran et al., 2019](#)).

Παράλληλα, το τρίτο στάδιο περιλαμβάνει την προεπεξεργασία των δεδομένων. Η προεπεξεργασία αντιπροσωπεύει τον αρχική φάση της εξερεύνησης υποθέσεων και λαμβάνει χώρα πριν από τη σημασιολογική εξέταση του λεξιλογίου. Για παράδειγμα, το Twitter είναι μια πλατφόρμα όπου άνθρωποι από διάφορα μέρη του κόσμου εκφράζουν τις απόψεις τους σε tweets σε διάφορες γλώσσες. Οι πληροφορίες σε αυτά τα tweets μπορεί να περιέχουν μη δομημένα δεδομένα που είναι θορυβώδη, όπως λέξεις-κλειδιά, μη αγγλικές λέξεις και σημεία στίξης. Αυτός ο τύπος μη δομημένων πληροφοριών είναι υψηλά διαδεδομένος στα tweets. Κατά την προεπεξεργασία, το tweet διαιρείται με βάση τις ετικέτες μέρη του λόγου (POS). Η προεπεξεργασία των πληροφοριών περιλαμβάνει την αξιολόγηση των διευθύνσεων URL, το φιλτράρισμα, την αφαίρεση των ερωτηματικών και των λέξεων-κλειδιών, τον περιορισμό των μοναδικών χαρακτήρων, την αποτροπή των retweets, την εξάλειψη των hashtags, τον αποκλεισμό των emojis και των εικόνων, την απόκλιση των διαλέκτων εκτός από τα αγγλικά και την μετατροπή σε πεζά ([Chakriswaran et al., 2019](#)).

Τέλος, το επόμενο βήμα περιλαμβάνει την πραγματική ανάλυση συναισθήματος των προεπεξεργασμένων δεδομένων. Σε αυτό το στάδιο, αναλύουμε το κείμενο για να προσδιοριστεί το συναίσθημα ή ο συναισθηματικός τόνος που εκφράζεται μέσα σε αυτό. Στο πλαίσιο του κειμένου μετά τα ανωτέρω βήματα προεπεξεργασίας, η ανάλυση του συναισθήματος θα περιλαμβάνει συνήθως την NLP και αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την κατηγοριοποίηση του συναισθήματος ως θετικό, αρνητικό ή ουδέτερο.

Αυτή η ανάλυση μπορεί να πραγματοποιηθεί με διάφορους τρόπους, συμπεριλαμβανομένης της εποπτευόμενης μάθησης, όπου ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης

εκπαιδύεται σε επισημασμένα δεδομένα για την πρόβλεψη του συναισθήματος, ή χρησιμοποιώντας προεκπαιδευμένα μοντέλα ανάλυσης συναισθημάτων που έχουν ήδη μάθει πρότυπα συναισθημάτων από μεγάλα σύνολα δεδομένων. Η επιλογή της μεθόδου και των εργαλείων εξαρτάται από τις συγκεκριμένες απαιτήσεις και τους στόχους του έργου ανάλυσης συναισθημάτων. Μετά την ανάλυση του συναισθήματος, συνήθως αποκτάμε μια εικόνα του συνολικού συναισθηματικού περιεχομένου των δεδομένων κειμένου, το οποίο μπορεί να είναι χρήσιμο για διάφορες εφαρμογές ([Skarpathiotaki & Psannis, 2022](#)).

## 2.4 ChatGpt: Τρόπος λειτουργίας

Σχεδόν κάθε λίγες δεκαετίες υπάρχει μια καινοτομία η οποία αλλάζει τελείως τον κόσμο. Το ChatGpt (Εικόνα 2-24) είναι μια πλατφόρμα chatbot που τροφοδοτείται από τεχνητή νοημοσύνη, η οποία θα μπορούσε να μεταβάλλει τον τρόπο που η συμβατική τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί μέχρι σήμερα. Έχει αναπτυχθεί από την OpenAI και έχει την προοπτική να φέρει επανάσταση στο πως οι άνθρωποι αλληλοεπιδρούν με την τεχνολογία (Biswas, 2023). Είναι ένα δημόσιο εργαλείο που βασίζεται στην τεχνολογία του γλωσσικού μοντέλου GPT (Generative Pre-Trained Transformer) (Kirmani, 2022). Το ChatGpt συνδυάζει το GPT-2 ενός μοντέλου βασισμένου σε μετασηματιστές (transformers), με επιβλεπόμενες (supervised) και ενισχυμένες (reinforcement) τεχνικές μάθησης να το βελτιώνουν στο GPT-3, μια συλλογή από πολλά γλωσσικά μοτίβα (George et al., 2023) (Εικόνα 2-23).

	<b>GPT-1</b>	<b>GPT-2</b>	<b>GPT-3</b>
<b>Release date</b>	2018	2019 (early)	2020 June
<b>Parameters</b>	117 millions	1.5 billion	175 billion
<b>Context length</b>	Context length of up to 1024 tokens	Context length of up to 2048 tokens	2048 tokens
<b>Number of layers</b>	12 layers	48 layers	96 layers
<b>Training time</b>	5 days	Several months	Several months
<b>Fine-tuning</b>	Not included	Was desinged to tune easliy	Was desinged to tune easliy
<b>Domain-specific knowledge</b>	Can incorporate domain-specific knowledge through fine-tuning	Can incorporate domain-specific knowledge through fine-tuning	Can incorporate domain-specific knowledge through fine-tuning
<b>Language generation</b>	GPT-1 was primarily used for language modeling	Can generate more complex forms of language, such as dialogue and text completion.	Can generate more complex forms of language, such as dialogue and text completion.
<b>Multilingualism</b>	Only English	Only English	Can generate responses in several languages

**Εικόνα 2-23: Σύγκριση μοντέλων GPT**

Η OpenAI είναι ένα ερευνητικό εργαστήριο που ιδρύθηκε το 2015 (Brockman et al., 2016). Αυτό το εργαστήριο έχει προκαλέσει ραγδαία εξέλιξη, στην ανάπτυξη τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης και έχει κυκλοφορήσει αρκετά προϊόντα μηχανικής μάθησης για το ευρύ κοινό, συμπεριλαμβανομένου το DALL-E και το ChatGPT (Devlin et al., 2018).

Αυτή η επαναστατική πλατφόρμα χρησιμοποιεί επεξεργασία φυσικής γλώσσας και αλγορίθμους μηχανικής μάθησης ώστε να επιτρέψει στους χρήστες να επικοινωνούν με τις μηχανές με έναν απλό τρόπο (George et al., 2023). Μπορεί να παράγει απάντηση που είναι σχεδόν πανομοιότυπη με την φυσική ανθρώπινη γλώσσα (Liu et al., 2021). Έχει εισαχθεί τελευταία στο κοινό με τεράστια επιτυχία και έχει σκοπό να φέρει επανάσταση στη σχέση μηχανών και ανθρώπου.

Είναι ένα εξαιρετικά εξελιγμένο chatbot που είναι σε θέση να εκπληρώσει ένα ευρύ φάσμα αιτημάτων που βασίζονται σε κείμενο, συμπεριλαμβανομένης της απάντησης σε απλές ερωτήσεις

αλλά και της ολοκλήρωσης πιο συνθέτων εργασιών ([Lund, 2023](#)). Το ChatGPT μπορεί να το κάνει αυτό αξιοποιώντας εκτεταμένες αποθήκες δεδομένων καθώς επίσης και η αποτελεσματική του σχεδίαση βοηθάει στο να καταλαβαίνει και να μεταφράζει τα αιτήματα των χρηστών και έπειτα να παράγει τις κατάλληλες απαντήσεις σχεδόν σε φυσική ανθρώπινη γλώσσα ([Lund & Wang, 2023](#)).

Επιπρόσθετα με τις πρακτικές του εφαρμογές, η ικανότητα του να παράγει ανθρώπινη γλώσσα και να ολοκληρώνει συνθέτες εργασίες το κάνει μια σημαντική καινοτομία στον τομέα της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και της τεχνητή νοημοσύνης. Με την ικανότητα την ικανότητα να αντιλαμβάνεται το περιεχόμενο, τον σκοπό και το συναίσθημα, το ChatGPT επιτρέπει στους χρήστες όλων των ηλικιών και όλων των υποβάθρων να επικοινωνούν φυσικά σε μια ποικιλία γλωσσών, χωρίς να έχουν καμιά προηγούμενη γνώση, εμπειρία στον προγραμματισμό ή στην επιστήμη υπολογιστών. Η πλατφόρμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολλούς τομείς όπως η εξυπηρέτηση πελατών, η διασκέδαση, η εκπαίδευση, τα οικονομικά, η υγεία και αλλά ([Lund & Wang, 2023](#)).

Το ChatGPT προσφέρει πολυάριθμες βελτιώσεις σε σχέση με τα παραδοσιακά bots ή τους βοηθούς φωνής που είναι διαθέσιμα στην αγορά. Για παράδειγμα, έχει προχωρημένες ικανότητες όπως το να καταλαβαίνει το περιεχόμενο των συζητήσεων, κάτι που του επιτρέπει να απαντάει με μεγαλύτερη ακρίβεια. Παρέχει χαρακτηριστικά όπως η ανίχνευση θέματος, συναισθήματος, αλλά έχει και δυνατότητες συναισθηματικής ανάλυσης, πράγμα που βοηθάει τους χρήστες να καταλάβουν καλύτερα τον συνομιλητή τους. Ακόμα έχει την δυνατότητα να παράγει πολλαπλά threads συζητήσεων ώστε να δημιουργεί ρεαλιστικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ bot και χρήστη. Στόχος του ChatGPT είναι να μπορεί να δώσει σημαντικές απαντήσεις χωρίς δεδομένα εκπαίδευσης και να καταλάβει τι προσπαθούν να πουν γρήγορα και με ακρίβεια οι άνθρωποι σε μια συνομιλία. Το ChatGPT δημιουργήθηκε επειδή οι άνθρωποι και οι μηχανές έπρεπε να μπορούν να συνομιλούν καλύτερα μεταξύ τους. Ακόμα η open-source φύση του το κάνει ευκολά προσβάσιμο, δίνοντας στους προγραμματιστές ευκαμψία όταν δημιουργούν εφαρμογές ώστε να αξιοποιήσουν τις ισχυρές δυνατότητες του ([Lund & Wang, 2023](#)).

Το ChatGPT έχει υλοποιηθεί μέσω μια αρχιτεκτονικής βαθιού νευρωνικού δικτύου (Deep Neural Network), που αποτελείται από πολλά επίπεδα μετασχηματιστών (transformers). Αυτοί οι transformers έχουν σχεδιαστεί ώστε να επεξεργάζονται σχεσιακά δεδομένα, όπως το κείμενο

φυσικής γλώσσας και μπορούν να παράγουν συνεκτικές και ανθρώπινες απαντήσεις. Χρησιμοποιεί αλγορίθμους μηχανικής μάθησης που του επιτρέπουν να μαθαίνει από τις συνομιλίες μεταξύ των ανθρώπων και στη συνέχεια να χρησιμοποιεί αυτή τη γνώση όταν συμμετέχει σε συνομιλίες με αλλά άτομα ή μηχανές. Η εκπαίδευση του ChatGPT γίνεται μέσω ενός μεγάλου όγκου δεδομένων, επιτρέποντας στο μοντέλο να μάθει μοτίβα και σχέσεις μεταξύ λέξεων, φράσεων και προτάσεων. Η διαδικασία εκπαίδευσης είναι επαναληπτική και το μοντέλο συνεχίζει να βελτιώνεται καθώς εκτίθεται σε νέα δεδομένα ([Kalla & Smith, 2023](#)). Χρησιμοποιώντας προηγμένες τεχνικές NLP, όπως η μάθηση μεταφοράς, η κατανόηση των συμφραζομένων και η μοντελοποίηση διαλόγου πολλαπλών στροφών, μεταξύ άλλων, η OpenAI ελπίζει ότι αυτή η τεχνολογία θα οδηγήσει σε καλύτερους συνομιλητικούς πράκτορες τεχνητής νοημοσύνης που μπορούν να κάνουν περίπλοκες εργασίες ([Lund & Wang, 2023](#)).

Το κλειδί για την επιτυχία του ChatGPT, είναι η ικανότητά του να δημιουργεί συνεκτικές και φυσικές αποκρίσεις. Οι μετασχηματιστές το επιτυγχάνουν αυτό επιτρέποντας στο μοντέλο να επεξεργάζεται και να δημιουργεί ακολουθίες κειμένου. Το μοντέλο εκπαιδεύεται επίσης σε ένα τεράστιο σώμα δεδομένων κειμένου, πράγμα που το βοηθά να μάθει τις διαφοροποιήσεις της γλώσσας και με αυτόν τον τρόπο, δημιουργεί κατάλληλες απαντήσεις με βάση τα συμφραζόμενα ([Kalla & Smith, 2023](#)).

Η λειτουργία του μπορεί να αναλυθεί σε πολλά βήματα. Αρχικά, ο χρήστης εισάγει μια εντολή ή μια ερώτηση στο σύστημα. Το μοντέλο επεξεργάζεται αυτή την εντολή, και χρησιμοποιεί τις γνώσεις του για τα γλωσσικά μοτίβα και τις σχέσεις ώστε να παράξει μια απάντηση. Στη συνέχεια, η απάντηση αυτή επιστρέφεται στον χρήστη, ο οποίος μπορεί να συνεχίσει την συνομιλία ή να κάνει άλλη ερώτηση. Αυτή η μέθοδος είναι εξ ολοκλήρου εκπαιδευμένη μέσω ενισχυμένης μάθησης ([Kalla & Smith, 2023](#)).

Συμπερασματικά, δεν υπάρχει αμφιβολία ότι η εφαρμογή λύσεων που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως αυτές που παρέχονται από το ChatGPT, έχει φέρει επανάσταση στον τρόπο αλληλεπίδρασης των ανθρώπων με την τεχνολογία. Παρέχοντάς τους πρόσβαση σε ισχυρά εργαλεία αυτοματισμού, που επιτρέπουν ταχύτερους χρόνους επεξεργασίας καθώς και βελτιωμένα επίπεδα απόδοσης, αυτές οι τεχνολογίες παρέχουν σημαντικά ανταγωνιστικά πλεονεκτήματα έναντι των παραδοσιακών μεθόδων, τα οποία μπορεί σύντομα να καταστούν

παρωχημένα, αν όχι ήδη, λόγω της κακής απόδοσής τους σε σύγκριση με το τι μπορούν να κάνουν τώρα τα σύγχρονα AI ([Lund & Wang, 2023](#)).



**Εικόνα 2-24: Λογότυπο ChatGpt**

### 2.4.1. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα

Οι εξελίξεις στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη του ChatGpt, μιας επαναστατικής τεχνολογίας που παράγει σχεδόν ανθρώπινες αποκρίσεις σε ερωτήσεις φυσικής γλώσσας. Σε αυτό το κεφάλαιο θα αναφερθούμε στα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του μοντέλου με μεγαλύτερη λεπτομέρεια ([Kalla & Smith, 2023](#)).

Σύμφωνα με την μελέτη της [Else](#), στον παρακάτω πίνακα παραθέτουμε τα πλεονεκτήματα της χρήσης του ChatGpt:

**Πίνακας 2-1: Πλεονεκτήματα του ChatGpt**

<b>Πλεονέκτημα</b>	<b>Περιγραφή</b>
<b><i>Δυνατότητα Παραγωγής Φυσικής Γλώσσας</i></b>	Το ChatGpt παράγει σχεδόν ανθρώπινες συνεκτικές αποκρίσεις, κάτι που το καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμο σε εφαρμογές όπου η φυσική γλώσσα είναι απαραίτητη όπως η εξυπηρέτηση πελατών με chatbots και η μετάφραση γλώσσας. Η ικανότητα του αυτή, μπορεί να οδηγήσει σε πιο ουσιαστικές συνομιλίες με τους χρήστες, με αποτέλεσμα την καλύτερη εμπειρία χρήστη και την ικανοποίηση.
<b><i>Επεκτασιμότητα</i></b>	Το ChatGpt μπορεί να δημιουργεί γρηγορά απαντήσεις και να χειρίζεται μεγάλο όγκο συνομιλιών ταυτόχρονα. Αυτό, το καθιστά ιδανικό εργαλείο για οργανισμούς και επιχειρήσεις καθώς μειώνει την ανθρώπινη παρέμβαση και τους χρόνους απόκρισης και έτσι αυξάνει την αποτελεσματικότητα.
<b><i>Προσαρμοστικότητα</i></b>	Το ChatGpt μπορεί να ρυθμιστεί με ακρίβεια για να εκτελεί συγκεκριμένες εργασίες ή εφαρμογές, προσαρμόζοντας τα δεδομένα εκπαίδευσης και τους αλγορίθμους. Αυτή η προσαρμοστικότητα εξασφαλίζει ότι οι απαντήσεις του ChatGpt είναι εξατομικευμένες στις συγκεκριμένες ανάγκες του χρήστη, καθιστώντας το ως ευπροσάρμοστο και ευέλικτο εργαλείο.
<b><i>Αποτελεσματικότητα</i></b>	Το ChatGpt έχει την ικανότητα να παράγει απαντήσεις γρηγορά και να διαχειρίζεται πολλαπλές συζητήσεις, πράγμα που σημαίνει ότι μπορεί να επεξεργαστεί μεγάλες ποσότητες πληροφοριών σε λίγο χρόνο. Η αποτελεσματικότητα είναι ιδιαίτερα σημαντική σε διεργασίες όπου η ανθρώπινη παρέμβαση μπορεί να είναι χρονοβόρα και δαπανηρή. Το ChatGpt μπορεί να βοηθήσει τις επιχειρήσεις και τους οργανισμούς να εξοικονομήσουν χρόνο και χρήμα αυτοματοποιώντας τέτοιες διαδικασίες, και αυξάνοντας την παραγωγικότητα και την αποδοτικότητα.

Ενώ το ChatGpt έχει πολυάριθμα πλεονεκτήματα, όπως αναφέραμε παραπάνω, είναι δίκαιο να αναφερθούν και τα μειονεκτήματα του σύμφωνα με τους [Kalla και Smith](#).

**Πίνακας 2-2: Μειονεκτήματα του ChatGpt**

<b>Μειονέκτημα</b>	<b>Περιγραφή</b>
<b><i>Πιθανότητα Προκατάληψης</i></b>	Το ChatGpt έχει εκπαιδευτεί σε ένα μεγάλο σύνολο από δεδομένα κειμένου, οι προκαταλήψεις και οι ανακρίβειες μέσα στα δεδομένα μπορούν να ανακλαστούν στις απαντήσεις του. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε απαντήσεις που διαιωνίζουν στερεότυπα ή προκαταλήψεις μέσα στα δεδομένα εκπαίδευσης. Για να ελαχιστοποιηθεί η προκατάληψη, είναι σημαντικό να επιλέγονται προσεκτικά τα δεδομένα εκπαίδευσης και να παρακολουθούνται διαρκώς οι απαντήσεις του.
<b><i>Έλλειψη Συναισθηματικής Νοημοσύνης</i></b>	Σε ανθρώπινη συζήτηση, το ChatGpt μπορεί να δυσκολεύεται να αναγνωρίζει και να απαντήσει σε συναισθηματικούς υπαινιγμούς, όπως ο σαρκασμός ή το χιούμορ. Αυτό μπορεί να οδηγήσει στο να γίνονται οι απαντήσεις του ανάρμοστες και σκληρές, κάτι που μπορεί να είναι εκνευριστικό για τους χρήστες. Για να διευθετηθεί αυτό το ζήτημα, ίσως είναι απαραίτητο να συμπεριληφθούν επιπρόσθετα προγραμματιστικά ή εκπαιδευτικά δεδομένα για να το βοηθήσουν να αντιληφθεί καλύτερα και να απαντήσει σε συναισθηματικούς υπαινιγμούς.
<b><i>Μειωμένη γνωστική βάση</i></b>	Οι απαντήσεις του ChatGpt είναι περιορισμένες στη γνώση που αποκτήθηκε μέσω των δεδομένων εκπαίδευσης, πράγμα που σημαίνει ότι μπορεί να χρειάζεται βοήθεια με μη οικεία ή εξαιρετικά εξειδικευμένα θέματα. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε μη ακριβείς ή μη βοηθητικές απαντήσεις στα ερωτήματα των χρηστών, πράγμα που μπορεί να οδηγήσει σε αρνητική εμπειρία του χρήστη. Για να διευθετηθεί το ζήτημα, ίσως είναι αναγκαίο να ενισχυθούν τα δεδομένα εκπαίδευσης με επιπρόσθετες πηγές πληροφοριών.
<b><i>Έλλειψη Ενσυναίσθησης</i></b>	Η έλλειψη ενσυναίσθησης μπορεί να κάνει τους χρήστες να νιώθουν ενοχλημένοι ή μη εισακουόμενοι, και εν τέλη να οδηγήσει σε αρνητική εμπειρία. Για να μετριαστεί αυτό το ζήτημα, ίσως είναι απαραίτητο να ενσωματωθούν επιπρόσθετα προγραμματιστικά ή εκπαιδευτικά δεδομένα ώστε να βοηθήσουν το ChatGpt να καταλάβει καλύτερα και να απαντήσει στις συναισθηματικές ανάγκες των χρηστών ή να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με ανθρωπίνους αντιπροσώπους εξυπηρέτησης πελατών ώστε να παρέχουν μια πιο ταυτισμένη συναισθηματικά και προσωποποιημένη εμπειρία χρήστη.



## 2.4.2. Επιρροή του ChatGpt σε διαφορετικούς τομείς

Όσον αφορά την επιρροή του ChatGpt σε διαφορετικούς τομείς, θα μπορούσε να υποστηριχθεί ότι αυτή ποικίλει. Πιο συγκεκριμένα σύμφωνα με πολλούς ερευνητές όπως οι Kalla και Smith αλλά και οι [Movement](#) και [Biswas](#) αυτά φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

**Πίνακας 2-3: Επιρροή του ChatGpt σε διαφορετικούς τομείς**

Τομέας	Εφαρμογή
<i>Ακαδημαϊκά</i>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Έχει τη δυνατότητα να βοηθήσει τους μαθητές να καταλάβουν καλύτερα έννοιες που τους δυσκολεύουν, παρέχοντας τους εξατομικευμένες απαντήσεις.</li><li>• Μπορεί να βοηθήσει τους δάσκαλους να παρέχουν εξατομικευμένο feedback σε μαθητές, εξοικονομώντας τους χρόνο και προσπάθεια.</li><li>• Δύναται, να χρησιμοποιηθεί για την ανάθεση των βαθμών και των εργασιών ή για την παροχή αυτοματοποιημένου feedback στους μαθητές.</li><li>• Η χρήση του είναι πιθανό να βοηθήσει στην ανάπτυξη καινοτόμων πρότζεκτ και πόρων. Για παράδειγμα, δημιουργία διαδραστικών παιχνιδιών και δραστηριοτήτων που θα κινήσουν το ενδιαφέρον στους μαθητές.</li></ul>
<i>Κυβερνοασφάλεια</i>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Το γλωσσικό μοντέλο μπορεί να βοηθήσει στο να ταυτοποιηθούν email ψαρέματος, ξεχωρίζοντας τα γνήσια από τις απάτες. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να ανιχνεύει και να αποτρέπει επιθέσεις.</li><li>• Έχει την δυνατότητα να ανιχνεύσει κακόβουλο λογισμικό, εντοπίζοντας τον κακόβουλο κώδικα και αναλύοντας τη γλώσσα που χρησιμοποιείται στον κώδικα.</li><li>• Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία ασφαλών κωδικών πρόσβασης, οι οποίοι θα είναι σύνθετοι, μοναδικοί και δύσκολο να μαντέψει κανείς.</li></ul>
<i>Εξυπηρέτηση Πελατών</i>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Είναι ικανό να βελτιώσει τις υπηρεσίες υποστήριξης πελατών παρέχοντας στους πελάτες εξατομικευμένη υποστήριξη με τη δημιουργία εικονικών πρακτόρων. Αυτοί οι εικονικοί πράκτορες μπορούν να προγραμματιστούν ώστε να κατανοούν τα αιτήματα των πελατών και να ανταποκρίνονται ανάλογα.</li><li>• Ενδέχεται να εφαρμοστεί για την ανάπτυξη αυτοματοποιημένων συστημάτων, που μπορούν να εντοπίσουν πιθανά προβλήματα πελατών και να παρέχουν έγκαιρες λύσεις.</li></ul>
<i>Υγειονομική Περίθαλψη</i>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Έχει την δυνατότητα να βελτιώσει τις υπηρεσίες υγειονομικής περίθαλψης παρέχοντας εξατομικευμένη βοήθεια σε γιατρούς και άλλους επαγγελματίες υγείας.</li><li>• Είναι εφικτή η χρήση του για την ανάπτυξη αυτοματοποιημένων συστημάτων που παρέχουν στους επαγγελματίες ιατρούς εξατομικευμένες συμβουλές και καθοδήγηση. Για παράδειγμα, μπορεί</li></ul>

	<p>να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία ευφών συστημάτων υγείας που παρέχουν εξατομικευμένες ιατρικές συμβουλές με βάση το ιατρικό ιστορικό ενός ασθενούς.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Είναι δυνατόν να εφαρμοστεί για την ανάπτυξη συστημάτων που μπορούν να εντοπίσουν πιθανά προβλήματα υγείας και να παρέχουν έγκαιρες λύσεις.</li> <li>• Έχει την δυνατότητα να δημιουργήσει εικονικούς πράκτορες που θα παρέχουν στους ασθενείς εξατομικευμένες συμβουλές και υποστήριξη υγείας. Έτσι, τα Chatbots θα έχουν θετικό αντίκτυπο στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, λόγω της άμεσης αλληλεπίδρασής τους με τους ασθενείς.</li> </ul>
<b>Ανάπτυξη Λογισμικού</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Έχει επιτρέψει στους προγραμματιστές να ενσωματώσουν τις δυνατότητες NLP στις εφαρμογές λογισμικού τους, καθιστώντας τις πιο διαδραστικές και φιλικές προς το χρήστη. Τα chatbots, οι εικονικοί βοηθοί και άλλες διεπαφές συνομιλίας είναι παραδείγματα λογισμικού που βασίζεται σε NLP που έχουν γίνει όλο και πιο δημοφιλή τα τελευταία χρόνια.</li> <li>• Με το ChatGpt, οι προγραμματιστές μπορούν να δημιουργήσουν προηγμένα και εξελιγμένα chatbot που μπορούν να κατανοήσουν και να ανταποκριθούν στα ερωτήματα των χρηστών πιο ανθρώπινα. Αυτή η τεχνολογία διευκόλυνε επίσης τους προγραμματιστές να ενσωματώσουν δυνατότητες μηχανικής εκμάθησης και τεχνητής νοημοσύνης στις εφαρμογές τους. Ως αποτέλεσμα, έχουν ανοίξει νέες δυνατότητες για την ανάπτυξη λογισμικού.</li> </ul>
<b>Θέσεις Εργασίας</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Έχει δημιουργήσει νέες ευκαιρίες εργασίας σε τομείς όπως η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση. Καθώς η ζήτηση για αυτές τις δεξιότητες αυξάνεται, υπάρχει μια αυξανόμενη ανάγκη για ειδικούς που μπορούν να εργαστούν με το ChatGpt και παρόμοιες τεχνολογίες.</li> <li>• Έχει επηρεάσει τις υπάρχουσες θέσεις εργασίας. Για παράδειγμα, τα Chatbot και οι εικονικοί βοηθοί χρησιμοποιούνται ολοένα και περισσότερο για τη διαχείριση ερωτημάτων υποστήριξης πελατών, μειώνοντας την ανάγκη για ανθρώπινους αντιπροσώπους. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι ενώ το ChatGpt θα αντικαταστήσει ορισμένες θέσεις εργασίας, θα δημιουργήσει επίσης νέες και έτσι θα αυξήσει την παραγωγικότητα και την αποδοτικότητα σε πολλούς κλάδους.</li> </ul>
<b>Ερευνητές και Μελετητές</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Έχει διευκολύνει τους ερευνητές να αναπτύξουν και να δοκιμάσουν νέα μοντέλα NLP και να αναλύσουν και να ερμηνεύσουν μεγάλους όγκους δεδομένων κειμένου.</li> <li>• Επέτρεψε στους ερευνητές να δημιουργήσουν πιο προηγμένα Chatbots και συνομιλητές, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για διάφορους σκοπούς όπως προαναφέραμε.</li> <li>• Διευκόλυνε τους ερευνητές να συνεργάζονται και να μοιράζονται δεδομένα, καθώς και να έχουν πρόσβαση και να αναλύουν μεγάλα σύνολα δεδομένων από διάφορες πηγές.</li> </ul>

**Συμβουλευτική**

- Έχει επιτρέψει στους συμβούλους να παρέχουν πιο εξατομικευμένες και αποτελεσματικές υπηρεσίες πελατών χρησιμοποιώντας Chatbot και εικονικούς βοηθούς για τη συλλογή δεδομένων και την παροχή πληροφοριών. Τα Chatbots μπορούν να διεξάγουν έρευνες, να συλλέγουν σχόλια και να παρέχουν υποστήριξη, ενώ οι εικονικοί βοηθοί μπορούν να αυτοματοποιούν επαναλαμβανόμενες εργασίες και να παρέχουν συμβουλές και συστάσεις.
- Έδωσε επίσης τη δυνατότητα στους συμβούλους να αναλύουν και να ερμηνεύουν μεγάλους όγκους δεδομένων πιο γρήγορα και αποτελεσματικά, παρέχοντας ακριβείς συμβουλές στους πελάτες τους.
- Επέτρεψε στους συμβούλους να συνεργάζονται και να μοιράζονται τη γνώση πιο αποτελεσματικά, δημιουργώντας νέες ευκαιρίες για καινοτομία και ανάπτυξη στον κλάδο των συμβούλων.

## Κεφάλαιο 3. Μεθοδολογία

### 3.1. Σύνολο Δεδομένων (Dataset)

Για την υλοποίηση του συστήματος μας, χρησιμοποιήσαμε ένα σύνολο δεδομένων που αποτελείται από Tweets που σχετίζονται με το ChatGpt. Αυτό το σύνολο δεδομένων το αντλήσαμε από την πλατφόρμα Kaggle, η οποία εξυπηρετεί ως κόμβος για τους λάτρεις της επιστήμης δεδομένων και τους επαγγελματίες της μηχανικής μάθησης ανά τον κόσμο. Υπό την αιγίδα του Google LLC, παρέχει μια συλλογική διαδικτυακή κοινότητα για τους επιστήμονες των δεδομένων ώστε να ανακαλύψουν, δημοσιεύσουν και να εξερευνήσουν σύνολα δεδομένων όπως ακόμα και να χτίσουν μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Η πλατφόρμα Kaggle διευκολύνει ένα ευρύ φάσμα δραστηριοτήτων που σχετίζονται με δεδομένα, από την εξερεύνηση τους ως την ανάπτυξη μοντέλων, κάτι που την καθιστά μια ανεκτίμητη πηγή για ερευνητές και επαγγελματίες στον τομέα της επιστήμης δεδομένων και της μηχανικής μάθησης.

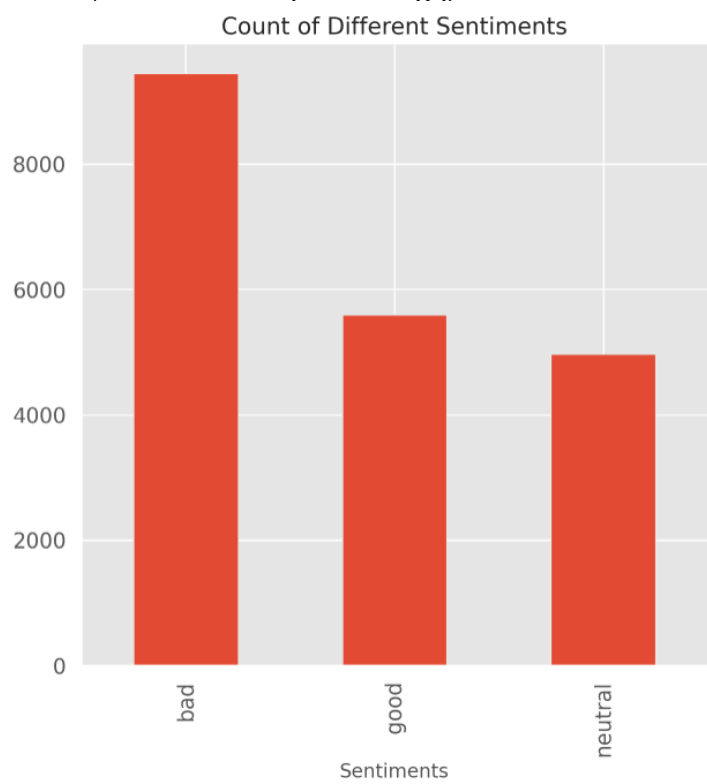
Το σετ δεδομένων μας αποτελείται από ένα σύνολο 217622 Tweets, σε καθένα από τα οποία αντιστοιχεί μια ετικέτα. Οι κατηγορίες των ετικετών αναφέρονται ως 'κακό', 'καλό', 'ουδέτερο' ('bad', 'good', 'neutral') και δηλώνουν το συναίσθημα κάθε Tweet. Τα δεδομένα αντλήθηκαν από το Twitter API και η συλλογή τους διήρκεσε έναν μηνά. Το κείμενο καθενός από τα Tweets δεν έχει υποστεί προεπεξεργασία (preprocessing) ή καθαρισμό. Για την υλοποίηση του συστήματος μας, επιλέξαμε να δουλέψουμε με ένα υποσύνολο 20000 Tweet του αρχικού σετ.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η χρήση ενός τέτοιου συνόλου δεδομένων παρέχει μια πλούσια και ποικιλόμορφη πηγή πραγματικών δεδομένων κειμένου, η οποία είναι απαραίτητη για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση μοντέλων ανάλυσης συναισθήματος. Δουλεύοντας με ένα μεγάλο υποσύνολο επιτυγχάνουμε μια ισορροπία μεταξύ υπολογιστικών πόρων και μεγέθους δεδομένων, κάτι που μας επιτρέπει να χτίσουμε και να τεστάρουμε το σύστημα μας αποτελεσματικά.

Στις επόμενες ενότητες της μεθοδολογίας μας, θα παρέχουμε πληροφορίες σχετικά με τα απαιτούμενα για την σχεδίαση του συστήματος, τα βήματα της προεπεξεργασίας, τον διαχωρισμό των δεδομένων, την επιλογή του μοντέλου και τις μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιήσαμε στο σύστημα μας. Αυτό το σύνολο δεδομένων αποτελεί τον κορμό της ερευνάς, επιτρέποντας μας

να αναπτύξουμε και να αξιολογήσουμε την απόδοση του μοντέλου ανάλυσης συναισθημάτων με ακρίβεια.

Η αναλογία των διαφόρων ετικετών – συναισθημάτων ('good', 'bad', 'neutral' στα δεδομένα του υποσύνολου φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



**Εικόνα 3-1: Κατηγορίες των Διαφορετικών Συναισθημάτων**

Σύμφωνα με το παραπάνω διάγραμμα (Εικόνα 3-11), παρατηρούμε ότι στο συγκεκριμένο τυχαίο υποσύνολο των 20000 Tweets, υπερτερεί κατά περίπου 3000 Tweets το ‘κακό’ συναίσθημα, ακολουθεί το ‘καλό’ και τέλος συναντάμε το ‘ουδέτερο’ με μικρή διαφορά από το προηγούμενο.

tweets	labels
0 ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue <a href="https://t.co/K9rKRygYyn">https://t.co/K9rKRygYyn</a> @OpenAI	neutral
1 Try talking with ChatGPT, our new AI system which is optimized for dialogue. Your feedback will help us improve it. <a href="https://t.co/sHDm57g3Kr">https://t.co/sHDm57g3Kr</a>	good
2 ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue <a href="https://t.co/GLEbMoKN6w">https://t.co/GLEbMoKN6w</a> #AI #MachineLearning #DataScience #ArtificialIntelligence\n\nTrending	neutral
3 THRILLED to share that ChatGPT, our new model optimized for dialog, is now public, free, and accessible to everyone. <a href="https://t.co/dyvtHecYbd">https://t.co/dyvtHecYbd</a> <a href="https://t.co/cSn5h6h1M1">https://t.co/cSn5h6h1M1</a>	good
4 As of 2 minutes ago, @OpenAI released their new ChatGPT. \n\nAnd you can use it right now π'φ <a href="https://t.co/VyPGPNw988">https://t.co/VyPGPNw988</a> <a href="https://t.co/cSn5h6h1M1">https://t.co/cSn5h6h1M1</a>	bad
5 Just launched ChatGPT, our new AI system which is optimized for dialogue: <a href="https://t.co/ARX6m0FfLE">https://t.co/ARX6m0FfLE</a> . \n\nTry it out here: <a href="https://t.co/YM1gp5bA64">https://t.co/YM1gp5bA64</a>	good
6 As of 2 minutes ago, @OpenAI released their new ChatGPT. \n\nAnd you can use it right now \n \n <a href="https://t.co/kUcnWYhQ1b">https://t.co/kUcnWYhQ1b</a> \n\nππ— <a href="https://t.co/kCE">https://t.co/kCE</a>	bad
7 ChatGPT coming out strong refusing to help me stalk someone but agreeing providing that someone is Waldo. <a href="https://t.co/CVUERbW38">https://t.co/CVUERbW38</a>	good
8 #OpenAI just deployed a thing I've been helping build the last couple of months, it's a chatbot based on GPT 3. I'm really excited to share this v\n\n <a href="https://t.co/ncn">https://t.co/ncn</a>	good
9 Research preview of our newest model: ChatGPT\n\nWe're trying something new with this preview: Free and immediately available for everyone (nc	neutral
10 GOD DAMN IT @OpenAI STOP ANNOUNCING THINGS I AM TOO BUSY <a href="https://t.co/F7Xd511FAf">https://t.co/F7Xd511FAf</a>	bad

**Εικόνα 3-2: Δείγμα .csv αρχείου με τα Tweets**

## 3.2. Εργαλεία Υλοποίησης Συστήματος

### 3.2.1. Γλώσσα Προγραμματισμού

Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση του προγράμματος είναι η Python (Εικόνα 3-3). Η Python είναι μια από τις πιο δημοφιλείς γλώσσες προγραμματισμού και είναι ίσως η καλύτερη επιλογή για την κατασκευή μοντέλων μηχανικής μάθησης, εξαιτίας της ευκολίας της χρήσης της, της εκτεταμένης βιβλιοθήκης της από framework και της ευελιξίας της ([Corbo, 2023](#)).

Είναι μια γλώσσα υψηλού επιπέδου, γενικής χρήσης και έχει τη φήμη μιας φιλικής προς τον χρήστη γλώσσας, που χαρακτηρίζεται από την απλότητα της και την ευρεία χρήση της.

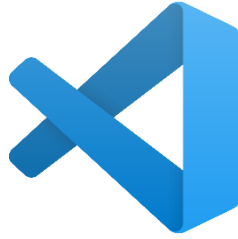


**Εικόνα 3-3: Λογότυπο Python**

### 3.2.2. Περιβάλλοντα Ανάπτυξης Λογισμικού

- **Visual Studio Code**

Το Visual Studio Code (Εικόνα 3-4) ή όπως είναι γνωστό VSCode είναι ένα περιβάλλον ανάπτυξης λογισμικού που υποστηρίζει την ανάπτυξη εφαρμογών με τη γλώσσα Python. Είναι ένα δωρεάν, lightweight και ισχυρό πρόγραμμα επεξεργασίας πηγαίου κώδικα που κυκλοφόρησε από την Microsoft ([Stanton, 2023](#)).



**Εικόνα 3-4: Λογότυπο Visual Studio**

- **Google Collab**

Το Google Colaboratory ή “Colab” (Εικόνα 3-5) όπως είναι γνωστό, είναι ένα περιβάλλον ανάπτυξης βασισμένο στο Jupyter Notebook που προσφέρει πρόσβαση στο Cloud για την γραφή, την επεξεργασία και την εκτέλεση κώδικα Python μέσω του Web Browser. Είναι ιδιαίτερα δημοφιλές στις κοινότητες της επιστήμης δεδομένων και της μηχανικής μάθησης. Το Google Colab προσφέρει δωρεάν πρόσβαση σε μια μονάδα επεξεργασίας γραφικών (Graphics Processing Unit – GPU), κάτι που είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για μοντέλα βαθιάς μάθησης που απαιτούν υπολογιστική ισχύ και παράλληλη επεξεργασία ([Levy., 2023](#)).



**Εικόνα 3-5: Λογότυπο Google Colab**

### 3.2.3. Βιβλιοθήκες

- **Hugging Face Transformers**

Το Hugging Face είναι μια μεγάλη open source κοινότητα, που δημιουργεί εργαλεία τα οποία επιτρέπουν στους χρήστες να χτίζουν, να εκπαιδεύουν και να αξιοποιούν μοντέλα μηχανικής μάθησης. Ιδρύθηκε το 2016 και παρέχει άμεση πρόσβαση σε παραπάνω από 20000 προεπεξεργασμένα μοντέλα βασισμένα στην αρχιτεκτονική Transformer. Η βιβλιοθήκη Transformers είναι ένα πακέτο Python που περιέχει υλοποιήσεις ανοιχτού κώδικα μοντέλων, για διεργασίες κειμένου, εικόνας και ήχου και χρησιμοποιείται κυρίως για εφαρμογές NLP. Οι Transformers επίσης παρέχουν σχεδόν 2000 σύνολα δεδομένων και APIs, επιτρέποντας στους προγραμματιστές να αλληλοεπιδρούν ευκολά με αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιώντας σχεδόν 31 βιβλιοθήκες. Οι περισσότερες από αυτές ανήκουν στην κατηγορία βαθιάς μάθησης, όπως η PyTorch, η Tensorflow κα. Συμπεριλαμβάνει επίσης υλοποιήσεις δημοφιλών μοντέλων όπως το Bert και το GPT-2 ([Kelta, 2022](#)).

- **PyTorch**

Η PyTorch είναι μια open source βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης, που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη και την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων βασισμένων σε μοντέλα βαθιάς μάθησης. Αναπτύχθηκε αρχικά από την AI ομάδα ερευνάς του Facebook και μπορεί να χρησιμοποιηθεί με Python αλλά και C++. Σε αντίθεση με αλλά δημοφιλή framework βαθιάς μάθησης όπως το Tensorflow, που χρησιμοποιεί στατικά υπολογιστικά γραφήματα, η PyTorch χρησιμοποιεί δυναμικό υπολογισμό, κάτι που επιτρέπει μεγαλύτερη ευελιξία στην κατασκευή συνθέτων αρχιτεκτονικών. Η PyTorch χρησιμοποιεί βασικές έννοιες της Python όπως κλάσεις, δομές, και υποθετικούς βρόχους που είναι ευκολά κατανοήσιμες ([Solegaonkar., 2019](#)).

- **NumPy**

Η NumPy είναι μια βιβλιοθήκη για την Python που χρησιμοποιείται για την υποστήριξη πολυδιάστατων πινάκων, μαζί με μια μεγάλη συλλογή από υψηλού επιπέδου μαθηματικές συναρτήσεις, οι οποίες χειρίζονται αυτούς τους πίνακες ([Rouse, 2019](#)).



- **Pandas**

Πρόκειται για μια open source βιβλιοθήκη λογισμικού της Python για τον χειρισμό και την ανάλυση δεδομένων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται κυρίως για ανάλυση και σχετικό χειρισμό δεδομένων σε μορφή πίνακα (Dataframes) ([Chung, 2023](#)).

- **Matplotlib**

Η Matplotlib είναι μια βιβλιοθήκη για τη σχεδίαση γραφημάτων και την οπτικοποίηση δεδομένων στην Python και την αριθμητική της επέκταση NumPy. Ιδρύθηκε το 2002 και ένα από τα μεγαλύτερα πλεονεκτήματά της είναι ότι επιτρέπει στον χρήστη να έχει οπτική πρόσβαση σε τεράστιες ποσότητες δεδομένων ([Kattamuri, 2023](#)).

- **Seaborn**

Πρόκειται για μια βιβλιοθήκη βασισμένη στη Matplotlib που προσφέρει μια ποικιλία ισχυρών εργαλείων για την οπτικοποίηση των δεδομένων, συμπεριλαμβανομένων διαγραμμάτων διασποράς και άλλων γραφημάτων. Επίσης, παρέχει υποστήριξη για προχωρημένη στατιστική ανάλυση και είναι σχεδιασμένη να λειτουργεί με τα Dataframe της Pandas ([Ali., 2023](#)).

- **Scikit-learn (Sklearn)**

Πρόκειται για μια δωρεάν βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης για την Python. Μέσω αυτής, μπορούμε να υλοποιήσουμε διάφορα μοντέλα μηχανικής μάθησης για regression, classification, clustering όπως επίσης και στατιστικά εργαλεία για την ανάλυση των μοντέλων αυτών ([Pykes, 2023](#)).

### 3.3. Προεπεξεργασία Δεδομένων

Το BERT αποτελεί μια εξαιρετικά προηγμένη αρχιτεκτονική μοντέλου για την επεξεργασία κειμένου που διακρίνεται από την ικανότητά του να αντιλαμβάνεται το πλαίσιο και το συμφραζόμενο κάθε λέξης σε μια πρόταση. Αυτό σημαίνει ότι το BERT δεν απαιτεί την παραδοσιακή προεπεξεργασία του κειμένου που χρειάζεται σε άλλα μοντέλα μηχανικής μάθησης, όπως την αφαίρεση σημείων στίξης ή των λεγόμενων "stopwords", καθώς ουσιαστικά μαθαίνει να υπολογίζει αναπαραστάσεις λέξεων σε συγκεκριμένα πλαίσια. Αυτό το χαρακτηριστικό επιτρέπει στο BERT να κατανοήσει πλήρως τη σημασία των λέξεων σε σχέση με το περιβάλλον τους και τις συνδέσεις τους στο κείμενο, καθιστώντας το ένα από τα ισχυρότερα εργαλεία για την επεξεργασία κειμένου χωρίς την ανάγκη για προηγούμενη προεπεξεργασία που απαιτείται σε πιο παραδοσιακές προσεγγίσεις.

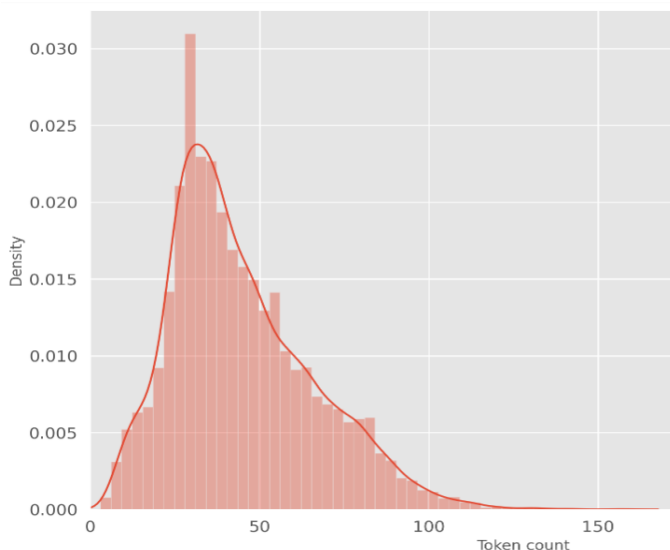
Για να χρησιμοποιηθεί ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο BERT, χρειάζεται να μετατρέψουμε τα δεδομένα εισόδου σε κατάλληλη μορφή έτσι ώστε να μπορούν να υποβληθούν στο μοντέλο για επεξεργασία. Πρώτον, το κείμενο διασπάται σε μικρότερες μονάδες, οι οποίες μπορεί να είναι λέξεις ή κομμάτια υπολέξεων. Αυτά τα κομμάτια είναι γνωστά ως tokens και η συγκεκριμένη διαδικασία καλείται tokenization. Εδώ, χρησιμοποιείται η τεχνική Wordpiece Tokenization, η οποία επιτρέπει τη διαχείριση λέξεων που δεν υπάρχουν στο λεξικό, προσφέροντας παράλληλα λεπτομερείς αναπαραστάσεις. Κάθε token αντιστοιχεί σε ένα μοναδικό token id. Η υλοποίηση της διεργασίας αυτής γίνεται μέσω ενός εξειδικευμένου tokenizer της βιβλιοθήκης Hugging Face Transformers που καλείται με την εκτέλεση της παρακάτω εντολής (Εικόνα 3-6):

```
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained("bert-base-uncased")
```

**Εικόνα 3-6: Bert Tokenizer**

Στη συνέχεια, χρησιμοποιούμε την συνάρτηση **encode\_plus** η οποία κωδικοποιεί το κείμενο των Tweets πραγματοποιώντας τις εξής λειτουργίες:

- Περικοπή (Truncation) των tokens του κάθε Tweet αν ξεπερνάει το μέγιστο αριθμό tokens που έχουμε ορίσει. Στην δική μας περίπτωση έχουμε θέσει το μέγιστο αριθμό στα 175 tokens. Ο αριθμός αυτός αποφασίστηκε με βάση το παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 3-7) όπου φαίνεται ο αριθμός των token σε σχέση με την πυκνότητα των Tweet.



**Εικόνα 3-7: Διάγραμμα του αριθμού των token συναρτήσει της πυκνότητας των Tweet**

- Προσθήκη ειδικών token όπως το [CLS] και το [SEP]. Το [CLS] προστίθεται στην αρχή του κειμένου κάθε Tweet έχει τον κωδικό 101 και χρησιμοποιείται σε διαδικασίες classification. Ωστόσο, ανεξάρτητα από την διαδικασία, αναμένεται από το μοντέλο BERT να αναγνωρίσει αυτό το ειδικό token. Το token [SEP] χρησιμοποιείται για να σηματοδοτήσει το τέλος μιας πρότασης, ή τον διαχωρισμό μεταξύ δυο προτάσεων σε περίπτωση πολλαπλών προτάσεων και έχει τον κωδικό 102. Αυτό το token είναι σημαντικό για το μοντέλο καθώς βοηθά στον κατάλληλο διαχωρισμό και την κατανόηση της δομής του κειμένου.
- Προσθήκη του token γεμίσματος (padding) ώστε να φτάσουμε στο μέγιστο μήκος που υποστηρίζεται από το μοντέλο. Το μοντέλο λαμβάνει καθορισμένο μήκος μιας πρότασης, ως είσοδο. Συνήθως, το μέγιστο μήκος μιας πρότασης εξαρτάται από τα δεδομένα που δουλεύουμε και στην περίπτωση μας το έχουμε θέσει στα 175 token. Για προτάσεις που είναι μικρότερες από το μέγιστο μήκος, θα πρέπει να

προσθέσουμε paddings (κενά token) για να φτάσουμε το μέγιστο μήκος. Αυτά τα κενά token έχουν την μορφή [PAD] και κωδικοποιούνται με 0.

- Δημιουργία ενός πίνακα που είναι γνωστός ως attention mask ο οποίος έχει τον ίδιο αριθμό στοιχείων με τα tokens του κειμένου και χρησιμοποιείται για να υποδείξει στο μοντέλο ποια token πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την επεξεργασία. Συγκεκριμένα, ο πίνακας αυτός περιέχει τιμές 0 και 1. Στην τιμή 1 αντιστοιχούν τα token που περιέχουν πραγματικό κείμενο ενώ στην τιμή 0 αντιστοιχούν τα padding tokens. Με αυτόν τον τρόπο το μοντέλο γίνεται πιο αποδοτικό γιατί επικεντρώνεται μόνο στα πραγματικά δεδομένα.

Όλα αυτά που αναφέρθηκαν παραπάνω γίνονται μέσω μιας κλάσης που έχουμε δημιουργήσει γνωστή ως TwitterDataset, η οποία σχεδιαστική ώστε να παράξει ένα Pytorch Dataset για τα δεδομένα του Twitter, που θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί από το μοντέλο (Εικόνα 3-8).

```
###Create a PyTorch Dataset

class TwitterDataset(Dataset):

    def __init__(self, tweets, targets, tokenizer, max_len):
        self.tweets = tweets
        self.targets = targets
        self.tokenizer = tokenizer
        self.max_len = max_len

    def __len__(self):
        return len(self.tweets)

    def __getitem__(self, item):
        tweet = str(self.tweets[item])
        target = self.targets[item]

        encoding = self.tokenizer.encode_plus(
            tweet,
            max_length= self.max_len,
            truncation= True,
            add_special_tokens=True,
            padding = "max_length",
            return_attention_mask=True,
            return_token_type_ids=False,
            return_tensors='pt'
        )

        return {
            'tweet_text': tweet,
            'input_ids': encoding['input_ids'].flatten(),
            'attention_mask': encoding['attention_mask'].flatten(),
            'targets': torch.tensor(target, dtype=torch.long)
        }
```

**Εικόνα 3-8: Κλάση για την δημιουργία PyTorch Dataset**

Όπως βλέπουμε στην εικόνα 3-8, η μέθοδος `__getitem__` επιστρέφει ένα λεξικό που περιέχει: α) το πρωτότυπο κείμενο του Tweet ('tweet\_text'). β) τα input ids εφόσον έχουν υποστεί tokenization και κάθε token αντιστοιχεί σε ένα token id. γ) Τον ταυστή (tensor) της attention mask, ο οποίος είναι ένας δυαδικός ταυστής που υποδεικνύει ποια tokens πρέπει να ληφθούν υπόψη και ποια πρέπει να αγνοηθούν κατά την επεξεργασία. δ) Τον tensor των ετικετών στόχου (target labels) που έχει μετατραπεί σε έναν tensor PyTorch τύπου long.

Στη συνέχεια, χωρίζουμε το dataset σε τρία μέρη: α) ένα σύνολο δεδομένων για εκπαίδευση (training set) , β) ένα σύνολο δεδομένων για επαλήθευση (validation set) και γ) ένα σύνολο δεδομένων για έλεγχο (test set). Αυτή η διαίρεση βοηθά στον επαρκή και αντικειμενικό αξιολογικό έλεγχο των μοντέλων. Το training set περιλαμβάνει το 90% (18000 Tweets) του συνολικού συνόλου δεδομένων και χρησιμοποιείται για την πραγματική εκπαίδευση του μοντέλου. Τα σύνολα ελέγχου και αξιολόγησης περιλαμβάνουν από 5% (1000 Tweets) του δείγματος κάθε ένα και χρησιμοποιούνται για την επαλήθευση και την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου. Αυτή η διαίρεση βεβαιώνει ότι το μοντέλο εκπαιδεύεται σε μια ποικιλία δειγμάτων από το training set, ενώ τα σύνολα επαλήθευσης και αξιολόγησης χρησιμοποιούνται για να εκτιμήσουν πόσο καλά γενικεύει το μοντέλο σε νέα δεδομένα.

Τέλος, δημιουργήσαμε μια συνάρτηση 'create\_data\_loader' η οποία αναλαμβάνει να δημιουργήσει φορτωτές δεδομένων (data loader) για ένα δοθέν Dataframe. Η λειτουργία της αποσκοπεί στο να κατασκευάσει ένα στιγμίοτυπο της κλάσης TwitterDataset, το οποίο στη συνέχεια χρησιμοποιεί για να επιστρέψει ένα στιγμίοτυπο της κλάσης DataLoader της PyTorch. Η τελευταία, είναι μια ενσωματωμένη κλάση που παρέχει έναν αποτελεσματικό και ευέλικτο τρόπο φόρτωσης δεδομένων σε ένα μοντέλο για εκπαίδευση. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τον χειρισμό μεγάλων συνόλων δεδομένων και λειτουργεί δημιουργώντας ένα αντικείμενο δεδομένων το οποίο επαναλαμβάνει σε παρτίδες (batches), οι οποίες στη συνέχεια τροφοδοτούνται στο μοντέλο για επεξεργασία. Στην παρούσα εργασία έχουμε θέσει το μέγεθος των παρτίδων (batch size) ίσο με 32 και τον αριθμό των εργατών, δηλαδή τον αριθμό των παράλληλων διαδικασιών φορτώματος δεδομένων ίσο με 4.

Παρακάτω, στην εικόνα 3-9 παρατηρούμε τις διαδικασίες που περιγράφηκαν σε αυτή την ενότητα.



**Εικόνα 3-9: Διαδικασία preprocessing**

### 3.4. Εφαρμογή Μοντέλου

Πριν αρχίσουμε την υλοποίηση του μοντέλου θα χρησιμοποιήσουμε την εντολή **device = torch.device ("cuda:0" if torch.cuda.is\_available() else "cpu")**, η οποία ελέγχει αν είναι διαθέσιμη κάποια συμβατή NVIDIA GPU. Εάν υπάρχει διαθεσιμότητα, αναθέτει την συσκευή στην πρώτη GPU (cuda: 0), διαφορετικά χρησιμοποιεί την προεπιλεγμένη επεξεργασία CPU (cpu), εξασφαλίζοντας έτσι τη λειτουργικότητα του κώδικα ανεξαρτήτου hardware. Ο λόγος για την χρήση μιας GPU είναι ουσιαστικά η υπολογιστική επιτάχυνση της εκπαίδευσης των δεδομένων σε ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης, ιδιαίτερα όταν το σύνολο των δεδομένων είναι αρκετά μεγάλο. Στην παρούσα εργασία, κατά την υλοποίηση, χρησιμοποιήθηκαν κατά περίπτωση η διαθέσιμη GPU της συσκευής (NVIDIA GeForce MX230) άλλα και οι διαθέσιμες GPU του Google Colab. Τέλος, με την εντολή **model = model.to(device)** επιτυγχάνουμε τη μεταφορά του νευρωνικού μοντέλου στη συσκευή που έχουμε επιλέξει.

Στη συνέχεια, επιλέγουμε το μοντέλο μας για την κατηγοριοποίηση του συναισθήματος. Χρησιμοποιούμε το προ-εκπαιδευμένο μοντέλο Bert, συγκεκριμένα τον εξειδικευμένο classifier **BertForSequenceClassification** της βιβλιοθήκης Hugging Face Transformers, ο οποίος είναι κατάλληλος για εργασίες ταξινόμησης κειμένου. Στην περίπτωση μας, καθορίζουμε τρία labels για να υποδείξουμε ότι ασχολούμαστε με ένα πρόβλημα με τρεις διακριτές κατηγορίες (αρνητικό, θετικό, ουδέτερο). Το μοντέλο μέσω της εκπαίδευσης θα προσαρμοστεί στο σύνολο δεδομένων μας, ώστε να εφαρμόσει την γνώση του στο δικό μας πρόβλημα κατηγοριοποίησης. Αξιοποιεί τη δύναμη της μεταφοράς μάθησης, προσαρμόζοντας τη γνώση που έχει αποκτήσει από την προ-εκπαίδευση σε ένα μεγάλο σώμα δεδομένων σε ένα μικρότερο για τη βελτίωση της ακρίβειας ταξινόμησης.

Σε αυτό το σημείο, θα ρυθμίσουμε τις παραμέτρους του συστήματος για την εκπαίδευση του μοντέλου μας. Η διαδικασία περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

#### Αρχικοποίηση Βελτιστοποιητή (Optimizer)

Πραγματοποιείται αρχικοποίηση του βελτιστοποιητή (optimizer), χρησιμοποιώντας την μέθοδο **AdamW** της βιβλιοθήκης Hugging Face Transformers. Ο optimizer είναι υπεύθυνος για την προσαρμογή των βαρών του μοντέλου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ώστε να ελαχιστοποιηθεί η απώλεια. Προσδιορίζουμε τον ρυθμό μάθησης (learning rate), μια ρυθμιστική

παράμετρο που καθορίζει το μέγεθος του βήματος σε κάθε επανάληψη ενώ κινείται προς το ελάχιστο μιας συνάρτησης απώλειας, στα 2e-5. Η συγκεκριμένη τιμή είναι μια συχνή επιλογή, καθώς μια πολύ υψηλή τιμή μπορεί να οδηγήσει σε υπέρβαση του ελάχιστου της συνάρτησης απώλειας ενώ μια πολύ χαμηλή τιμή είναι πιθανό να οδηγήσει το μοντέλο σε εξαιρετικά αργή σύγκλιση ή να κολλήσει σε ένα ανεπιθύμητο τοπικό ελάχιστο.

### **Καθορισμός των βημάτων εκπαίδευσης**

Σε αυτό το σημείο, καθορίζεται ο αριθμός των βημάτων εκπαίδευσης. Προσδιορίζουμε αυτόν τον αριθμό πολλαπλασιάζοντας τον αριθμό των batches του data loader της εκπαίδευσης με τον αριθμό των εποχών (epochs). Ως εποχή ορίζουμε τον αριθμό των φορών που το μοντέλο θα διασχίσει ολόκληρο το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η επιλογή του σωστού αριθμού εποχών είναι σημαντική για την αποφυγή της υπερεκπαίδευσης (overfitting), καθώς και για την επίτευξη της βέλτιστης απόδοσης. Στην περίπτωση μας μετά από δοκιμές έχουμε θέσει τον αριθμό δώδεκα ως το σύνολο των εποχών. Εάν ο αριθμός των εποχών είναι πολύ χαμηλός, το μοντέλο ενδέχεται να μην έχει επαρκείς ευκαιρίες να μάθει τα δεδομένα. Από την άλλη πλευρά, αν ο αριθμός των εποχών είναι πολύ υψηλός, το μοντέλο μπορεί να αρχίσει να μαθαίνει τα δεδομένα εκπαίδευσης υπερβολικά καλά και να προσαρμόζεται σε αυτά, κάνοντας overfitting και έχοντας χαμηλή απόδοση σε νέα δεδομένα.

### **Υλοποίηση ενός Scheduler**

Υλοποιείται η κατασκευή ενός scheduler χρησιμοποιώντας την συνάρτηση **get\_linear\_schedule\_with\_warmup()** της βιβλιοθήκης Hugging Face Transformers. Μέσω αυτής της συνάρτησης ο ρυθμός μάθησης αυξάνεται γραμμικά από το μηδέν μέχρι την τελική τιμή του, κατά τη διάρκεια της φάσης warm-up και στη συνέχεια παραμένει σταθερός. Αυτή η τεχνική βοηθάει στο να σταθεροποιηθεί η διαδικασία εκπαίδευσης.

### **Προσδιορισμός της συνάρτησης απώλειας**

Ορίσουμε την συνάρτηση κόστους (loss function). Χρησιμοποιούμε την συνάρτηση **nn.CrossEntropyLoss()** της βιβλιοθήκης PyTorch της οποίας η χρήση προτιμάται για διεργασίες Classification. Ο πρωταρχικός της ρόλος είναι να μετρήσει την διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων πιθανοτήτων και των πραγματικών ετικετών. Ξεκινά με την εφαρμογή της συνάρτησης ενεργοποίησης softmax (softmax activation) στην έξοδο του μοντέλου,



μετατρέποντας τις ακατέργαστες βαθμολογίες σε πιθανότητες. Στη συνέχεια, υπολογίζει το σφάλμα cross-entropy μεταξύ αυτών των προβλεπόμενων πιθανοτήτων και των πραγματικών ετικετών. Ο στόχος κατά την εκπαίδευση είναι να μειωθεί αυτό το σφάλμα, προκειμένου το μοντέλο να μάθει να κάνει πιο ακριβείς ταξινομήσεις.

### Δημιουργία βοηθητικής συνάρτησης για την εκπαίδευση του μοντέλου

Παρακάτω, στην εικόνα 3-10 παραθέτουμε τον κώδικα που δημιουργήσαμε για την κατασκευή της συνάρτησης.

```
def train_epoch(
    model,
    data_loader,
    loss_fn,
    optimizer,
    device,
    scheduler,
    n_examples
):
    model=model.train()

    losses=[]
    correct_predictions = 0

    for d in data_loader:
        input_ids = d["input_ids"].to(device)
        attention_mask = d["attention_mask"].to(device)
        targets = d["targets"].to(device)

        outputs = model(
            input_ids=input_ids,
            attention_mask=attention_mask
        )
        logits = outputs.logits

        _,preds = torch.max(logits, dim=1)
        loss = loss_fn(logits, targets)

        correct_predictions += torch.sum(preds ==targets)
        losses.append(loss.item())

    loss.backward()
    nn.utils.clip_grad_norm_(model.parameters(), max_norm=1.0)
    optimizer.step()
    scheduler.step()
    optimizer.zero_grad()

    return correct_predictions.double() / n_examples, np.mean(losses)
```

Εικόνα 3-10: Συνάρτηση για την εκπαίδευση του μοντέλου

Δίνουμε ως είσοδο στην συνάρτηση: α) Το μοντέλο που θέλουμε να εκπαιδεύσουμε, β) Τον data loader που παρέχει τα batches με τα δεδομένα εκπαίδευσης, γ) Την συνάρτηση κόστους που θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό του σφάλματος, δ) Τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης ώστε να ενημερωθούν τα βάρη του μοντέλου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, ε) Τη συσκευή που προσδιορίζει αν η εκπαίδευση θα πραγματοποιηθεί μέσω CPU ή GPU, στ) Τον scheduler ο οποίος θα ρυθμίζει τον ρυθμό μάθησης κατά την εκπαίδευση και τέλος, ζ) Τον συνολικό αριθμό των παραδειγμάτων εκπαίδευσης.

Εντός της συνάρτησης, το μοντέλο τίθεται σε λειτουργία εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας το `model.train()`. Οι λίστες `losses` και `correct_predictions` αρχικοποιούνται για να καταγράφουν τις απώλειες και τις σωστές προβλέψεις κατά τη διάρκεια μιας εποχής. Η συνάρτηση επαναλαμβάνει τα batches στο `data_loader`. Από κάθε batch, αντλούνται τα δεδομένα εισόδου (`input_ids`), τα `attention masks` και οι ετικέτες στόχοι (`targets`). Το μοντέλο προβλέπει τα `outputs` τα οποία στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του σφάλματος μέσω της συνάρτησης κόστους. Οι σωστές προβλέψεις και τα σφάλματα προστίθενται στις λίστες που είχαμε αρχικοποιήσει αρχικά.

Μετα την επεξεργασία όλων των batches πραγματοποιείται η διαδικασία `backpropagation` εκτελώντας την `loss.backward()` για τον υπολογισμό της κλίσης (`gradient`) της συνάρτησης κόστους ως προς τα βάρη του μοντέλου. Κατά τη διαδικασία αυτή το μοντέλο προσαρμόζει τις εσωτερικές του παραμέτρους (βάρη) ώστε να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής. Επίσης, εφαρμόζεται περικοπή των κλίσεων (`gradient clipping`) για την αποφυγή αριθμητικής αστάθειας κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Ακόμα, ο ρυθμός μάθησης ενημερώνεται μέσω του scheduler (`scheduler.step()`) και τα βάρη προσαρμόζονται μέσω του αλγορίθμου βελτιστοποίησης (`optimizer.step()`). Τέλος, οι κλίσεις μηδενίζονται (`optimizer.zero_grad()`) και η συνάρτηση επιστρέφει τον λόγο των σωστών προβλέψεων προς τον συνολικό αριθμό παραδειγμάτων, καθώς και τη μέση τιμή σφάλματος.

### Δημιουργία βοηθητικής συνάρτησης για την αξιολόγηση του μοντέλου

Η συνάρτηση αυτή χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση ενός εκπαιδευμένου μοντέλου με σκοπό την παροχή ενδείξεων σχετικά με την απόδοση του. Τα βήματα που ακολουθούμε εδώ είναι παρόμοια με αυτά της συνάρτησης εκπαίδευσης, με τη διαφορά ότι πλέον το μοντέλο τίθεται σε λειτουργία αξιολόγησης `model.eval()`. Αυτό συνεπάγεται, με την απενεργοποίηση του

υπολογισμού των κλίσεων χρησιμοποιώντας το `with torch.no_grad()`. Καθώς η διαδικασία **backpropagation** δεν είναι απαραίτητη για τον υπολογισμό των προβλέψεων κατά την αξιολόγηση, αυτή η λειτουργία απενεργοποιείται για λόγους απόδοσης. Τέλος, η συνάρτηση επιστρέφει τον λόγο των σωστών προβλέψεων προς τον συνολικό αριθμό παραδειγμάτων, καθώς και τη μέση τιμή σφάλματος όπως και η συνάρτηση εκπαίδευσης.

### Δημιουργία βρόχου εκπαίδευσης

Τελευταίο βήμα για την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης του μοντέλου μας, είναι η δημιουργία ενός βρόχου εκπαίδευσης. Παρακάτω στην εικόνα 3-11 παραθέτουμε τον κώδικα που χρησιμοποιήσουμε για την υλοποίηση αυτής της διαδικασίας.

```
%%time

history = defaultdict(list)
best_accuracy = 0

for epoch in range(EPOCHS):

    print(f'Epoch {epoch + 1}/{EPOCHS}')
    print('-' * 10)

    train_acc, train_loss = train_epoch(
        model,
        train_data_loader,
        loss_fn,
        optimizer,
        device,
        scheduler,
        len(df_train)
    )

    print(f'Train loss {train_loss} accuracy {train_acc}')

    val_acc, val_loss = eval_model(
        model,
        val_data_loader,
        loss_fn,
        device,
        len(df_val)
    )

    print(f'Val loss {val_loss} accuracy {val_acc}')
    print()

    history['train_acc'].append(train_acc)
    history['train_loss'].append(train_loss)

    history['val_acc'].append(val_acc)
    history['val_loss'].append(val_loss)

    if val_acc > best_accuracy:
        torch.save(model.state_dict(), 'best_model_state.bin')
        best_accuracy = val_acc
```

Εικόνα 3-11: Δημιουργία βρόχου εκπαίδευσης

Αρχικά, χρησιμοποιούμε την εντολή `%%time` ώστε να υπολογιστεί ο χρόνος που απαιτείται για την εκτέλεση του κώδικα που ακολουθεί. Δημιουργούμε ένα λεξικό (`history`) όπου θα αποθηκεύονται οι μετρικές απόδοσης του μοντέλου κατά την εκπαίδευση. Κάθε φορά που εκπαιδεύεται το μοντέλο για μια εποχή, τα αποτελέσματα της απόδοσης θα αποθηκεύονται στο λεξικό **history** για μελλοντική ανάλυση και οπτικοποίηση. Αρχικοποιούμε τη μεταβλητή **best\_accuracy** για την παρακολούθηση της καλύτερης ακρίβειας στο validation set.

Δημιουργούμε ένα βρόχο που θα επαναλαμβάνεται για κάθε εποχή, όπου θα εκπαιδεύεται το μοντέλο στα δεδομένα εκπαίδευσης (**train\_data\_loader**), χρησιμοποιώντας την συνάρτηση **train\_epoch()** (Εικόνα 3-10). Τυπώνουμε για κάθε εποχή τα σφάλματα και την ακρίβεια που προέκυψαν κατά την εκπαίδευση. Μετα το πέρας κάθε εποχής, πραγματοποιείται η αξιολόγηση του μοντέλου στα δεδομένα επαλήθευσης (**val\_data\_loader**), με τη βοήθεια της συνάρτησης **eval\_model()** που έχουμε δημιουργήσει. Ομοίως, τυπώνουμε για κάθε εποχή τα σφάλματα και την ακρίβεια που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση.

Τέλος, καταγράφουμε τα αποτελέσματα στο λεξικό **history** και εισάγουμε μια συνθήκη σύμφωνα με την οποία, αν η ακρίβεια της αξιολόγησης (**val\_acc**) είναι μεγαλύτερη από την ακρίβεια που έχει καταγραφεί μέχρι στιγμής ως μεγαλύτερη (**best\_accuracy**), τότε θα αποθηκεύει τα βάρη του μοντέλου (**best\_model\_state.bin**) και θα ενημερώνει την μεταβλητή **best\_accuracy**.

### 3.5. Αποτελέσματα

Σε αυτήν την ενότητα, θα αναλύσουμε και θα παρουσιάσουμε λεπτομερώς τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη μεθοδολογία που εφαρμόσαμε στην έρευνά μας. Θα δώσουμε έμφαση στα κυριότερα ευρήματα και στις σημαντικές παρατηρήσεις που προέκυψαν κατά τη διάρκεια της μελέτης μας. Επιπλέον, θα παρουσιάσουμε γραφήματα, διαγράμματα και πίνακες που απεικονίζουν τα αποτελέσματα μας, για μια καλύτερη οπτικοποίηση.

Αρχικά, θα παραθέσουμε τα αποτελέσματα από την εκτέλεση του βρόχου εκπαίδευσης (Εικόνα 3-12).

```
Epoch 1/12
-----
Train loss 0.5371621635810309 accuracy 0.7805000000000001
Val loss 0.3859173853415996 accuracy 0.849

Epoch 2/12
-----
Train loss 0.2763868679340472 accuracy 0.9028888888888889
Val loss 0.3585458829184063 accuracy 0.869

Epoch 3/12
-----
Train loss 0.17291700434052182 accuracy 0.9467777777777778
Val loss 0.4465797999291681 accuracy 0.88

Epoch 4/12
-----
Train loss 0.1225248734478311 accuracy 0.9646666666666667
Val loss 0.5002056357989204 accuracy 0.886

Epoch 5/12
-----
Train loss 0.08455324885857227 accuracy 0.9776666666666667
Val loss 0.516859040781128 accuracy 0.886

Epoch 6/12
-----
Train loss 0.06138516517079371 accuracy 0.9838888888888889
Val loss 0.5945256107843306 accuracy 0.881

Epoch 7/12
-----
Train loss 0.05149549102672454 accuracy 0.9868333333333333
Val loss 0.6227854932785704 accuracy 0.885

Epoch 8/12
-----
Train loss 0.03428338602541733 accuracy 0.9913333333333334
Val loss 0.6985778842299624 accuracy 0.89

Epoch 9/12
-----
Train loss 0.0227019183667394 accuracy 0.9946666666666667
Val loss 0.6865415824568117 accuracy 0.896

Epoch 10/12
-----
Train loss 0.01689046532183751 accuracy 0.9952222222222222
Val loss 0.7332361636413225 accuracy 0.889

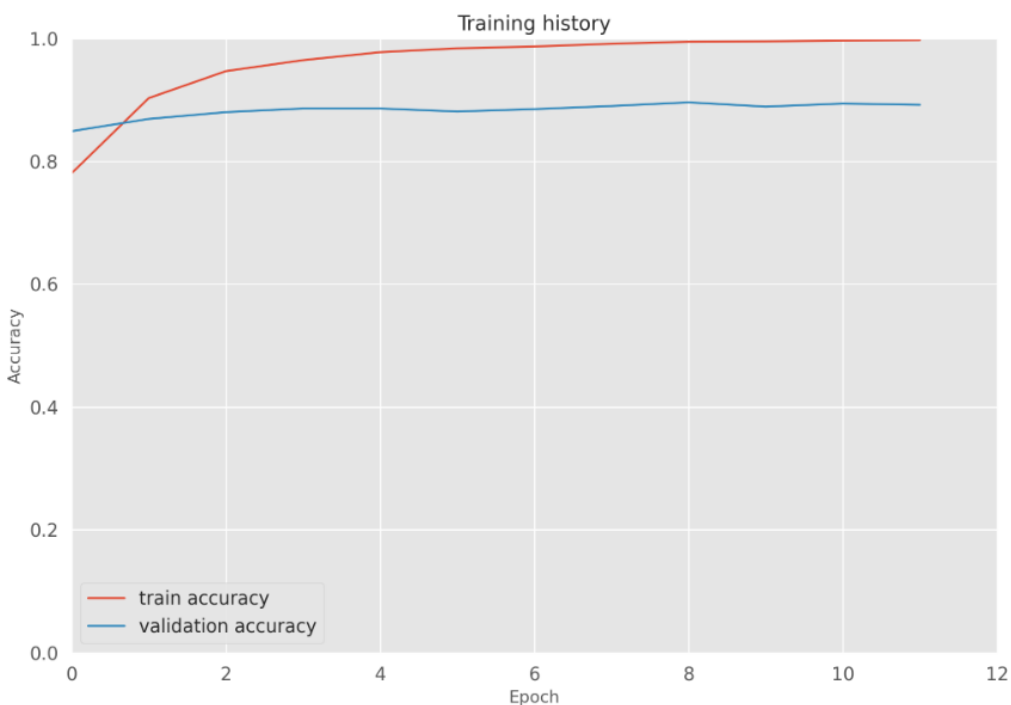
Epoch 11/12
-----
Train loss 0.01129437419957048 accuracy 0.9965555555555556
Val loss 0.7834350277589692 accuracy 0.894

Epoch 12/12
-----
Train loss 0.010662131650167803 accuracy 0.9973888888888889
Val loss 0.760135593328414 accuracy 0.892
```

Εικόνα 3-12: Αποτελέσματα βρόχου εκπαίδευσης

Όπως παρατηρούμε στην εικόνα 3-12, ο βρόχος εκπαίδευσης έχει εκτελεστεί για 12 εποχές και τα αποτελέσματα της απόδοσης του μοντέλου κατά την εκπαίδευση και την αξιολόγηση, εκτυπώνονται στην έξοδο. Αναλύοντας, την εξέλιξη της απόδοσης κατά τη διάρκεια των εποχών, παρατηρούμε ότι η ακρίβεια στα δεδομένα εκπαίδευσης αυξάνεται από 78% στην πρώτη εποχή σε 99,7% στην τελευταία. Αυτό υποδεικνύει ότι το μοντέλο μαθαίνει αποτελεσματικά τα δεδομένα εκπαίδευσης και βελτιώνει την απόδοση του σε αυτά, καθώς αυξάνεται η ακρίβεια και μειώνεται το σφάλμα.

Στο σύνολο δεδομένων επαλήθευσης, η ακρίβεια κινείται από 84,9% στην πρώτη εποχή σε 89,2% στην τελευταία. Αυτό δείχνει ότι το μοντέλο γενικεύει καλά και δεν υπερεκπαιδεύεται (overfitting) στα δεδομένα εκπαίδευσης. Η σταθερή σχετικά απόδοση στα δεδομένα επαλήθευσης είναι ένας κάλος δείκτης ότι το μοντέλο δεν προσαρμόζεται αρκετά στα εκπαιδευτικά δεδομένα. Στην εικόνα 3-13 φαίνεται η εξέλιξη της ακρίβειας κατά την εκπαίδευση και την αξιολόγηση, στη διάρκεια των δώδεκα εποχών που αντιστοιχεί στην διακύμανση των ποσοστών που αναφέραμε παραπάνω.



**Εικόνα 3-13: Εξέλιξη ακρίβειας συναρτήσει των εποχών**

Στη συνέχεια, θα αξιολογήσουμε το μοντέλο μας στα δεδομένα ελέγχου (test data) με τη συνάρτηση `eval_model()` που ορίσαμε παραπάνω. Η ακρίβεια θα είναι περίπου ίση με 92,6% ένα αποτέλεσμα που δείχνει ότι μοντέλο μας λειτουργεί καλά. Ωστόσο, για να μελετήσουμε την

απόδοση του μοντέλου μας σε βάθος, θα χρειαστεί να ληφθούν υπόψη και άλλες μετρικές, τις οποίες θα αναλύσουμε στην πορεία. Για το λόγο αυτό δημιουργούμε την βοηθητική συνάρτηση `get_predictions()`, η οποία είναι παρόμοια με τη συνάρτηση που κατασκευάσαμε για την αξιολόγηση `eval_model()`, με τη διαφορά ότι αποθηκεύει και επιστρέφει σε λίστες το κείμενο των tweets, τις προβλέψεις και τις πιθανότητες τους για κάθε κατηγορία και τις πραγματικές κατηγορίες των tweets.

Οι λίστες που προαναφέρθηκαν θα χρησιμοποιηθούν στη συνάρτηση `classification_report()` της βιβλιοθήκης **Sklearn** για την εκτύπωση μιας αναφοράς σχετικά με την απόδοση του μοντέλου. Η αναφορά θα εμφανίσει στατιστικές για την ακρίβεια (precision), την ανάκληση (recall), το F1-Score και άλλες μετρικές για κάθε κατηγορία. Στον πίνακα 3-1 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αναφοράς.

**Πίνακας 3-1: Αποτελέσματα Classification Report**

	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-Score</b>	<b>Support</b>
<b>Bad</b>	0,96	0,96	0,96	500
<b>Neutral</b>	0,84	0,86	0,85	215
<b>Good</b>	0,94	0,92	0,93	285
<b>Accuracy</b>			0,93	1000
<b>Macro Avg</b>	0,91	0,91	0,91	1000
<b>Weighted Avg</b>	0,93	0,93	0,93	1000

Σε αυτό το σημείο θα αναλύσουμε τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την αναφορά σύμφωνα με τον πίνακα 3-1. Η μετρική Support υποδεικνύει τον αριθμό των Tweets του συνόλου ελέγχου, που ανήκουν σε κάθε κατηγορία. Συνεπώς έχουμε συνολικά 1000 παραδείγματα από τα οποία τα 500 ανήκουν στην κατηγορία ‘bad’, τα 215 στην κατηγορία ‘good’ και τα υπόλοιπα 285 στην κατηγορία ‘neutral’. Παρακάτω θα κάνουμε μια σύντομη αναφορά στις μετρικές:

## Accuracy

Μετράει πόσες από τις προβλέψεις για όλες τις κατηγορίες είναι πραγματικά σωστές.

## Precision

Μετράει πόσες από τις προβλέψεις για μια συγκεκριμένη κατηγορία είναι πραγματικά σωστές και είναι ένας τρόπος να μετρήσουμε την ακρίβεια του μοντέλου μας.

## Recall

Μετράει ποσά από τα πραγματικά παραδείγματα μιας κατηγορίας προβλέφθηκαν σωστά και είναι ένας τρόπος να μετρήσουμε την επιτυχία του μοντέλου μας στον εντοπισμό όλων των σωστών παραδειγμάτων.

## F1-Score

Είναι ένα μετρό που συνδυάζει τις μετρικές recall και precision και περιγράφεται ως ο αρμονικός τους μέσος. Είναι ίσο με:

$$F1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$$

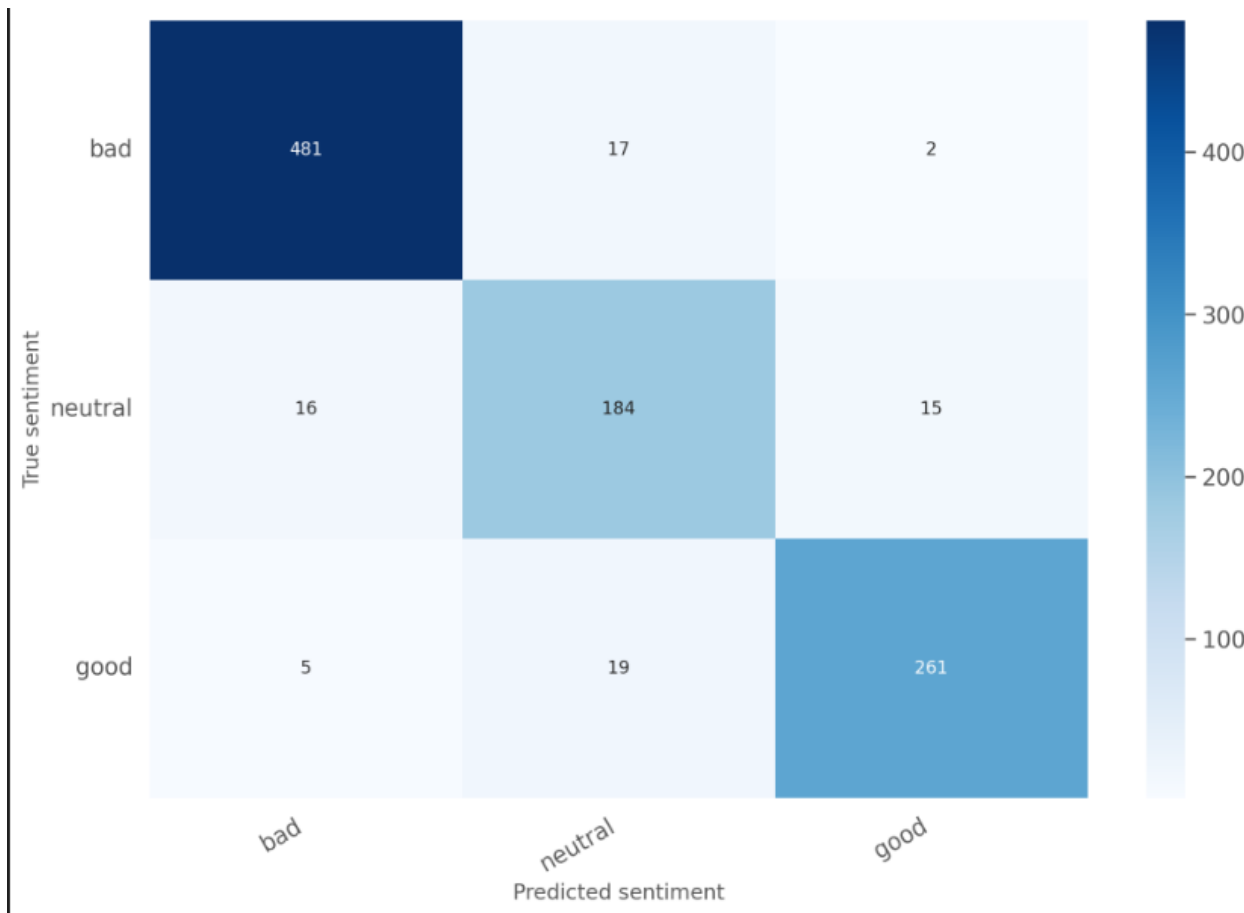
## Macro Average and Weighted Average

Αυτές οι μετρικές είναι οι μεσοί των μετρικών precision, recall και F1-Score σε όλες τις κατηγορίες. Η διαφορά τους είναι ότι στην περίπτωση του Macro Average όλες οι κατηγορίες συνεισφέρουν ισάξια στο τελικό αποτέλεσμα ενώ, στον μέσο Weighted Average η συνεισφορά κάθε κατηγορίας στον σταθμίζεται από το μέγεθος της.

Ο πίνακας 3-1 παρέχει μια πλήρη εικόνα της απόδοσης του μοντέλου σε κάθε κατηγορία και συνολικά. Παρατηρούμε ότι οι απόδοση σύμφωνα με τις μετρικές στις κατηγορίες 'bad' και 'good' είναι αρκετά καλή, ενώ λιγότερο καλή στην κατηγορία 'neutral' υποδεικνύοντας ότι είναι δυσκολότερο να κατηγοριοποιηθούν τα ουδέτερα tweets. Συνολικά, συμπεραίνουμε από την ακρίβεια της τάξης του 93% ότι το μοντέλο μας έχει αρκετά ικανοποιητική απόδοση. Αυτό υποδεικνύει ότι το μοντέλο είναι αποτελεσματικό στην κατηγοριοποίηση των tweets σε αυτές τις τρεις κατηγορίες, με τις μετρικές precision, recall, και F1-score να επιβεβαιώνουν την καλή του απόδοση.



Έπειτα, θα χρησιμοποιήσουμε την βιβλιοθήκη **Seaborn** για να κατασκευάσουμε έναν χάρτη θερμότητας (heatmap) ενός πίνακα σύγκυσης (confusion matrix), ώστε να κατανοήσουμε τον τρόπο με τον οποίο το μοντέλο προβλέπει τις κατηγορίες του συνόλου ελέγχου σε σύγκριση με τις πραγματικές κατηγορίες (Εικόνα 3-14).



**Εικόνα 3-14: Confusion Matrix**

Στην εικόνα 3-14, τα κελιά της διαγώνιου περιέχουν τους αριθμούς που αντιπροσωπεύουν πόσες από τις προβλέψεις ήταν σωστές για κάθε κατηγορία.. Η κατηγορία με τις περισσότερες σωστές προβλέψεις είναι η 'bad' με 481 στις 500 σωστές προβλέψεις. Συμβολίζεται με εντονότερο χρώμα για να υποδείξει την υψηλή ακρίβεια. Οι αριθμοί στα υπόλοιπα κελιά αντιπροσωπεύουν τον αριθμό των λανθασμένων προβλέψεων σε κάθε κατηγορία. Αυτός ο πίνακας είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου και για τον εντοπισμό των κατηγοριών που είναι πιο ευαίσθητες σε λανθασμένες προβλέψεις.

Τέλος, θα χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο μας για να προβλέψουμε το συναίσθημα σε ακατέργαστο κείμενο. Το κείμενο μας είναι το εξής:

**tweet\_text = "ChatGpt is very helpful! I really love to use it."**

Αφού προεπεξεργαστούμε το κείμενο όπως έχουμε περιγράψει, εφαρμόζουμε το μοντέλο μας σε αυτό και το αποτέλεσμα είναι το εξής:

**Review text: ChatGpt is very helpful! I really love to use it.**

**Sentiment: good**

Το μοντέλο μας έχει προβλέψει σωστά το συναίσθημα κάτι που επιβεβαιώνει την ικανοποιητική του απόδοση.

## Κεφάλαιο 4. Επίλογος

### 4.1. Σύνοψη και Συμπεράσματα

Ανακεφαλαιώνοντας, στην παρούσα διπλωματική εργασία εξετάστηκε εκτενώς η σημασία της ανάλυσης συναισθημάτων στα κοινωνικά δίκτυα και η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης για τον σκοπό αυτό. Είδαμε πώς η ικανότητα κατανόησης των συναισθημάτων των χρηστών σε αυτές τις πλατφόρμες μπορεί να προσφέρει πολύτιμες ενδείξεις για την κατανόηση των αντιδράσεών τους, των προτιμήσεών τους και την ανάληψη μέτρων βάσει αυτών των πληροφοριών.

Στο σύνολο δεδομένων που αναλύσαμε η πλειοψηφία των tweets κατηγοριοποιήθηκαν ως ‘bad’, πράγμα όμως που δεν είναι αντιπροσωπευτικό της γενικής κατανομής, μιας και κατηγοριοποιήσαμε ένα υποσύνολο του συνολικού dataset. Ωστόσο, συμπεραίνουμε ότι η μεθοδολογία που χρησιμοποιήσαμε είναι αποτελεσματική για την κατανόηση της αντίληψής και των συναισθηματικών αντιδράσεων των χρηστών για το συγκεκριμένο θέμα.

Κεντρικό μέρος της εργασίας ήταν η χρήση του μοντέλου BERT για την ανάλυση συναισθημάτων σε κείμενα, καθώς αποτελεί ένα από τα προηγμένα μοντέλα για την επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Στη συνέχεια, αξιολογήθηκε η απόδοση του μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων σχετικών με το ChatGpt, με τη χρήση μετρικών όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και το F1-Score. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι το μοντέλο έχει ικανοποιητική απόδοση, αν και υπήρχαν προκλήσεις στην αναγνώριση των ουδέτερων συναισθημάτων.

Τα μοντέλα Bert έχουν επιφέρει σημαντικές βελτιώσεις στην ανάλυση κειμένου και την αναγνώριση συναισθημάτων. Ξεχωρίζουν για το γεγονός ότι κατανοούν το κείμενο σε πολύ βαθύ επίπεδο, αντιλαμβάνονται τους συμβολισμούς και την σημασία των λέξεων, πράγμα που τους επιτρέπει να εξάγουν πιο συνεκτικά και ακριβή συμπεράσματα και συνεπώς να επιτυγχάνουν υψηλότερες αποδόσεις στις διάφορες εργασίες ανάλυσης συναισθημάτων. Ένα ακόμα πλεονέκτημα είναι η ανάγκη για λιγότερη προεπεξεργασία των δεδομένων. Ωστόσο, τα μοντέλα αυτά απαιτούν πολύ υψηλή υπολογιστική ισχύ και μνήμη για την εκπαίδευσή τους και την εκτέλεση των προβλέψεων, κάτι που είναι απαιτητικό από πλευράς υποδομής

Συνολικά, αυτή η διπλωματική εργασία επιβεβαιώνει τη σημασία και την αξία της ανάλυσης συναισθημάτων στα κοινωνικά δίκτυα, καθώς και την αποτελεσματικότητα του

μοντέλου BERT. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να συμβάλει στην κατανόηση των συναισθημάτων των χρηστών σε αυτές τις πλατφόρμες, και ανοίγει τον δρόμο για πολλές εφαρμογές στον κοινωνικό και τεχνολογικό τομέα.

## 4.2. Μελλοντικές προεκτάσεις

Οι μελλοντικές προεκτάσεις στον τομέα της ανάλυσης συναισθημάτων σε κοινωνικά δίκτυα είναι ενθαρρυντικές και προσφέρουν πολλές δυνατότητες για βελτιώσεις και επεκτάσεις. Ο τομέας αυτός βρίσκεται σε συνεχή εξέλιξη, και πολλές μελλοντικές προοπτικές μπορούν να βοηθήσουν στη βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων ανάλυσης συναισθημάτων.

Ένας σημαντικός παράγοντας για τη βελτίωση της απόδοσης είναι η διεύρυνση των dataset δεδομένου ότι υπάρχουν οι κατάλληλοι πόροι που απαιτούνται για την επεξεργασία τους. Η συλλογή επιπλέον δεδομένων από διάφορες πηγές και ποικιλία πλατφόρμων κοινωνικών δικτύων μπορεί να ενισχύσει την ικανότητα των μοντέλων να αναγνωρίζουν συναισθήματα και αντιδράσεις πιο αξιόπιστα. Επιπλέον, η επέκταση του dataset με περισσότερα ουδέτερα tweets μπορεί να βελτιώσει την ικανότητα των μοντέλων να αντιλαμβάνονται περιπλοκές περιπτώσεις ουδέτερων συναισθημάτων.

Η εφαρμογή διαφορετικών μοντέλων ανάλυσης συναισθημάτων ή ακόμα και η δημιουργία ενός classifier είναι ενδιαφέρουσες προοπτικές για την βελτίωση της αναλυτικής διαδικασίας. Κάθε μοντέλο έχει τα δικά του πλεονεκτήματα και περιορισμούς, και ο συνδυασμός τους μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένα αποτελέσματα. Επιπλέον, η διατήρηση των μοντέλων ενημερωμένων με τα πιο πρόσφατα δεδομένα από τα κοινωνικά δίκτυα είναι σημαντική για την βελτίωση της απόδοσης τους αλλά και της αντίληψης των αλλαγών στα συναισθήματα των χρηστών.

Συνολικά, ο τομέας της ανάλυσης συναισθημάτων στα κοινωνικά δίκτυα παραμένει ανοιχτός για πολλές ευκαιρίες και καινοτομίες. Η συνεχής έρευνα και ανάπτυξη σε αυτόν τον τομέα μπορεί να οδηγήσει σε βελτιώσεις στην κατανόηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς στον ψηφιακό κόσμο και στη δημιουργία εφαρμογών που θα έχουν θετικό αντίκτυπο στην κοινωνία.

## Βιβλιογραφία

Ελληνική

Χασαπόπουλος, Α. (2021) *Ανάλυση Συναισθήματος σε δεδομένα από το Twitter με χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης*. [Διπλωματική Εργασία], Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Αθήνα.

Ξενόγλωσση

Akram, W. & Kumar, R. (2018). *A study on Positive and Negative Effects of social media on Society*. International Journal of Computer Sciences and Engineering, 5(10), 347-693.

Alapathari, S., Mishra, M. (2021). *BERT: a sentiment analysis odyssey*. Journal of Marketing Analysis, 9, 118-126.

Alorini G., Rawat, D., & Alorini, D. (2021, June 14-23). *LSTM-RNN based sentiment analysis to monitor Covid-19 opinions using social media data*. [Conference Session], IEEE International Conference on Communications, Montreal, Canada.

Barbier, G., Tang, L., & Liu, H. (2011). *Understanding online groups through social media*. Data Mining and Knowledge Discovery, 1(4), 330-338.

Beigi, G., Hu, X., Maciejewski, R., & Liu, H. (2016). *An overview of sentiment analysis in social media and its applications in disaster relief*. In W. Pedrycz., & Chen, S.M. (2016). *Sentiment analysis and ontology Engineering*. USA: Springer Verlag.

Blank, G., Reisdorf, B. (2012). *The participatory Web*. Information Communication and Society.

Biswas, S. (2023). *The Function of chat GPT in social media: According to chat GPT*.

Brockman, G., Cheung, V., Pettersson, L., Schneider, J., Schulman, J., Tang, J. & Zaremba, W. (2016). *OpenAI Gym*. ArXiv Preprint ArXiv:1606.01540.

Chakriswara et al. (2019). *Emotion AI-Driven Sentiment Analysis: A Survey, Future Research Directions, and Open Issues*. Applied Sciences, 9, 1-27.

Chen, K., Duan, Z. & Yang, S. (2023). *Twitter as research data Tools, costs, skill sets, and lessons learned*. Politics and the Life Sciences, 41(1), 114-130.

Chong W.Y., Selvaretnam, B., & Soon, L.K. (2014, November 17-19). *Natural Language processing for sentiment analysis*. 4th International Conference on Artificial Intelligence with Applications in Engineering and Technology, Dalian, China.

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., Toutanova, K. (2018). *Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*. arXiv.

Else, H. (2023). *Abstracts written by ChatGPT fool scientists*. Nature, 613(7944), 423.

García-Pablos, A., Cuadros, M., Rigau, G. (2018). *W2vlda: almost unsupervised system for aspect-based sentiment analysis*. Expert Systems with Applications, 91, 127-137.

George, A.S. & George, H., Martin, A.S. (2023). *A Review of ChatGPT AI's Impact on Several Business Sectors*. Partners Universal International Innovation Journal, 1(1), 1-9.

Ghani, N.A., Hamid, S., Hashem, I.A. T. & Ahmed, E. (2018). *Social Media big data analytics: A survey*. Computers in Human Behavior, 101, 417-428.

Giachanou, A. & Crestani, F. (2016). *Like it or Not: A survey of Twitter sentiment analysis methods*. ACM Computing Surveys, 49(2), 28-40.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. Health Information Research, 22(4), 351-354.

Injadat, M., Salo, F. & Nasif, A.B. (2016). *Data mining techniques in social media: A survey*. Neurocomputing, 214, 654-670.

Kalla, D., & Smith, N. (2023). *Study and Analysis of Chat GPT and its Impact on Different Fields of Study*. International Journal of Innovative Science and Research Technology, 8(3), 827-833.

Kanakaraj, M., & Guddeti, R.M.R. (2015, September 26-28). *NLP based sentiment analysis on twitter data using ensemble classifiers*. [Conference Session], 3rd International Conference on Signal Processing, Communication and Networking (ICSCN), USA

Kaplan, A.M. & Haenlein, M. (2010). *Users of the world, unite! the challenges and opportunities of social media*. Business horizons, 53(1), 59–68.

Kirmani, A. R. (2022). *Artificial intelligence-enabled science poetry*. ACS Energy Letters, 8, 574-576.

Kurniasari, L., & Setyanto, A. (2020). *Sentiment analysis using Recurrent Neural Networks*. Journal of Physics, 1471, 1-7.

Liu, B. (2012). *Sentiment analysis and opinion mining*. Synthesis Lectures on Human Language Technologies 5(1), 1–167.

Liu, X., Zheng, Y., Du, Z., Ding, M., Qian, Y., Yang, Z., & Tang, J. (2021). *GPT understands, too*. arXiv

Lund, B. (2023). *A brief review of ChatGPT: its value and the underlying GPT technology*. Pre-printing.

Lund, B., & Wang, T. (2023). *Chatting about ChatGPT: How May AI and GPT Impact Academia and Libraries?* Library Hi Tech News [Pre-printing].

Mayfield, A. (2008). *What is social media?*



Mehta, P., & Pandya, S. (2020). *A Review On Sentiment Analysis Methodologies, Practices And Applications*. International Journal of Scientific & Technology Research, 9(2), 2277-8616.

Mercha, E.M., & Benbrahim, H. (2023). *Machine learning and deep learning for sentiment analysis across languages: A survey*. Neurocomputing, 531, 195-216.

Mittal, A., Patidar, S. (2023). *Sentiment analysis on Twitter data: A survey*.

Movement, Q. ai-Powering a P. W. (2023) *What is ChatGPT? How AI Is Transforming Multiple Industries*. Forbes

Nasukawa, T., & Yi, J. (2003, October 23-25). *Sentiment Analysis: Capturing Favorability Using Natural Language Processing*. [Conference Session], 2nd International Conference on Knowledge Capture, Florida, USA.

Nayak, A.S. (2019). *Deepspot: Spotting fake reviews wit sentiment analysis and text generation*. [Thesis], California State University, Sacramento, USA.

Oliverio, J. (2018). *A survey of social media, Big Data, Data Mining and Analytics*. Journal of Industrial Integration and Management,

Partelow, S. (2023). *What is a framework? Understanding their purpose, value, development and use*. Journal of Environmental Studies and Sciences, 13:510–519

Ren, F., Feng, L., Xiao, D., Cai, M., & Cheng, S. (2014). *DNet: A lightweight and efficient for aspect-based sentiment analysis*. Expert Systems with Applications, 151, 1-10.

Rout, J.K., Choo, K.R., Dash, K.A., Bakshi, S., Jena, S.K., & Williams, K. (2018). *A model for sentiment analysis of unstructured social media text*. Electronic Commerce Research, 18, 181-199.

- Salran, A., Nadam, C. & Basri, S. (2014, November 18-20). *Twitter sentiment analysis*. [Conference Session], International Conference on Information Technology and Multimedia (ICIMU), Putrajaya, Malaysia.
- Sapountzi, A., Psannis, K. (2018). *Social networking data analysis tools & challenges*. *Future Generation Computer Systems* 86: 893–913.
- Sagiroglu, S., Sinanc, D. (2013). *Big data: A review*. 2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS).
- Singh, G. (2015). Thread (computing). *International Journal of Innovative Research In Technology*.
- Skarpathiotaki, C., Psannis, K. (2022). *Cross – Industry Process Standardization for Text Analytics*. *Big Data Reasearch* 27: 100274.
- Sousa, M.G., K. Sakiyama, L. de Souza Rodrigues, P.H. Moraes, E.R. Fernandes, E.T., Matsubara (2019). *BERT for stock market sentiment analysis*. In 2019 IEEE 31st International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI): 1597–1601.
- Taherdoost, H. & Madanchian, M. (2023). *Artificial Intelligence and Sentiment Analysis: A Review in Competitive Research*. *Computers*, 12, 1-15.
- Trivedi, K. (2109). *Multi-label text classification using BERT—The mighty transformer*.
- Wankhabe, M., Sekhara Rao, A.C., & Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55, 5731-5780.
- Xiang, B. & Zhou, L. (2014). *Improving twitter sentiment analysis with topic-based mixture modeling and semi-supervised training*. *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2, 434-439.

Yue, L., Chen, W., Li, X., Zuo, W. & Yin, M. (2019). *A survey for sentiment analysis in social media*. Knowledge and Information Systems, 60, 617-663.

Zafarani, R., Abbasi, M., & Liu, H. (2014). *Social media mining: an introduction*. Cambridge University Press.

Zhao, L., Li, L. & Zheng, X. (2021, May 5-7). *A BERT based sentiment analysis and key entity detection approach for online financial texts*. [Conference Session], 24th International IEEE Conference [on Computer Supported Cooperative Work in Design \(CSCWD\)](#), Dalian, China.

Wnkhade, M. Rao, A. Kulkarni, C. (2022). *A survey on sentiment analysis methods, applications and challenges*. Artificial Intelligence Review 55(7):1-50

Διαδίκτυο

Nayak, P. 2019. *Understanding searches better than ever before*. <https://www.blog.google/products/search/search-language-understanding-bert/>.

Corbo, A. 2023. *How Is Python Used in Machine Learning*. <https://builtin.com/machine-learning/python-machine-learning>.

Levy, M. 2023. *Getting Started with Google Colab for Deep Learning: A Step-by-Step Guide*. <https://www.dataquest.io/blog/getting-started-with-google-colab-for-deep-learning/>.

Kelta, Z. 2022. *An Introduction to Using Transformers and Hugging Face*. <https://www.datacamp.com/tutorial/an-introduction-to-using-transformers-and-hugging-face>.

Solegaonkar, V. (2019). *Introduction to PyTorch*. <https://towardsdatascience.com/introduction-to-py-torch-13189fb30cb3>.

Ali, M. (2023). *Python Seaborn Tutorial For Beginners: Start Visualizing Data*. <https://www.datacamp.com/tutorial/seaborn-python-tutorial>.

Kattamuri, M. (2023). *Python / Introduction to Matplotlib*. <https://www.geeksforgeeks.org/python-introduction-matplotlib/>.

Rouse, M. (2019). *NumPy*. <https://www.techopedia.com/definition/33858/numpy>

Stanton, L. (2023). *How To Run Code In VS Code*. <https://www.alphr.com/vs-code-run-code/>

Chung, V. (2023). *Python pandas tutorial: The ultimate guide for beginners*. <https://www.datacamp.com/tutorial/pandas>

Pykes, K. (2023). *An easy-to-follow scikit-learn tutorial that will help you get started with Python machine learning*. <https://www.datacamp.com/tutorial/machine-learning-python>

Chen, J. (2022). *Benchmark: What It Is, Types, and How to Use Them in Investing*. <https://www.investopedia.com/terms/b/benchmark.asp>

Gandhi, R. (2018). *Naïve Bayes Classifier*. <https://towardsdatascience.com/naive-bayes-classifier-81d512f50a7c>

Scott, G. (2022). *Application Programming Interface (API): Definition and Examples*. <https://www.investopedia.com/terms/a/application-programming-interface.asp>

Tyson, M. (2022). *What is JSON? The universal data format.*  
<https://www.infoworld.com/article/3222851/what-is-json-a-better-format-for-data-exchange.html>

Jalli, A. (2023). *What Is XML?* <https://builtin.com/data-science/xml>

Kenton, W. (2020) *What Is a Third Party? How Their Role Works and Examples.*  
<https://www.investopedia.com/terms/t/third-party.asp>

Fruhlinger, J., Grimes, R. (2019) *What is OAuth? How the open authorization framework works.*  
<https://www.csoonline.com/article/562635/what-is-oauth-how-the-open-authorization-framework-works.html>

Frankenfield, J. (2023). *Open Source: What it Means, How it Works, Example.*  
<https://www.investopedia.com/terms/o/open-source.asp>

Rouse, M. (2016). *Feedback.* <https://www.techopedia.com/definition/7159/feedback>