



Τεχνολογικό
Πανεπιστήμιο
Κύπρου

Σχολή Επικοινωνίας
και Μέσων
Ενημέρωσης

Πτυχιακή εργασία

**Τεχνολογικές Επωνυμίες στο Instagram: Μια Πολυτροπική
Υπολογιστική Προσέγγιση για Ανάλυση Περιεχομένου**

Χρύσανθος Σπύρου

Λεμεσός, Μάιος 2025

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ
ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ ΚΑΙ ΜΕΣΩΝ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ ΚΑΙ ΣΠΟΥΔΩΝ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟΥ

Πτυχιακή εργασία

**Τεχνολογικές Επωνυμίες στο Instagram: Μια Πολυτροπική
Υπολογιστική Προσέγγιση για Ανάλυση Περιεχομένου**

του

Χρύσανθος Σπύρου

Επιβλέποντες/ουσες Καθηγητές/τριες

Δρ. Κώστας Τζιούβας

Δρ. Μαρία Βουτσά

Λεμεσός, Μάιος 2025

Πνευματικά δικαιώματα

Copyright © Χρυσάνθος Σπύρου, 2025

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Η έγκριση της πτυχιακής εργασίας από το Τμήμα Επικοινωνίας και Σπουδών Διαδικτύου του Τεχνολογικού Πανεπιστημίου Κύπρου δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Τμήματος.

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στους επιβλέποντες καθηγητές μου, Δρ. Κώστα Τζιούβα και Δρ. Μαρία Βουτσά, για την πολύτιμη καθοδήγηση, την υποστήριξη και τις χρήσιμες παρατηρήσεις τους καθ' όλη τη διάρκεια αυτής της ερευνητικής προσπάθειας. Η συμβολή τους υπήρξε καθοριστική για την ολοκλήρωση αυτής της εργασίας. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου για την αμέριστη υποστήριξη και ενθάρρυνση σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Ο κύριος σκοπός αυτής της έρευνας είναι να μελετήσει τις εικόνες και το κείμενο των αναρτήσεων (posts) στο Instagram των κορυφαίων 20 τεχνολογικών επωνυμιών (technological brands) και να αναγνωρίσει πώς οι χρήστες ανταποκρίνονται σε αυτές τις δημοσιεύσεις. Χρησιμοποιώντας προηγμένες μεθόδους υπολογιστικής όρασης (computer vision), επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP) και μεγάλων γλωσσικών μοντέλων (LLM), η έρευνα εφαρμόζει ανάλυση συναισθήματος (sentiment analysis), συναισθηματική ανάλυση (emotional analysis) και μοντελοποίηση θεματολογίας (topic modeling) σε πολυτροπικά δεδομένα (multimodal data). Τα αποτελέσματα της έρευνας ανέδειξαν ότι η συνεκτική χρήση συναισθημάτων, θεματικών μοτίβων και οπτικής συνέπειας ενισχύει την αναγνωρισιμότητα και την αλληλεπίδραση με τις δημοσιεύσεις των τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram.

Λέξεις κλειδιά: *Τεχνολογικές Επωνυμίες, Instagram, Πολυτροπικά Δεδομένα, Ανάλυση Συναισθήματος, Μοντελοποίηση θεματολογίας, LLM*

ABSTRACT

The primary aim of this study is to examine the images and textual content of Instagram posts shared by the top 20 technological brands and to identify how users respond to this content. Utilizing advanced methods of computer vision, natural language processing (NLP) and large language models (LLMs), the study applies sentiment analysis, emotional analysis and topic modeling to multimodal data. The findings revealed that the cohesive use of emotions, thematic patterns and visual consistency enhances brand recognition and user engagement with the Instagram posts of technological brands.

Keywords: *Technological brands, Instagram, Multimodal data, Sentiment analysis, Topic modeling, LLM*

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	vi
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ.....	viii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	xi
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ.....	xii
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ	xiii
1 Εισαγωγή.....	1
2 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	3
2.1 Πολυτροπικά Δεδομένα και Ανάλυση Συναισθημάτων	3
2.2 Topic Modeling.....	4
2.3 Αυτόματη Περιγραφή Εικόνων και Νευρωνικά Δίκτυα	4
2.4 Ρόλος ΜΚΔ σε Στρατηγική Επικοινωνία και Μάρκετινγκ	5
2.5 Οπτική και Κειμενική Ανάλυση	6
2.6 Οπτικά Στοιχεία	7
2.6.1 Sentiment Analysis και Οπτικά Στοιχεία	7
2.7 Κειμενικά Στοιχεία.....	8
2.8 Ερευνητικά Ερωτήματα	9
3 Μεθοδολογία Έρευνας.....	11
3.1 Ερευνητικός Σχεδιασμός.....	12
3.2 Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων.....	13
3.3 Μέθοδος Δειγματοληψίας.....	14
3.4 Μέθοδοι Ανάλυσης και Επεξεργασίας Δεδομένων	15
3.4.1 Εξαγωγή και Επιλογή Sentiment Analysis	16
3.4.2 Εξαγωγή και Επιλογή Emotional Analysis.....	16
3.4.3 Εξαγωγή και Επιλογή Topics.....	17

3.4.4	Εξαγωγή Sentiment, Emotional και Topics μέσω LLM.....	17
3.5	Έλεγχος Εγκυρότητας Αποτελεσμάτων.....	18
3.6	Ηθικά Ζητήματα	19
4	Αποτελέσματα.....	20
4.1	Ανάλυση Κειμενικών Χαρακτηριστικών.....	20
4.1.1	Ανάλυση Hashtags και Mentions.....	21
4.1.2	Ανάλυση Emojis	22
4.1.3	Ανάλυση Αριθμού Λέξεων Αναρτήσεων	23
4.2	Αποτελέσματα Sentiment, Emotional και Topics Κειμένων.....	24
4.2.1	Sentiment Analysis μέσω TextBlob.....	24
4.2.2	Sentiment Ανάλυση μέσω LLM.....	26
4.2.3	Emotional Analysis μέσω NRCLex.....	27
4.2.4	Emotional Analysis μέσω LLM.....	28
4.2.5	Topics Modeling μέσω Zero-shot Classification	29
4.2.6	Topics Modeling μέσω LLM.....	31
4.3	Αποτελέσματα Sentiment, Emotional και Topics Analysis Εικόνων	32
4.3.1	Sentiment Analysis Εικόνων μέσω LLM.....	32
4.3.2	Emotional Analysis Εικόνων μέσω LLM.....	33
4.3.3	Topic Modeling Εικόνων μέσω LLM.....	34
4.4	Οπτικά Χαρακτηριστικά Αναρτήσεων	35
4.4.1	Τοποθέτηση Λογοτύπων	38
4.4.2	Συχνότητα Χρήσης Χρωμάτων ανά Επωνυμία	40
5	Συζήτηση.....	42
5.1	Πρακτική Συνεισφορά	42
5.1.1	Ερμηνεία Ανάλυσης Μέσου Όρου Likes και Σχόλια	42
5.1.2	Ερμηνεία Χρήσης Hashtags και Mentions	42

5.1.3	Ερμηνεία Χρήσης Emojis	43
5.1.4	Ερμηνεία Μήκους Κειμένου στις Αναρτήσεις	44
5.1.5	Συγκριτική Ερμηνεία Sentiment Analysis	45
5.1.5.1	Ερμηνεία Sentiment Analysis Εικόνας	45
5.1.6	Ερμηνεία και Σύγκριση Emotional Analysis	46
5.1.6.1	Ερμηνεία Emotional Analysis Εικόνας.....	47
5.1.7	Ερμηνεία και Σύγκριση Topics Analysis	48
5.1.7.1	Ερμηνεία Topics Analysis Εικόνας	49
5.1.8	Ερμηνεία Οπτικής Παρουσίας και Τοποθέτησης Λογοτύπων.....	50
5.1.9	Ερμηνεία Χρήσης Χρωμάτων από Επωνυμίες	51
5.2	Θεωρητική Συνεισφορά	52
6	Συμπεράσματα	54
6.1	Περιορισμοί.....	55
6.2	Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα.....	56
6.3	Πρακτικές Εφαρμογές των Ευρημάτων.....	58
6.4	Πιθανά Ερωτήματα που Προέκυψαν από την Έρευνα	59
	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	60
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ι	64
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙΙ.....	69
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙΙΙ.....	85
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙV	86
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ V.....	93

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Επισκόπηση Χρήσης Βιβλιοθηκών Python ανά Ανάλυση	15
Πίνακας 2: Συχνότερα Hashtags και Mentions ανά Επωνυμία	21
Πίνακας 3: Συχνότερα Emojis ανά Επωνυμία	23
Πίνακας 4: Μέσος Όρος Αριθμού Λέξεων ανά Επωνυμία.....	24
Πίνακας 5: Συχνότητα Εμφάνισης Λογοτύπων ανά Επωνυμία	37
Πίνακας 6: Κατανομή Τοποθέτησης Λογοτύπων ανά Επωνυμία.....	39

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 1: Κορυφαίες Τεχνολογικές Επωνυμίες Παγκοσμίως κατά το 2023	11
Διάγραμμα 2: Μεθοδολογική Ροή Υπολογιστικής Ανάλυσης Περιεχομένου.....	12
Διάγραμμα 3: Διάρκεια Παρουσίας Επωνυμιών	14
Διάγραμμα 4: Μέσος Όρος Likes και Σχολίων	20
Διάγραμμα 5: Sentiment Analysis Κειμένου ανά Επωνυμία μέσω TextBlob	25
Διάγραμμα 6: Sentiment Analysis Κειμένου ανά Επωνυμία μέσω LLM.....	27
Διάγραμμα 7: Emotional Analysis ανά Επωνυμία μέσω NRCLex.....	28
Διάγραμμα 8: Emotional Analysis ανά Επωνυμία μέσω LLM.....	29
Διάγραμμα 9: Topic Modeling ανά Επωνυμία μέσω Zero-shot classification	30
Διάγραμμα 10: Topic Modeling Κειμένου όλων των Επωνυμιών μέσω LLM.....	31
Διάγραμμα 11: Sentiment Analysis Εικόνων ανά Επωνυμία μέσω LLM.....	33
Διάγραμμα 12: Emotional Analysis Εικόνων ανά Επωνυμία μέσω LLM.....	34
Διάγραμμα 13: Topic Modeling Εικόνων όλων των Επωνυμιών μέσω LLM.....	35
Διάγραμμα 14: Ποσοστιαία Κατανομή Εμφάνισης Λογοτύπων ανά Επωνυμία	37
Διάγραμμα 15: Συχνότητα Τοποθέτησης Λογοτύπων στις Αναρτήσεις	39
Διάγραμμα 16: Συχνότητας Χρήσης Χρωμάτων ανά Επωνυμία.....	41
Διάγραμμα 17: Παρακολούθηση Αποτελεσμάτων IQ Test Τεχνητής Νοημοσύνης	57

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

AI:	Artificial Intelligence
API:	Application Programming Interface
LDA:	Latent Dirichlet Allocation
LLM:	Large Language Model
NLP:	Natural Language Processing
PAD:	Pleasure Arousal Dominance
PLSA:	Probabilistic Latent Semantic Analysis
RGB:	Red, Green, Blue
ΜΚΔ:	Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης

1 Εισαγωγή

Ο κλάδος των τεχνολογικών επωνυμιών (technology brands) αξιοποιεί τα Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης (ΜΚΔ) ως εργαλείο για άμεση επικοινωνία με το κοινό, προώθηση εκδηλώσεων και ενίσχυση της αναγνωρισιμότητας των εμπορικών σημάτων (brand awareness)¹. Ανάμεσα σε όλες τις πλατφόρμες, το Instagram έχει αναδιαμορφώσει το τοπίο του μάρκετινγκ για τις τεχνολογικές επωνυμίες, παρέχοντας έναν χώρο προσανατολισμένο στην εικόνα, όπου οι επωνυμίες μπορούν να αναδείξουν την ταυτότητα και την καινοτομία τους, καθώς και να χτίσουν την προσωπικότητά τους.

Η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται στην ανάλυση εικόνας και κειμένου που δημοσιεύουν οι τεχνολογικές επωνυμίες στο Instagram και στον τρόπο με τον οποίο οι χρήστες ανταποκρίνονται σε αυτό το περιεχόμενο. Πρόκειται να αναλυθούν οι οπτικές και κειμενικές πτυχές των αναρτήσεων που δημοσιεύονται από παγκόσμιες τεχνολογικές επωνυμίες, με έμφαση στα οπτικά και κειμενικά στοιχεία και τον τρόπο με τον οποίο η προβολή της επηρεάζει την αλληλεπίδραση των χρηστών.

Εκτός από την ανάλυση της εικόνας και του κειμένου, η χρήση των μεταδεδομένων (metadata) αποτελεί έναν κρίσιμο παράγοντα στη διαμόρφωση αποτελεσματικών στρατηγικών επικοινωνίας. Τα μεταδεδομένα περιλαμβάνουν στοιχεία όπως ετικέτες περιεχομένου (hashtags), γεωγραφικές πληροφορίες και δεδομένα αλληλεπίδρασης (likes, σχόλια, κοινοποιήσεις). Η ανάλυση αυτών των στοιχείων επιτρέπει τη βαθύτερη διερεύνηση της συμπεριφοράς των χρηστών, ενισχύοντας τη δυνατότητα δημιουργίας στοχευμένου περιεχομένου και πιο αποτελεσματικών επικοινωνιακών στρατηγικών.

Συγκεκριμένα, τα οπτικά χαρακτηριστικά των αναρτήσεων περιλαμβάνουν συνήθως καθαρές, μοντέρνες γραμμές και έμφαση στα προϊόντα ή τις υπηρεσίες της επωνυμίας, αναδεικνύοντας στοιχεία καινοτομίας και τεχνολογικής εξέλιξης. Στο κειμενικό περιεχόμενο, το topic modeling εντοπίζει θέματα όπως η καινοτομία, η βιωσιμότητα και η συνδεσιμότητα, τα οποία συχνά αποτυπώνονται σε hashtags, τίτλους και περιγραφές.

¹ Brand awareness περιγράφει τον βαθμό στον οποίο οι καταναλωτές αναγνωρίζουν ένα εμπορικό σήμα και το συνδέουν με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά ή αξίες, ενισχύοντας την εμπιστοσύνη και την πιθανότητα επιλογής του. Βλ. Kopp (2024).

Αυτά τα χαρακτηριστικά, οπτικά και κειμενικά, φαίνεται να επηρεάζουν σημαντικά την αλληλεπίδραση των χρηστών, συνδυάζοντας την ελκυστικότητα με τη σύγχρονη ταυτότητα της επωνυμίας και ενισχύοντας τις αντιδράσεις τους με likes, σχόλια και κοινοποιήσεις.

Στο πλαίσιο αυτής της μελέτης, συλλέχθηκαν και αναλύθηκαν πολυτροπικά δεδομένα (κείμενο, εικόνα και μεταδεδομένα) από αναρτήσεις των 20 κορυφαίων τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram. Εφαρμόστηκαν μέθοδοι υπολογιστικής όρασης, επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και μεγάλα γλωσσικά μοντέλα (LLM) για την εξαγωγή συναισθημάτων (sentiment analysis, emotional analysis) και topic modeling. Η ανάλυση επικεντρώθηκε στη συσχέτιση αυτών των χαρακτηριστικών με τα επίπεδα αλληλεπίδρασης των χρηστών, αποσκοπώντας στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο το πολυτροπικό περιεχόμενο επηρεάζει την απόδοση και την αποτελεσματικότητα των στρατηγικών επικοινωνίας στο Instagram.

2 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει το θεωρητικό και επιστημονικό υπόβαθρο στο οποίο βασίζεται η παρούσα έρευνα. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στη μελέτη της ανάλυσης πολυτροπικών δεδομένων στα ΜΚΔ, με επίκεντρο τις τεχνικές ανάλυσης συναισθημάτων, topic modeling, την εφαρμογή υπολογιστικών μεθόδων για την περιγραφή εικόνων, καθώς και το ρόλο του οπτικού και γλωσσικού περιεχομένου στη στρατηγική επικοινωνία των επωνυμιών. Μέσα από την ανασκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας, αναδεικνύονται οι βασικές θεωρητικές συνιστώσες και τεχνολογικές προσεγγίσεις που συνθέτουν το πλαίσιο της παρούσας έρευνας.

2.1 Πολυτροπικά Δεδομένα και Ανάλυση Συναισθημάτων

Η ανάλυση πολυτροπικών δεδομένων (multimodal data)² έχει αποκτήσει εξέχουσα σημασία στην εποχή της πληροφορίας, καθώς συνδυάζει διαφορετικούς τύπους δεδομένων, όπως κείμενο, εικόνες και βίντεο, για τη βαθύτερη κατανόηση της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης στα ΜΚΔ (Gandhi et al., 2023). Οι Zhang et al. (2021) εισήγαγαν ένα γνωσιακό μοντέλο βασισμένο σε νευρωνικά δίκτυα (neural networks)³ για την πολυτροπική ανάλυση συναισθημάτων, ενισχύοντας τη συσχέτιση μεταξύ διαφορετικών τύπων δεδομένων. Παράλληλα, τεχνικές όπως το BERTopic έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά αποτελεσματικές στη topic modeling, επιτρέποντας την εξαγωγή θεμάτων από δεδομένα ΜΚΔ (Pathak et al., 2021).

Η ανάλυση συναισθήματος είναι μια μέθοδος που επιτρέπει την ανίχνευση και ποσοτικοποίηση των συναισθημάτων που εκφράζονται σε δεδομένα, όπως το κείμενο και η εικόνα. Η δυνατότητα συνδυασμού αυτών των δύο πηγών πληροφορίας είναι ιδιαίτερα σημαντική για την ανάλυση πολυτροπικών δεδομένων, όπως για παράδειγμα στις αναρτήσεις χρηστών σε ΜΚΔ. Μέσω σύγχρονων τεχνικών μηχανικής μάθησης, επιτυγχάνεται η ανάλυση τόσο των χαρακτηριστικών που απορρέουν από το κείμενο όσο

² Πολυτροπικά δεδομένα είναι δεδομένα από διαφορετικών τύπων, όπως κείμενο, εικόνες και ήχο. Ο συνδυασμός τους επιτρέπει πιο πλήρη και ακριβή ανάλυση, όπως η καλύτερη κατανόηση συναισθημάτων σε ΜΚΔ.

³ Νευρωνικά δίκτυα είναι υπολογιστικά μοντέλα που μιμούνται τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, με στόχο την ανάλυση και εκμάθηση από δεδομένα.

και εκείνων που προκύπτουν από τις εικόνες, επιτρέποντας την κατανόηση της συναισθηματικής τους σχέσης. Για παράδειγμα, οι Katsurai και Satoh (2016) ανέπτυξαν μια μέθοδο που βασίζεται σε λανθάνουσες συσχετίσεις μεταξύ οπτικών και γλωσσικών χαρακτηριστικών για την ανίχνευση συναισθημάτων, ενώ άλλες προσεγγίσεις, όπως αυτή των Li και συνεργατών (2022), χρησιμοποιούν δίκτυα αλληλεπίδρασης εικόνας και κειμένου για τη βελτίωση της ακρίβειας της ανάλυσης συναισθημάτων.

2.2 Topic Modeling

Η Topic Modeling είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για την αναγνώριση κρυφών θεμάτων μέσα σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Όταν εφαρμόζεται σε δεδομένα που περιλαμβάνουν τόσο εικόνες όσο και κείμενο, προσφέρει τη δυνατότητα να εντοπίζονται και να συσχετίζονται topics από τις δύο διαφορετικές πηγές πληροφορίας. Μέσα από την ανάλυση των χαρακτηριστικών μιας εικόνας και του αντίστοιχου κειμένου, επιτυγχάνεται η κατανόηση του πώς συνδέονται οι δύο μορφές δεδομένων με κοινά topics. Οι τεχνικές όπως η Latent Dirichlet Allocation (LDA) (Barari & Eisend, 2024) και η Probabilistic Latent Semantic Analysis (PLSA) (Hofmann, 1999) έχουν επεκταθεί για να περιλαμβάνουν τη δυνατότητα ανάλυσης πολυτροπικών δεδομένων, κάτι που καθιστά το topic modeling ένα σημαντικό εργαλείο για εφαρμογές όπως η αυτόματη περιγραφή εικόνων και η ανάλυση δεδομένων από ΜΚΔ (Alghamdi & Alfalqi, 2015).

2.3 Αυτόματη Περιγραφή Εικόνων και Νευρωνικά Δίκτυα

Μια σημαντική εφαρμογή αυτής της τεχνολογίας περιλαμβάνει την αυτόματη περιγραφή εικόνων με τη χρήση δεδομένων κειμένου, μια διαδικασία που διευκολύνεται από μοντέλα όπως το Multi-modal Latent Dirichlet Allocation (M-LDA) (Putthividhy et al. 2010). Τα μοντέλα αυτά επιτρέπουν την απόδοση topics τόσο σε εικόνες όσο και στα αντίστοιχα συνοδευτικά κείμενα, αναγνωρίζοντας τη συσχέτιση μεταξύ τους και παρέχοντας αυτόματες ετικέτες στις εικόνες.

Μια πιο πρόσφατη προσέγγιση περιλαμβάνει τη χρήση νευρωνικών δικτύων και προσεγγίσεων βαθιάς μάθησης, τα οποία επιτρέπουν τη συνδυαστική ανάλυση πολυτροπικών δεδομένων. Με τη χρήση τεχνικών όπως η ενσωμάτωση εικόνων σε χωρικές αναπαραστάσεις θεμάτων που προκύπτουν από το κείμενο, είναι δυνατή η

αναγνώριση πολύπλοκων συσχετίσεων και η επίτευξη ακρίβειας σε εφαρμογές όπως ο σχολιασμός εικόνων (Gomez et al., 2017).

2.4 Ρόλος MKΔ σε Στρατηγική Επικοινωνία και Μάρκετινγκ

Όπως επισημαίνουν οι Argyris et al. (2020), τα MKΔ αποτελούν πλέον βασικό εργαλείο επικοινωνίας για τις επωνυμίες, προσφέροντας πολλές ευκαιρίες για να συνδεθούν με το κοινό τους, να ενισχύσουν την εμπλοκή (engagement) και να αναλύσουν τη συμπεριφορά των χρηστών. Πρόσφατες έρευνες έχουν αναδείξει σημαντικά στοιχεία για τη χρήση των MKΔ στον τομέα της στρατηγικής επικοινωνίας και του μάρκετινγκ. Οι Barari και Eisend (2024) αναφέρουν ότι οι στρατηγικές που περιλαμβάνουν θετικό συναίσθημα και ελκυστικό οπτικό περιεχόμενο μπορούν να αυξήσουν την αποτελεσματικότητα των αναρτήσεων. Αντίστοιχα, οι Argyris et al. (2020) επισημαίνουν ότι η σωστή χρήση εικόνων και η ανάλυση της εμπλοκής των χρηστών παίζουν βασικό ρόλο στην επιτυχία μιας επωνυμίας στο Instagram.

Κεντρικό ρόλο στα MKΔ διαδραματίζουν οι εικόνες και τα hashtags. Αναρτήσεις που χρησιμοποιούν όμορφες, προσεγμένες εικόνες και έξυπνα hashtags μπορούν να προσελκύσουν περισσότερη προσοχή και να ενισχύσουν τη εμπλοκή των χρηστών (Kim et al., 2020). Στο Instagram, για παράδειγμα, οι επωνυμίες μόδας προτιμούν να χρησιμοποιούν οπτικά στοιχεία που αναδεικνύουν την αισθητική τους, αποφεύγοντας να προβάλλουν πολύ έντονα την εμπορική τους πρόθεση. Αυτό τις βοηθά να είναι πιο ελκυστικές για τους χρήστες (Yoo et al., 2023). Από την άλλη πλευρά, οι επωνυμίες πολυτελείας φαίνεται να επωφελούνται από την πιο εμφανή παρουσία λογότυπων, καθώς αυτή ενισχύει τη σύνδεσή τους με το κοινό που αναζητά κοινωνική αναγνώριση μέσα από τα προϊόντα τους (Yoo et al., 2023).

Παράλληλα, οι αναρτήσεις που προκαλούν θετικά emotional, όπως χαρά και εμπιστοσύνη, καταφέρνουν να αυξήσουν την εμπλοκή των χρηστών. Αντίθετα, αναρτήσεις με μεγάλα κείμενα ή προωθητικά μηνύματα συχνά δεν έχουν την ίδια απήχηση, ιδιαίτερα όταν το κοινό αντιλαμβάνεται ξεκάθαρα την εμπορική πρόθεση πίσω από αυτές (Hossain et al., 2024; Peng, 2020).

Η χρήση σύγχρονων τεχνολογιών, όπως το Amazon Rekognition και το Microsoft Azure Cognitive Services, επιτρέπει την ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων από MKΔ. Αυτές

οι τεχνολογίες μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό των λογότυπων και στην ανάλυση των συναισθημάτων, προσφέροντας πολύτιμες πληροφορίες για τα μοτίβα αλληλεπίδρασης των χρηστών και τη βελτίωση των στρατηγικών περιεχομένου (Kim et al. 2020; Yoo et al. 2023).

2.5 Οπτική και Κειμενική Ανάλυση

Η σωστή χρήση των οπτικών και κειμενικών στοιχείων στις αναρτήσεις είναι ζωτικής σημασίας για την επιτυχία της στρατηγικής μιας επωνυμίας στα ΜΚΔ. Κάθε στοιχείο εξυπηρετεί διαφορετικούς σκοπούς, αλλά ο συνδυασμός τους μπορεί να κάνει μια ανάρτηση πιο ελκυστική και αποτελεσματική (Kim et al., 2020).

Τόσο οι εικόνες όσο και τα βίντεο είναι τα πιο ισχυρά μέσα στα ΜΚΔ, καθώς αποτελούν τον κυρίαρχο τύπο περιεχομένου και συμβάλλουν σημαντικά στην ενίσχυση της εμπλοκής και της ανάκλησης του μηνύματος (Argyris et al., 2020; Yoo et al., 2023). Αναρτήσεις που περιλαμβάνουν όμορφες εικόνες, ανθρώπινα στοιχεία και διακριτική χρήση λογότυπων καταφέρνουν να προσελκύσουν περισσότερους χρήστες. Στο Instagram, για παράδειγμα, οι επωνυμίες πολυτελείας συχνά επωφελούνται από τη χρήση λογότυπων, όταν αυτή γίνεται με στρατηγικό και διακριτικό τρόπο (Yoo et al. 2023). Εικόνες που προκαλούν θετικά συναισθήματα, όπως χαμόγελο ή αίσθημα εμπιστοσύνης, συμβάλλουν σημαντικά στην εμπλοκή του κοινού. Ωστόσο, η υπερβολική χρήση ανθρώπινων προσώπων ή εμφανών στοιχείων μπορεί να έχει αρνητικό αντίκτυπο (Kim & Kim, 2020).

Η τεχνολογία της υπολογιστικής όρασης επιτρέπει στις επωνυμίες να αναλύουν μεγάλο όγκο οπτικών δεδομένων και να αναγνωρίζουν μοτίβα που οδηγούν σε καλύτερες στρατηγικές αλληλεπίδρασης (Kim et al., 2020). Το κείμενο που συνοδεύει τις εικόνες, είτε ως λεζάντα (caption) είτε ενσωματωμένο στις φωτογραφίες, έχει καθοριστική σημασία. Τα hashtags αποτελούν βασικό εργαλείο για την ενίσχυση της ορατότητας του περιεχομένου (Kim et al., 2020). Επίσης, το μήκος του κειμένου επηρεάζει την εμπλοκή: σύντομες, σαφείς και θετικά διατυπωμένες λεζάντες τείνουν να είναι πιο ελκυστικές. Από την άλλη πλευρά, οι μακροσκελείς ή υπερβολικά προωθητικές αναρτήσεις συχνά προκαλούν μειωμένη αλληλεπίδραση (Hossain et al. 2024). Οι λέξεις που προκαλούν θετικά συναισθήματα, όπως «χαρά», αυξάνουν την εμπλοκή, ενώ αρνητικές λέξεις, όπως

«λύπη», έχουν την αντίθετη επίδραση (Peng, 2020). Ο σωστός συνδυασμός εικόνας και κειμένου είναι καθοριστικός για την επιτυχία μιας ανάρτησης. Επωνυμίες που καταφέρνουν να ελκύουν την προσοχή με εντυπωσιακές εικόνες και να επικοινωνούν αποτελεσματικά με καλογραμμένα μηνύματα δημιουργούν πιο ελκυστικό και αποτελεσματικό περιεχόμενο (Yoo et al. 2023).

2.6 Οπτικά Στοιχεία

Η κατηγοριοποίηση εικόνων στα ΜΚΔ βασίστηκε σε τεχνολογίες υπολογιστικής όρασης (computer vision). Αυτά τα εργαλεία αναγνώρισαν αντικείμενα, πρόσωπα και σκηνικά χαρακτηριστικά (scene features), επιτρέποντας την ταξινόμηση των εικόνων σε κατηγορίες όπως «φύση», «προϊόντα» και «άτομα» (Kim et al., 2019; Yoo et al., 2023). Η ανάλυση με χρήση OpenCV παρείχε στοιχεία όπως η φωτεινότητα (brightness), ο κορεσμός (saturation) και οι τιμές χρωματικής παλέτας RGB (Red, Green, Blue), τα οποία έχουν αποδειχθεί καθοριστικά για τον τρόπο με τον οποίο οι χρήστες αντιλαμβάνονται την αισθητική μιας εικόνας και για τα συναισθήματα που αυτή μπορεί να προκαλέσει στο κοινό (Bashari & Fazl-Ersi, 2020).

Η χρήση OCR (Optical Character Recognition) συνέβαλε στην αναγνώριση ενσωματωμένου κειμένου στις εικόνες. Ο Peng (2020) σημείωσε ότι οι εικόνες με καθαρά και θετικά μηνύματα ενίσχυσαν τη συναισθηματική εμπλοκή, ενώ εικόνες με υπερβολικό ή αρνητικό περιεχόμενο είχαν αντίθετα αποτελέσματα. Επιπλέον, οι Gelli et al. (2020) υπογράμμισαν τη σημασία της αρμονικής σύνθεσης χρωμάτων και της ευκρίνειας στην ενίσχυση της αισθητικής ποιότητας των εικόνων. Τέλος, οι Yoo et al. (2023) υποστήριξαν ότι οι εικόνες με ανθρώπινα πρόσωπα και χαμογελαστές εκφράσεις ενίσχυσαν την αίσθηση εμπιστοσύνης και ενσυναίσθησης, δημιουργώντας ισχυρότερη συναισθηματική σύνδεση μεταξύ χρηστών και περιεχομένου.

2.6.1 Sentiment Analysis και Οπτικά Στοιχεία

Το sentiment analysis στα οπτικά χαρακτηριστικά αποτελεί ένα ισχυρό εργαλείο για την κατανόηση της συναισθηματικής επίδρασης του περιεχομένου. Τα στοιχεία όπως η ένταση χρωμάτων (colorfulness), η αντίθεση (contrast) και η φωτεινότητα (brightness) διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στη συναισθηματική αντίδραση του κοινού. Σύμφωνα με τους Kim et al. (2020), εικόνες με φυσικά χρώματα και ισορροπημένη φωτεινότητα

συσχετίστηκαν με θετικά συναισθήματα, ενώ υπερβολικά φωτεινές εικόνες προκάλεσαν αρνητικές αντιδράσεις. Αυτά τα αποτελέσματα επιβεβαιώνονται και από τους Bashari και Fazl-Ersi (2020), οι οποίοι ανέφεραν ότι οι εικόνες με υψηλή αντίθεση και ισορροπημένη σύνθεση προκάλεσαν αυξημένο sentiment engagement, ενισχύοντας τη θετική ανταπόκριση του κοινού.

Η χρήση του μοντέλου PAD (Pleasure, Arousal, Dominance) αποτέλεσε κεντρικό εργαλείο για τη μέτρηση συναισθημάτων μέσω χαρακτηριστικών όπως ο κορεσμός, η φωτεινότητα και οι τιμές RGB. Αυτά τα χαρακτηριστικά επέτρεψαν την πρόβλεψη συναισθημάτων όπως «χαρά», «ένταση», ή «ηρεμία» (Gelli et al., 2018; Yoo et al., 2023).

Παράλληλα, το emotional analysis μέσω προσώπων ανέδειξε τη σημασία των ανθρώπινων εκφράσεων στις εικόνες. Με τη χρήση του Face API (Application Programming Interface) της Microsoft Azure, οι Yoo et al. (2023) εντόπισαν ότι χαμογελαστά πρόσωπα προκάλεσαν αυξημένη θετική αλληλεπίδραση, ενώ ουδέτερες ή αρνητικές εκφράσεις οδήγησαν σε χαμηλότερα επίπεδα εμπλοκής. Οι Peng et al. (2020) επεκτείνουν αυτή την παρατήρηση, σημειώνοντας ότι η ενσωμάτωση ανθρώπινων στοιχείων στις εικόνες ενισχύει τη συναισθηματική σύνδεση του χρήστη με το περιεχόμενο.

Επιπλέον, η ενσωμάτωση κειμένου μέσω εργαλείων OCR ανέδειξε τη σημασία του περιεχομένου της εικόνας. Σύμφωνα με τους Gelli et al. (2020), οι εικόνες που περιλάμβαναν σαφείς και θετικά διατυπωμένες πληροφορίες είχαν υψηλότερη συναισθηματική επίδραση, ενώ οι εικόνες με πολύπλοκα ή αρνητικά μηνύματα προκάλεσαν μειωμένη αλληλεπίδραση.

2.7 Κειμενικά Στοιχεία

Η ανάλυση των κειμένων επικεντρώθηκε στη χρήση προηγμένων μεθόδων NLP, όπως η LDA, για τον εντοπισμό θεμάτων των κειμένων και τα σχόλια. Οι Peng (2020) και Kim et al. (2020) διαπίστωσαν ότι τα συχνότερα θέματα περιλάμβαναν «προώθηση προϊόντων», «κοινωνικές καμπάνιες» και «τεχνολογική καινοτομία». Αυτές οι θεματικές κατηγορίες αποκαλύπτουν τις προτεραιότητες των επωνυμιών στην επικοινωνία με το κοινό τους.

Τα hashtags και τα mentions (αναφορές) αποτέλεσαν επίσης σημαντικούς παράγοντες για την ενίσχυση της ορατότητας των αναρτήσεων. Για παράδειγμα, hashtags όπως #techlife ή #innovation συνδέθηκαν με αυξημένη αλληλεπίδραση, ενώ τα mentions ενίσχυσαν τη σύνδεση των επωνυμιών με άλλους χρήστες και οργανισμούς (Yoo et al., 2023). Επίσης, η χρήση emojis σε λεζάντες συνέβαλε στη δημιουργία θετικού emotion και αύξησε την εμπλοκή των χρηστών (Gelli et al., 2020).

Εργαλεία όπως το Text Analytics API της Microsoft Azure επέτρεψαν την ανάλυση sentiment scores των κειμένων και των σχολίων (comments). Οι θετικές βαθμολογίες συσχετίστηκαν με περιεχόμενο που προέβαλε θετικά μηνύματα, ενώ αρνητικές βαθμολογίες συχνά αντανάκλασαν δυσαρέσκεια σχετικά με προϊόντα ή υπηρεσίες (Bashari & Fazl-Ersi, 2020).

2.8 Ερευνητικά Ερωτήματα

Συνοψίζοντας, το sentiment, emotional και topics analysis στις εικόνες και τα κείμενα των ΜΚΔ είναι μια πολύπλοκη διαδικασία που συνδυάζει προηγμένες τεχνολογίες. Οι εικόνες αναλύονται μέσω υπολογιστικής όρασης και OCR, ενώ τα κείμενα επεξεργάζονται με τεχνικές NLP, όπως η LDA και η ανάλυση hashtags, για την εξαγωγή πολύτιμων πληροφοριών. Αυτές οι μέθοδοι επιτρέπουν την αποκάλυψη των βασικών θεμάτων που αναδεικνύονται στις αναρτήσεις και τη σύνδεσή τους με τη συμπεριφορά και την αλληλεπίδραση του κοινού. Παράλληλα, οι εικόνες που μεταδίδουν θετικά συναισθήματα και τα προσεγμένα κείμενα με θετικό μήνυμα ενισχύουν τη συνολική εμπειρία, αυξάνοντας την αφοσίωση των χρηστών. Οι επωνυμίες που αξιοποιούν αυτά τα δεδομένα, συνδυάζοντας δημιουργικά οπτικά και κειμενικά στοιχεία, μπορούν να κατανοήσουν καλύτερα το κοινό τους, να βελτιστοποιήσουν τη στρατηγική τους και να πετύχουν καλύτερα αποτελέσματα στις καμπάνιες τους.

Επομένως, η παρούσα έρευνα σκοπεύει να μελετήσει τα παρακάτω ερευνητικά ερωτήματα:

EE1) Ποια είναι τα κειμενικά χαρακτηριστικά (π.χ. αριθμός λέξεων, χρήση hashtags, mentions, emojis) των αναρτήσεων που ανεβάζουν οι κορυφαίες επωνυμίες τεχνολογίας στο Instagram;

EE2) Ποιο είναι το sentiment, το emotional και το topic των δημοσιεύσεων του κειμένου;

EE3) Ποιο είναι το sentiment, το emotional και το topic των δημοσιεύσεων της εικόνας;

EE4) Ποια είναι τα οπτικά χαρακτηριστικά των αναρτήσεων (π.χ. θέση λογοτύπου, χρώματα κτλ.) που ανεβάζουν οι κορυφαίες επωνυμίες τεχνολογίας στο Instagram;

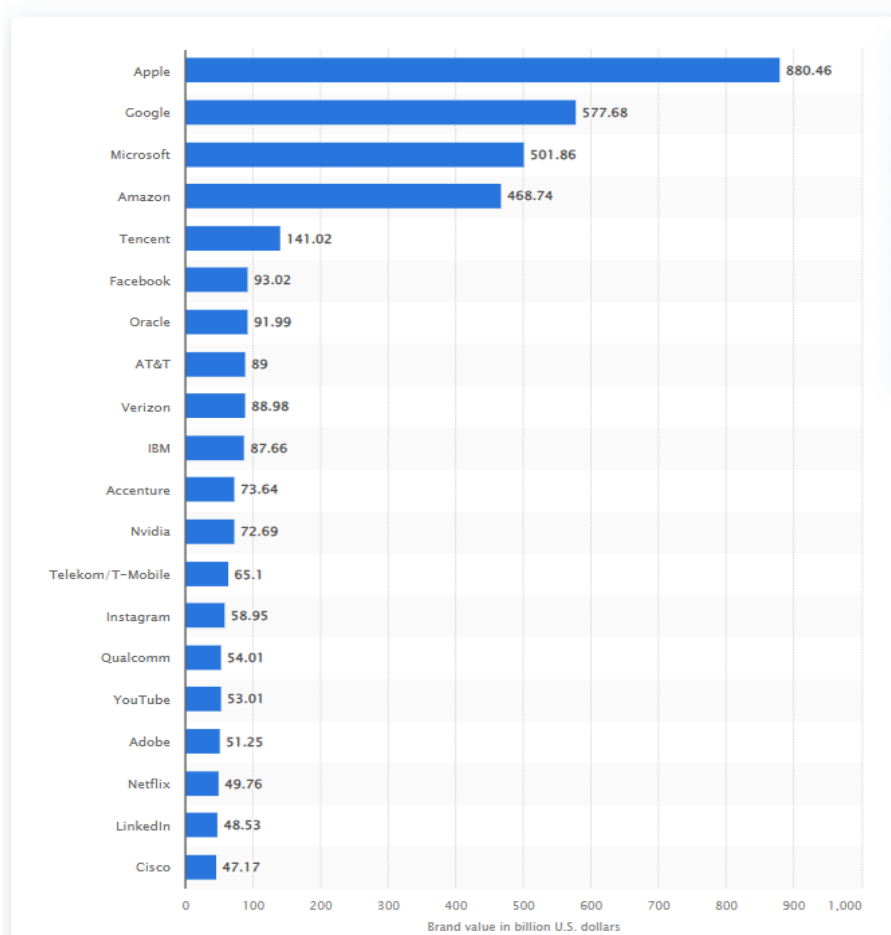
3 Μεθοδολογία Έρευνας

Η παρούσα μεθοδολογία περιγράφει αναλυτικά τη διαδικασία συλλογής, επεξεργασίας και ανάλυσης των δεδομένων που σχετίζονται με το οπτικό (images) και κειμενικό περιεχόμενο (description text) των αναρτήσεων στο Instagram, από τις 20 καλύτερες τεχνολογικές επωνυμίες παγκοσμίως (Statista, 2023). Σημειώνεται ότι από τις 20 επωνυμίες, μία επωνυμία, η Tencent, δεν διαθέτει επίσημο λογαριασμό στο Instagram, γεγονός που οδήγησε στον αποκλεισμό της από την ανάλυση και στη διαμόρφωση ενός τελικού δείγματος 19 επωνυμιών (βλ. Διάγραμμα 1).

Διάγραμμα 1: Κορυφαίες Τεχνολογικές Επωνυμίες Παγκοσμίως κατά το 2023

Most valuable technology brands worldwide in 2023

(in billion U.S. dollars)

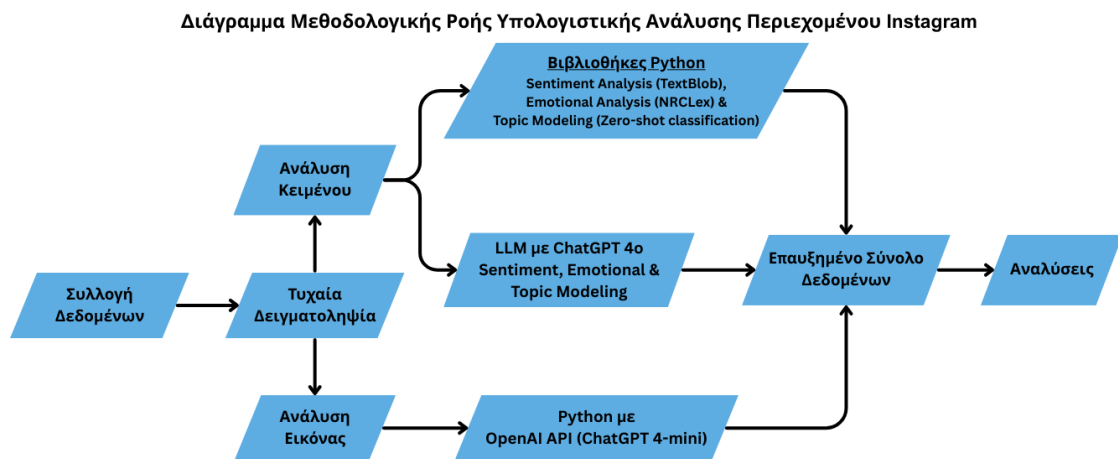


Πηγή: Statista. (2023). *Most valuable technology brands worldwide in 2023*. Ανακτήθηκε από <https://www.statista.com/statistics/267966/brand-values-of-the-most-valuable-technology-brands-in-the-world/>

3.1 Ερευνητικός Σχεδιασμός

Στο παρακάτω διάγραμμα αποτυπώνεται συνοπτικά η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθήθηκε στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας. Η οπτική αυτή απεικόνιση στοχεύει στην αναλυτική παρουσίαση της ροής των διαδικασιών, από τη συλλογή και προεπεξεργασία των δεδομένων, έως την ανάλυση περιεχομένου με σύγχρονες υπολογιστικές τεχνικές. Η χρήση εργαλείων LLM (Large Language Model) και βιβλιοθηκών Python ενσωματώνεται στο σχήμα, αναδεικνύοντας τα τεχνολογικά μέσα που αξιοποιήθηκαν. Το διάγραμμα λειτουργεί υποστηρικτικά στην κατανόηση της συνολικής μεθοδολογικής δομής, η οποία αναλύεται διεξοδικά στη συνέχεια (βλ. Διάγραμμα 2).

Διάγραμμα 2: Μεθοδολογική Ροή Υπολογιστικής Ανάλυσης Περιεχομένου



Η παρούσα έρευνα ακολουθεί ποσοτική προσέγγιση, βασισμένη στην υπολογιστική ανάλυση περιεχομένου (computational content analysis) πολυτροπικών δεδομένων από αναρτήσεις του Instagram, με στόχο την απάντηση των ερευνητικών ερωτημάτων. Η έμφαση δίνεται στον συνδυασμό κειμενικών και οπτικών χαρακτηριστικών των αναρτήσεων, με στόχο τη διερεύνηση των συναισθημάτων, του topic και της εμπλοκής του κοινού με τις τεχνολογικές επωνυμίες. Η μεθοδολογία συνδυάζει τεχνικές NLP και οπτικής αναγνώρισης εικόνας μέσω LLM, διαμορφώνοντας ένα ερευνητικό πλαίσιο που ενσωματώνει διαφορετικούς τύπους πληροφορίας για κάθε ανάρτηση.

Η έρευνα έχει ως στόχο την καταγραφή και την ερμηνεία υπαρχόντων επικοινωνιακών μοτίβων. Παράλληλα, ενσωματώνεται συγκριτική ανάλυση μεταξύ των επωνυμιών, προκειμένου να εξεταστούν διαφορές στα συναισθηματικά, θεματικά και οπτικά μοτίβα

που υιοθετούνται στις αναρτήσεις τους στο Instagram. Η μελέτη αξιοποιεί πολυτροπική προσέγγιση ως προς τα δεδομένα, τα οποία περιλαμβάνουν αριθμητικά, κειμενικά και οπτικά στοιχεία. Η επιλογή του συγκεκριμένου ερευνητικού σχεδιασμού ευθυγραμμίζεται με τη φύση των δεδομένων, τον στόχο της συστηματικής καταγραφής και την ανάγκη για ανάλυση μεγάλου όγκου πολυτροπικού περιεχομένου, δηλαδή περιεχομένου που συνδυάζει κειμενικά στοιχεία με οπτικό υλικό.

3.2 Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων

Η διαδικασία συλλογής δεδομένων οργανώθηκε έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η ακρίβεια, η πληρότητα και η δυνατότητα επανάληψης της έρευνας. Για τη συλλογή δεδομένων αξιοποιήθηκε η πλατφόρμα Instagram, από την οποία ανακτήθηκαν αναρτήσεις με χρήση ημι-αυτοματοποιημένων τεχνικών εξαγωγής (scraping). Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε η διαδικτυακή υπηρεσία Toolzu, η οποία επέτρεψε την οργανωμένη λήψη δεδομένων από επίσημους εταιρικούς λογαριασμούς.

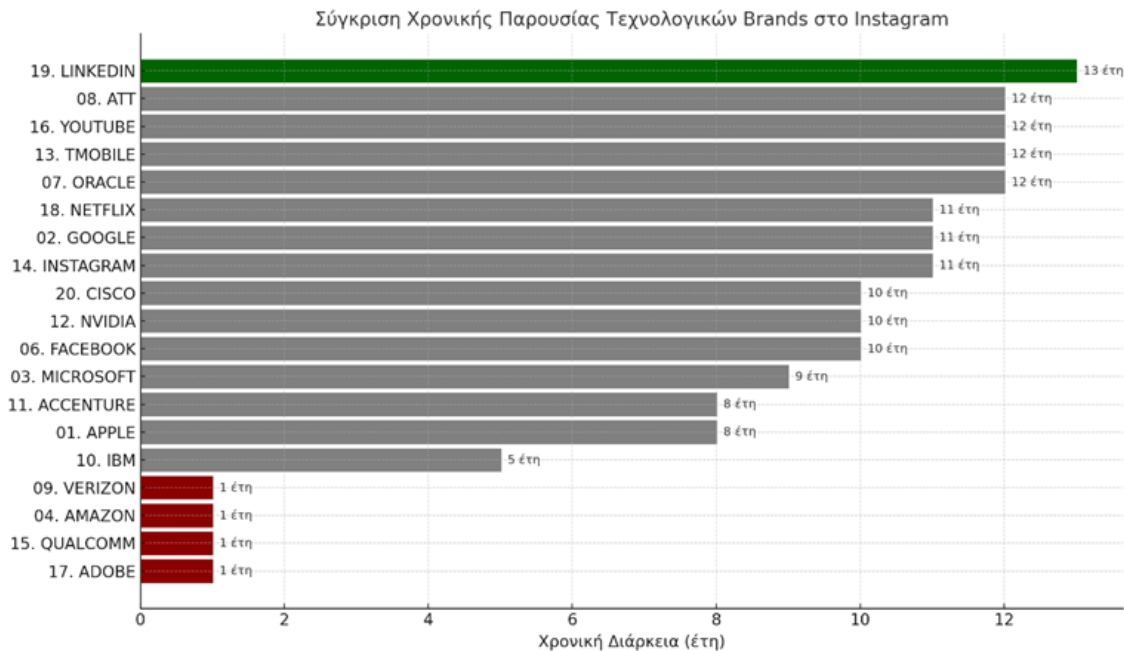
Η συλλογή πραγματοποιήθηκε σε δύο επίπεδα:

1. **Κειμενικά δεδομένα:** Από κάθε ανάρτηση εξήχθησαν τα κειμενικά περιεχόμενα, τα hashtags, τα mentions, οι ημερομηνίες δημοσίευσης, καθώς και μεταδεδομένα όπως ο αριθμός των likes και ο αριθμός των σχολίων. Οι πληροφορίες καταγράφηκαν αυτόματα σε αρχεία Excel, τα οποία οργανώθηκαν σε φακέλους ανά επωνυμία για εύκολη πρόσβαση και έλεγχο.
2. **Οπτικά δεδομένα:** Παράλληλα, πραγματοποιήθηκε μαζική λήψη των σχετικών εικόνων και βίντεο των αναρτήσεων. Κάθε οπτικό αντιστοιχίστηκε με την εκάστοτε γραμμή στο αρχείο δεδομένων μέσω μοναδικού κωδικού (ID), επιτρέποντας την πολυτροπική ανάλυση.

Όλα τα συλλεγμένα δεδομένα οργανώθηκαν σε μία ενιαία βάση δεδομένων (dataset), η οποία περιλαμβάνει μεταβλητές. Οι μεταβλητές αυτές καλύπτουν τόσο απλές πληροφορίες (όπως ημερομηνία, αριθμοί). Για την επεξεργασία των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η Python, με τις βιβλιοθήκες pandas για τον καθαρισμό, την ενοποίηση και την προετοιμασία της βάσης δεδομένων. Τα κριτήρια για την επιλογή των δεδομένων περιγράφονται στο υποκεφάλαιο 3.3.

Βλέποντας το διάγραμμα 3 οι αναρτήσεις καλύπτουν τη χρονική περίοδο από το 2012 μέχρι το 2024, όπως προσδιορίστηκε από τη μεταβλητή `timing_year`, με σημαντικές διαφορές μεταξύ επωνυμιών. Για παράδειγμα, ορισμένες επωνυμίες καταγράφουν συνεχή δραστηριότητα για διάστημα άνω της δεκαετίας, ενώ άλλες καταγράφουν μόνο για συγκεκριμένο έτος. Αυτές οι διαφορές λαμβάνονται υπόψη στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων (βλ. [Παράρτημα III](#)).

Διάγραμμα 3: Διάρκεια Παρουσίας Επωνυμιών



Επομένως, συλλέχθηκαν 45.756 αναρτήσεις, οι οποίες πληρούσαν τα προκαθορισμένα κριτήρια συμπερίληψης στο δείγμα. Ο σημαντικός αυτός όγκος δεδομένων προσέφερε μια επαρκώς αντιπροσωπευτική βάση για την εμβάθυνση στην πολυτροπική ανάλυση του περιεχομένου.

3.3 Μέθοδος Δειγματοληψίας

Για την επιλογή του δείγματος χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της στρωματοποιημένης τυχαίας δειγματοληψίας. Συγκεκριμένα, κάθε επωνυμία θεωρήθηκε ως ξεχωριστή υποομάδα, από την οποία επιλέχθηκαν τυχαία 50 αναρτήσεις. Η επιλογή δειγματοληπτικής προσέγγισης κρίθηκε αναγκαία προκειμένου να καταστεί εφικτή η διαχειρίσιμη και σε βάθος επεξεργασία των δεδομένων, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς σε χρόνο και υπολογιστικούς πόρους στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας.

Η διαδικασία υλοποιήθηκε με εντολές σε Python, εξασφαλίζοντας ίση κατανομή αναρτήσεων από κάθε επωνυμία στο τελικό δείγμα. Το τελικό δείγμα αποτελείται από 950 πολυτροπικές αναρτήσεις, εξασφαλίζοντας ισορροπία μεταξύ επωνυμιών και επαρκούς αριθμού παρατηρήσεων για στατιστική επεξεργασία. Μια ανάρτηση συμπεριλαμβανόταν στο δείγμα εφόσον πληρούσε τα εξής κριτήρια: α) περιείχε διαθέσιμο κείμενο στη λεζάντα, β) διέθετε ορατό οπτικό υλικό σε αποδεκτή μορφή αρχείου (εικόνα: jpg, png, webp, heic και βίντεο: mp4), γ) παρείχε επαρκή μεταδεδομένα, όπως αριθμός likes και σχόλια.

3.4 Μέθοδοι Ανάλυσης και Επεξεργασίας Δεδομένων

Ο παρακάτω πίνακας δείχνει με σαφήνεια ποιες βιβλιοθήκες της Python χρησιμοποιήθηκαν σε κάθε τύπο ανάλυσης. Περιλαμβάνονται βιβλιοθήκες για τη συλλογή και τον καθαρισμό δεδομένων, την ανάλυση συναισθήματος και θεμάτων, την επεξεργασία εικόνας, τη δημιουργία γραφημάτων, την ανάλυση emojis και hashtags, καθώς και μέσω LLM. Ο πίνακας βοηθά να φανεί καθαρά πώς συνδυάστηκαν διαφορετικά εργαλεία σε κάθε στάδιο της εργασίας.

Πίνακας 1: Επισκόπηση Χρήσης Βιβλιοθηκών Python ανά Ανάλυση

Είδος Ανάλυσης	Βιβλιοθήκες Python
Γενικά	pandas, re, os
Συλλογή και καθαρισμός δεδομένων	numpy, string, openpyxl, json, sys, shutil
Ανάλυση κειμένου sentiment με Python	TextBlob
Ανάλυση κειμένου emotional με Python	NRCLex
Topic modeling με Python	Zero-shot classification
Ανάλυση εικόνας μέσω LLM	OpenAI API, JSON parsing,
Ανάλυση χρόνου	datetime
Οπτικοποίηση αποτελεσμάτων και γραφικές	matplotlib, seaborn, wordcloud, collections (Counter), IPython.display
Ανάλυση Emojis	Emoji, openpyxl
Ανάλυση χρωματική παλέτα RGB/HSL εικόνων	cv2, numpy as np, sklearn.cluster import KMeans

3.4.1 Εξαγωγή και Επιλογή Sentiment Analysis

Το sentiment analysis υλοποιήθηκε με τη βιβλιοθήκη TextBlob η οποία επιλέχθηκε επειδή είναι κατάλληλη και για επίσημα ή επαγγελματικά κείμενα, προσφέροντας βασικά εργαλεία ανάλυσης φυσικής γλώσσας, όπως το sentiment analysis, η διόρθωση ορθογραφίας και η αναγνώριση γραμματικών δομών. Παρότι είναι γνωστή για την απλότητά της και προτείνεται κυρίως για εκπαιδευτικούς σκοπούς, η TextBlob βασίζεται σε βιβλιοθήκες όπως το NLTK και το Pattern, οι οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως και σε ερευνητικά ή επαγγελματικά περιβάλλοντα (Bird et al., 2009; De Smedt & Daelemans, 2012).

3.4.2 Εξαγωγή και Επιλογή Emotional Analysis

Για τη μελέτη του emotional analysis περιεχομένου των αναρτήσεων, εφαρμόστηκε ανάλυση emotion μέσω της βιβλιοθήκης NRCLEx της Python, η οποία βασίζεται στο ψυχολογολογικό λεξικό NRC Emotion Lexicon. Η συγκεκριμένη μεθοδολογική προσέγγιση επιτρέπει τον εντοπισμό και την ποσοτική αποτύπωση της emotional φόρτισης των λέξεων κάθε ανάρτησης, ταξινομώντας τις σε δέκα βασικές κατηγορίες: anger (θυμός), anticipation (προσδοκία), fear (φόβος), joy (χαρά), sadness (λύπη), disgust (αποστροφή), trust (εμπιστοσύνη), surprise (έκπληξη), positive (θετικό) και negative (αρνητικό).

Κατά την εφαρμογή της ανάλυσης, η NRCLEx επέστρεψε για κάθε παρατήρηση το ποσοστό των λέξεων που σχετίζονται με κάθε κατηγορία emotion. Οι τιμές αυτές προστέθηκαν ως νέες στήλες στη βάση δεδομένων (π.χ. fear, joy, trust), επιτρέποντας τη στατιστική σύγκριση της emotional ταυτότητας ανά ανάρτηση και επωνυμία. Στη συνέχεια, δημιουργήθηκε η μεταβλητή max_emotional, η οποία αποτυπώνει το επικρατέστερο emotion κάθε ανάρτησης, δηλαδή τη emotional κατηγορία με το υψηλότερο ποσοστό ανά γραμμή. Η προσέγγιση αυτή επέτρεψε την κατηγοριοποίηση κάθε κειμένου βάσει του κυρίαρχου emotion, διευκολύνοντας έτσι τη σύγκριση μεταξύ επωνυμιών και την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων μέσω θερμικού χάρτη (heatmap). Η χρήση λεξιλογικών εργαλείων όπως το NRC αποδείχθηκε κατάλληλη για την παρούσα έρευνα, καθώς παρέχει μια σταθερή, ερμηνεύσιμη βάση για την emotional analysis μοτίβων σε μεγάλα σύνολα περιεχομένου από ΜΚΔ.

3.4.3 Εξαγωγή και Επιλογή Topics

Τα προεπεξεργασμένα κείμενα των αναρτήσεων αναλύθηκαν με τη μέθοδο topic modeling, βάσει των κατηγοριών topics που ορίστηκαν στην έρευνα των Gavilanes et al. (2018). Η αναγνώριση των topics πραγματοποιήθηκε μέσω της βιβλιοθήκης Zero-shot classification, η οποία επέτρεψε την αντιστοίχιση κάθε κειμένου με προκαθορισμένα topics, χωρίς να απαιτείται εκπαίδευση σε συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Για κάθε ανάρτηση υπολογίστηκαν αριθμητικές τιμές μεταξύ 0 και 1, οι οποίες αντιστοιχούσαν στον βαθμό συνάφειας του κειμένου με κάθε κατηγορία topic (π.χ. text_topic_contests, text_topic_public_relations, text_topic_social_responsibility κ.ά.).

Στη συνέχεια, για σκοπούς σύγκρισης και οπτικοποίησης, δημιουργήθηκε μια νέα κατηγορική μεταβλητή με την ονομασία clean_topic, η οποία αποτυπώνει το επικρατέστερο topic κάθε ανάρτησης, δηλαδή το topic με το μεγαλύτερο ποσοστό για κάθε ανάρτηση, διευκολύνοντας τόσο τη δημιουργία πινάκων συχνότητας όσο και την παραγωγή θερμικών χαρτών και στατιστικών συγκρίσεων μεταξύ των επωνυμιών. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας ήταν η αντιστοίχιση κάθε ανάρτησης με μία από τις κατηγορίες topic, οι οποίες είχαν προκαθοριστεί με βάση την ορολογία του μοντέλου (π.χ. involve, contests, purpose_promotion, integration_with_other_company κ.ά.).

3.4.4 Εξαγωγή Sentiment, Emotional και Topics μέσω LLM

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκαν οι τρεις βασικές αναλύσεις της έρευνας: sentiment, emotional κατηγοριών και εντοπισμός topics ενοτήτων. Για την υλοποίησή τους χρησιμοποιήθηκε LLM, συγκεκριμένα το μοντέλο ChatGPT 4o, το οποίο είναι σχεδιασμένο για την κατανόηση και ερμηνεία κειμενικού περιεχομένου. Η ανάλυση έγινε με τη βοήθεια ενός ειδικά διαμορφωμένου prompt (εντολή), το οποίο παρουσιάζεται στο [Παράρτημα I](#).

Η ανάλυση εικόνας υλοποιήθηκε μέσω του μοντέλου ChatGPT-4 Mini, προσβάσιμου μέσω API με γραφή ενός prompt (βλ. [Παράρτημα II](#)), το οποίο παρέχει περιγραφές και χαρακτηριστικά για κάθε εικόνα. Το μοντέλο επέστρεφε JSON-μορφής εξαγωγές που αναλύθηκαν περαιτέρω με την βιβλιοθήκη της Open AI μέσω Python και περιλάμβαναν πληροφορίες για: παρουσία λογοτύπων, ανθρώπινες μορφές, περιβάλλον και σκηνικό, χρώματα ή λογότυπα, γενική ερμηνεία εικόνας κ.α. Έπειτα, μετατράπηκε σε CSV αρχείο.

Η επιλογή του GPT-4 Mini αντί του GPT-4o έγινε με γνώμονα το κόστος ανά ανάλυση, χωρίς συμβιβασμό στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων, καθώς προηγήθηκε δοκιμαστική σύγκριση μεταξύ των δύο μοντέλων με αμελητέες διαφορές. Επιπλέον εξετάστηκε η συχνότητα των hashtags και mentions, με χρήση κανονικών εκφράσεων και ομαδοποίηση ανά επωνυμία, ώστε να εντοπιστούν οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι όροι.

Για την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων, χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες matplotlib και seaborn: για ραβδογράμματα (bar charts), γραμμικά διαγράμματα (line charts), θερμικούς χάρτες, wordcloud: για τη δημιουργία οπτικών αποτυπώσεων λεξιλογικής συχνότητας, plotly: για διαδραστικά γραφήματα. Για τον καθαρισμό κειμένου, αναλύσεις κανονικών εκφράσεων και εξαγωγή μεταβλητών (όπως hashtags και mentions), χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες re (regular expressions) και string. Η χρήση των παραπάνω εργαλείων επιτρέπει την επανάληψη της ανάλυσης, τη διεπιστημονική τεκμηρίωση των ευρημάτων, καθώς και την εύκολη μελλοντική επεκτασιμότητα της μεθόδου σε άλλες πλατφόρμες ή κλάδους.

3.5 Έλεγχος Εγκυρότητας Αποτελεσμάτων

Για τη διασφάλιση της εγκυρότητας και της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων που παρήχθησαν μέσω του LLM, ζητήθηκε αξιολόγηση από ειδικό με επιστημονική εξειδίκευση στον τομέα του μάρκετινγκ και της ψηφιακής επικοινωνίας. Η διαδικασία περιλάμβανε ποιοτικό έλεγχο της κατηγοριοποίησης των δεδομένων και των συναισθηματικών αποδόσεων, με βάση τη συνοχή τους ως προς το περιεχόμενο των αναρτήσεων και τη θεωρητική τους συνάφεια. Η αξιολόγηση κατέδειξε ότι οι κατηγοριοποιήσεις παρουσίαζαν υψηλό βαθμό συμφωνίας με τα συμφραζόμενα των δεδομένων, προσφέροντας ενδείξεις για την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Παράλληλα, καταβλήθηκε συστηματική προσπάθεια στην παρακολούθηση και καταγραφή της απόδοσης του μοντέλου, συμβάλλοντας στη διαφάνεια της μεθοδολογικής προσέγγισης και στην αξιολόγηση της αξιοπιστίας των ευρημάτων.

Το τελικό σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 154 μεταβλητές, οι οποίες συνδυάζουν πληροφορίες από το κειμενικό και το οπτικό περιεχόμενο των αναρτήσεων. Ο πλήρης πίνακας μεταβλητών και περιγραφών τους παρουσιάζεται αναλυτικά στο [Παράρτημα IV](#). Για πλήρη πρόσβαση στον αναλυτικό κώδικα και τα συνοδευτικά αρχεία της παρούσας

ανάλυσης είναι διαθέσιμα για αναπαραγωγή και περαιτέρω μελέτη [μέσω δημόσιου συνδέσμου Google Drive](#) (μόνο για ανάγνωση).

3.6 Ηθικά Ζητήματα

Η διεξαγωγή της παρούσας μελέτης συμμορφώθηκε πλήρως με τις αρχές της επιστημονικής δεοντολογίας, της προστασίας προσωπικών δεδομένων και των κανονισμών χρήσης περιεχομένου των ΜΚΔ. Ειδικότερα, όλα τα δεδομένα που συλλέχθηκαν προέρχονται αποκλειστικά από δημόσια διαθέσιμες αναρτήσεις στους επίσημους λογαριασμούς τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram, χωρίς να εμπλέκονται δεδομένα χρηστών ή ιδιωτικό περιεχόμενο.

Κατά τη διάρκεια της συλλογής και επεξεργασίας του υλικού:

- Δεν καταγράφηκαν usernames, IDs ή στοιχεία ταυτοποίησης φυσικών προσώπων, είτε πρόκειται για σχολιαστές είτε για άτομα που απεικονίζονται σε εικόνες.
- Δεν έγινε αποθήκευση ή χρήση προσωπικών δεδομένων, σύμφωνα με τον Γενικό Κανονισμό Προστασίας Δεδομένων (GDPR).
- Οι εικόνες που αναλύθηκαν αποτελούν μέρος του σκεπτικού διαφημιστικού ή επικοινωνιακού υλικού των ίδιων των εταιρειών και χρησιμοποιήθηκαν αποκλειστικά για ερευνητικούς σκοπούς, χωρίς αναπαραγωγή ή περαιτέρω διανομή.

Επιπλέον, η χρήση εργαλείων LLM (π.χ. ChatGPT-4 Mini API) περιορίστηκε σε τεχνική επεξεργασία εικόνων, χωρίς καμία ανάμειξη ανθρώπινης αξιολόγησης φυσικών προσώπων ή ιδιωτικών χαρακτηριστικών. Η ερμηνεία των αποτελεσμάτων βασίστηκε σε συγκεντρωτικά και ανώνυμα δεδομένα, ενώ δεν πραγματοποιήθηκε καμία επέμβαση στο περιβάλλον των ΜΚΔ (π.χ. δημοσίευση, σχολιασμός, παρεμβολή σε λογαριασμούς).

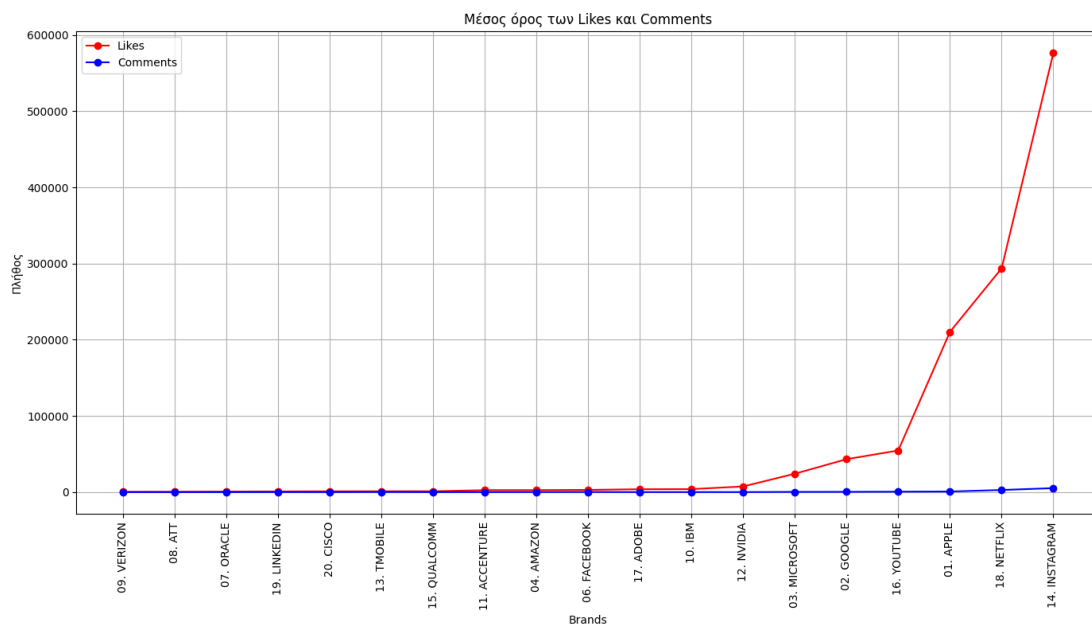
Η έρευνα εγκρίθηκε με βάση τις αρχές της μη-επεμβατικής ανάλυσης δευτερογενών δεδομένων και δεν απαιτεί συναίνεση συμμετεχόντων, καθώς δεν περιλαμβάνει άτομα ή προσωπικές κρίσεις. Επιπλέον, η μελέτη χρηματοδοτήθηκε από τρίτους, αλλά δεν σχετίζεται με εμπορικά ή διαφημιστικά συμφέροντα, διασφαλίζοντας την ανεξαρτησία και αντικειμενικότητα της ερευνητικής διαδικασίας.

4 Αποτελέσματα

Το Διάγραμμα 4 παρουσιάζει τη διακύμανση του μέσου όρου των likes και των σχολίων για διάφορες επωνυμίες, όπως προκύπτει από την ανάλυση δεδομένων των ΜΚΔ. Στον οριζόντιο άξονα (X) απεικονίζονται οι επωνυμίες, ενώ στον κάθετο άξονα (Y) παρουσιάζεται ο αριθμός των likes και των σχολίων.

Οι αριθμοί αλληλεπίδρασης για τις 19 τεχνολογικές επωνυμίες παρουσιάζουν αξιοσημείωτες διαφορές. Η Instagram καταγράφει τη μεγαλύτερη τιμή με 576.368,92 likes και 5.206,52 σχόλια, ακολουθούμενη από τη Netflix με 293.802,44 likes και 2.790,84 σχόλια, ενώ τρίτη κατατάσσεται η Apple με περίπου 200.000 likes. Αντιθέτως, οι υπόλοιπες επωνυμίες παρουσιάζουν αισθητά χαμηλότερους μέσους όρους likes (κάτω των 50.000), με ορισμένες (όπως οι Verizon, ATT και Oracle) να προσεγγίζουν σχεδόν μηδενικές τιμές. Όσον αφορά τα σχόλια, παρατηρείται μια πιο ισομερής κατανομή, με τιμές που κυμαίνονται σε χαμηλά επίπεδα για όλες τις επωνυμίες, χωρίς έντονες μεταβολές.

Διάγραμμα 4: Μέσος Όρος Likes και Σχολίων



4.1 Ανάλυση Κειμενικών Χαρακτηριστικών

Για τη διερεύνηση του EE1, έγινε κειμενική ανάλυση σε όλη την βάση δεδομένων και όχι μόνο στα 950 παραδείγματα που επιλέχθηκαν τυχαία. Ο λόγος είναι ότι οι τεχνικές

αυτές υλοποιήθηκαν και εκτελέστηκαν σε υπηρεσίες που δεν έχουν κάποιο οικονομικό κόστος.

4.1.1 Ανάλυση Hashtags και Mentions

Η ανάλυση των κορυφαίων hashtags και mentions παρουσιάζει τα χαρακτηριστικά μοτίβα στις αναρτήσεις των τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram. Ο Πίνακας 2 καταγράφει τον αριθμό και τη συχνότητα χρήσης hashtags και αναφορών ανά επωνυμία. Η ανάλυση των κορυφαίων hashtags αναδεικνύει την Apple ως την επωνυμία με τη μεγαλύτερη απήχηση, με το #ShotoniPhone να καταγράφει 1.130 εμφανίσεις. Σημαντική παρουσία παρατηρείται και στην Oracle με 662 εμφανίσεις του #Oracle, καθώς και στη Youtube, όπου το #regram συγκεντρώνει 596 αναφορές. Ακολουθούν η Instagram με 557 εμφανίσεις του #WeeklyFluff και η Accenture με 485 του #AccentureMoments. Η Adobe επίσης διακρίνεται με 370 εμφανίσεις, ενώ πιο συγκρατημένες αλλά αξιοσημείωτες είναι οι καταγραφές για τις Google (#MySuperG, 203) και Netflix (#Netflix, 146). Στον αντίποδα, η Microsoft και η IBM καταγράφουν τις χαμηλότερες τιμές, με 23 και 52 εμφανίσεις αντίστοιχα.

Ως προς τα mentions λογαριασμών, η Instagram καταλαμβάνει την κορυφή με 62 εμφανίσεις του @instagram, ακολουθούμενη από την Adobe και τη Google, με 61 αναφορές στους λογαριασμούς @adobe και @googlepixel αντίστοιχα. Η Oracle και η Verizon εμφανίζουν επίσης σημαντικά μεγέθη, με 46 αναφορές η καθεμία. Ιδιαίτερη εντύπωση προκαλεί η Att, η οποία καταγράφει 142 αναφορές του @att, αριθμός δυσανάλογα υψηλός σε σχέση με τα hashtags της. Αντίθετα, οι IBM, T-Mobile και LinkedIn σημειώνουν περιορισμένες αναφορές, με 9, 10 και 10 εμφανίσεις αντίστοιχα.

Πίνακας 2: Συχνότερα Hashtags και Mentions ανά Επωνυμία

Brand	Top Hashtag	Hashtag Count	Top Mention	Mention Count
Apple	#ShotoniPhone	1130	@jokemichaels	25
Oracle	#Oracle	662	@OracleOpenWorld	46
Youtube	#regram	596	@iisuperwomanii	28
Instagram	#WeeklyFluff	557	@instagram	62
Accenture	#AccentureMoments	485	@accenture	25
Nvidia	#NVIDIA	426	@nvidiageforce	32
Adobe	#regram	370	@adobe	61




















































Facebook	#MoreTogether	319	@iambeckyg	18
Amazon	#regram	242	@amazon	25
Qualcomm	#Snapdragon	234	@first_official_	24
Google	#MySuperG	203	@googlepixel	61
Cisco	#WeAreCisco	169	@chuckrobbins	37
Verizon	#CitizenVerizon	155	@verizon	46
Netflix	#Netflix	146	@oitnb	39
Att	#ItCanWait	145	@att	142
Linkedin	#WorldOfWork	87	@linkedinnews	10
Tmobile	#TMobile	53	@lollapalooza	10
Ibm	#AI	52	@ibm	9
Microsoft	#MicrosoftLife	23	@bing	16

4.1.2 Ανάλυση Emojis

Ο Πίνακας 3 παρουσιάζει τις συχνότερες εμφανίσεις emojis ανά επωνυμία, αποκαλύπτοντας στοιχεία της οπτικής και συναισθηματικής γλώσσας που υιοθετείται σε επίπεδο περιεχομένου. Η παρουσία συγκεκριμένων emojis αναδεικνύει τις τάσεις στη μη-κειμενική έκφραση και την αισθητική στόχευση των επωνυμιών. Η επωνυμία Accenture εμφανίζει τη μεγαλύτερη συχνότητα χρήσης του emoji 📷 (11 εμφανίσεις), ακολουθούμενη από την T-Mobile με 10 εμφανίσεις του ίδιου συμβόλου. Παρόμοια χρήση παρατηρείται από την Adobe και την Oracle, με επανεμφανίσεις των 📷 και 📷, επιβεβαιώνοντας προσανατολισμό σε φωτογραφικό ή δημιουργικό περιεχόμενο.

Η Netflix παρουσιάζει το emoji 📈 με 7 εμφανίσεις, ένα σύμβολο πιο αφαιρετικό που ενδεχομένως σχετίζεται με δραματικές ή καλλιτεχνικές αναρτήσεις. Η Verizon κάνει χρήση των → και 📡, με υψηλή συχνότητα, παραπέμποντας σε απευθείας και επιτακτικού χαρακτήρα επικοινωνία. Αντιθέτως, οι Facebook, Cisco και LinkedIn εμφανίζουν σπάνια χρήση emoji, γεγονός που μπορεί να υποδηλώνει πιο σοβαρή ή θεσμική επικοινωνιακή γραμμή. Από την άλλη, επωνυμίες όπως η YouTube, η Qualcomm και η Amazon προτιμούν emoji με θετικό ή παιχνιδιάρικο χαρακτήρα, όπως ✨, 😊 και 🍕, ενδείξεις προσέγγισης φιλικής προς τον χρήστη και πιο καθημερινής αισθητικής.

Πίνακας 3: Συχνότερα Emojis ανά Επωνυμία

Brands	Top 1 Emoji	Top 1 Count	Top 2 Emoji	Top 2 Count	Top 3 Emoji	Top 3 Count
Google		2		2		1
Microsoft		3		2		1
Amazon		3		2		2
Facebook		1		1		1
Oracle		3		2		1
Att		2		2		2
Verizon		5		4		3
Ibm		4		3		3
Accenture		11		5		5
Tmobile		10		2		2
Instagram		5		2		2
Qualcomm		4		2		2
Youtube		4		3		3
Adobe		6		2		1
Netflix		7		3		3
Linkedin		2		2		1
Cisco		2		2		1

4.1.3 Ανάλυση Αριθμού Λέξεων Αναρτήσεων

Ο Πίνακας 4 παρουσιάζει τον μέσο αριθμό λέξεων που χρησιμοποιεί κάθε τεχνολογική επωνυμία στις περιγραφές των αναρτήσεων της στο Instagram. Παρατηρείται σημαντική διαφοροποίηση στο ύφος και την έκταση του γραπτού περιεχομένου. Η επωνυμία Instagram ξεχωρίζει με διαφορά, καθώς οι περιγραφές της φτάνουν κατά μέσο όρο τις 117,66 λέξεις, γεγονός που δείχνει ότι δίνει έμφαση στο αναλυτικό και αφηγηματικό περιεχόμενο. Αντίστοιχα, επωνυμίες όπως η IBM και η Verizon χρησιμοποιούν πιο εκτενείς περιγραφές (47,96 και 45,84 λέξεις αντίστοιχα), πιθανόν για να προσφέρουν πληρέστερη πληροφόρηση.

Αντίθετα, η Netflix έχει τον μικρότερο μέσο όρο λέξεων (13,18), κάτι που δείχνει πιο άμεσο και σύντομο τρόπο επικοινωνίας. Παρόμοια στρατηγική ακολουθούν και επωνυμίες όπως η YouTube και η T-Mobile, που επίσης διατηρούν σύντομες περιγραφές. Οι περισσότερες επωνυμίες βρίσκονται σε ένα ενδιάμεσο εύρος, μεταξύ 20 και 40 λέξεων, όπως η Apple (37,88), η Oracle (36,64) και η Google (33,24), που φαίνεται να συνδυάζουν συνοπτικότητα με επαρκή πληροφόρηση.

Πίνακας 4: Μέσος Όρος Αριθμού Λέξεων ανά Επωνυμία

Brand	Average Word Count
Apple	37.88
Google	33.24
Microsoft	29.64
Amazon	22.84
Facebook	31.18
Oracle	36.64
Att	26.10
Verizon	45.84
Ibm	47.96
Accenture	28.20
Nvidia	29.14
Tmobile	20.90
Instagram	117.66
Qualcomm	30.60
Youtube	19.92
Adobe	23.14
Netflix	13.18
Linkedin	31.10
Cisco	33.20

4.2 Αποτελέσματα Sentiment, Emotional και Topics Κειμένων

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα αποτελέσματα της sentiment analysis, emotional analysis και topic modeling του κειμενικού περιεχομένου των αναρτήσεων. Η απάντηση στο EE2, το οποίο διερευνά τη διαφοροποίηση των τεχνολογικών επωνυμιών ως προς τον συναισθηματικό και topics χαρακτήρα του περιεχομένου τους στο Instagram, βασίστηκε στην ανάλυση του τυχαίου δείγματος.

4.2.1 Sentiment Analysis μέσω TextBlob

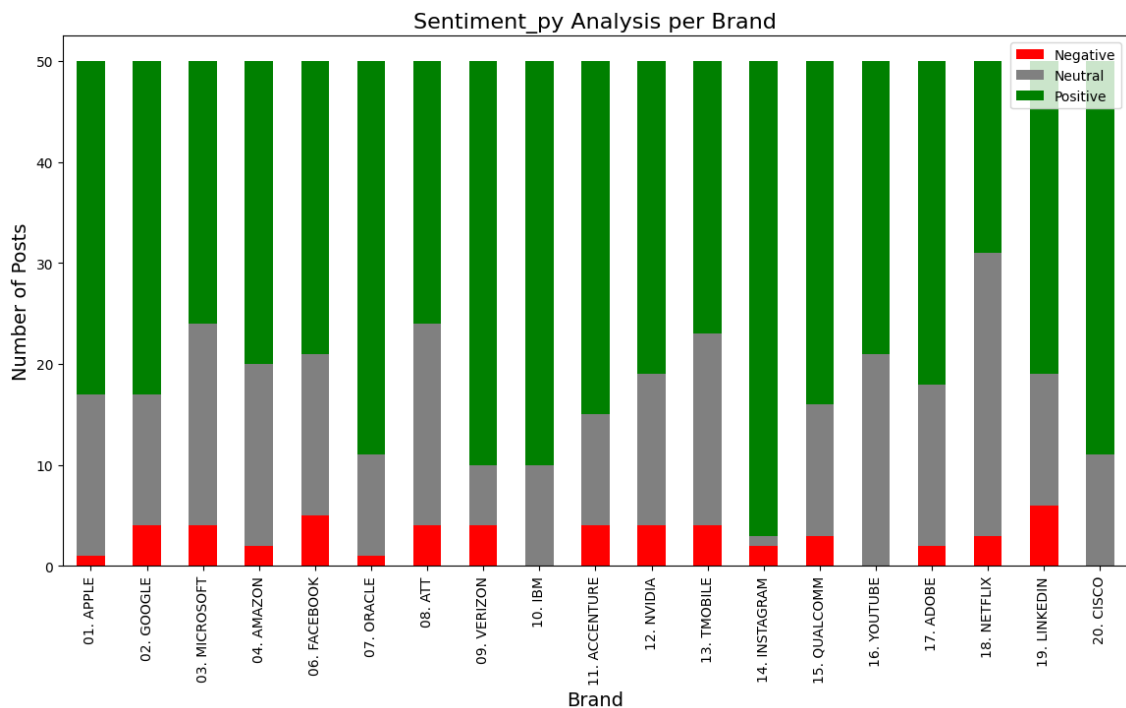
Το Διάγραμμα 5 αποτυπώνει τη γενική εικόνα του sentiment analysis στις αναρτήσεις των τεχνολογικών επωνυμιών, με βάση την ανάλυση που πραγματοποιήθηκε μέσω της βιβλιοθήκης TextBlob. Η πλειονότητα των επωνυμιών εμφανίζει σαφή υπεροχή του

θετικού συναισθήματος, γεγονός που υποδηλώνει πρόθεση διατήρησης μιας θετικής δημόσιας εικόνας και ενίσχυσης της φήμης τους στα ΜΚΔ. Εντονότερη παρουσία θετικού sentiment καταγράφεται στις επωνυμίες Instagram (94%), IBM (80%) και Cisco (78%), ενώ υψηλά ποσοστά εμφανίζουν επίσης οι Apple, Google, Oracle και Adobe. Σε αρκετές περιπτώσεις, το θετικό συναίσθημα κυριαρχεί σχεδόν απόλυτα, με μικρότερες ή περιορισμένες ενδείξεις ουδέτερων ή αρνητικών αποχρώσεων.

Το ουδέτερο sentiment καταγράφεται συχνότερα σε επωνυμίες όπως η Netflix, η Microsoft και η Amazon, αντανακλώντας έναν πιο πληροφοριακό ή επαγγελματικό τόνο στις αναρτήσεις. Αντίστοιχα, ουδέτερη στάση φαίνεται να υιοθετείται και από εταιρείες όπως η Qualcomm και η LinkedIn. Το αρνητικό sentiment είναι σπάνιο και εντοπίζεται κυρίως στη LinkedIn, το Facebook και σε μικρότερο βαθμό στη Microsoft και τη Google. Οι περισσότερες επωνυμίες, όπως η IBM και η Cisco, παρουσιάζουν μηδενικά ή σχεδόν μηδενικά ποσοστά αρνητικών αναφορών.

Τέλος, η εικόνα που προκύπτει καταδεικνύει πως οι περισσότερες τεχνολογικές επωνυμίες υιοθετούν έναν σταθερά θετικό τόνο, αξιοποιώντας το Instagram ως εργαλείο διαμόρφωσης εντύπωσης και συναισθηματικής προσέγγισης του κοινού.

Διάγραμμα 5: Sentiment Analysis Κειμένου ανά Επωνυμία μέσω TextBlob



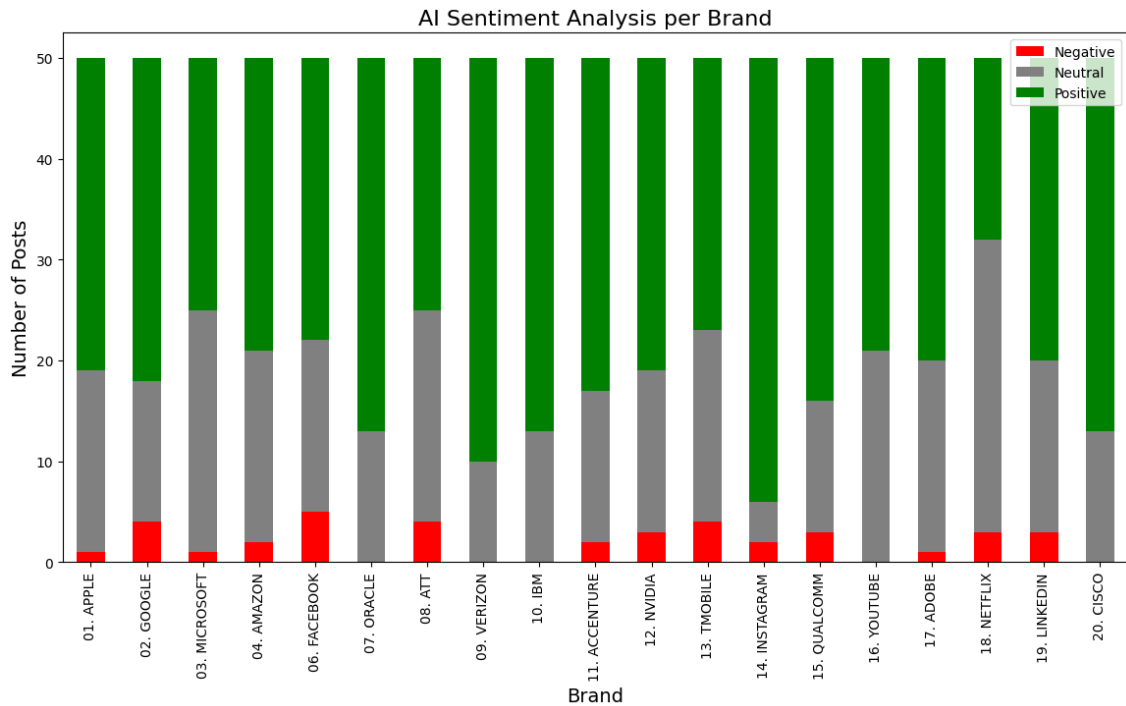
4.2.2 Sentiment Ανάλυση μέσω LLM

Το Διάγραμμα 6 παρουσιάζει την κατανομή των τύπων sentiment στις αναρτήσεις τεχνολογικών επωνυμιών, όπως προέκυψε από την ανάλυση μέσω LLM. Η πλειονότητα των επωνυμιών παρουσιάζει σαφή κυριαρχία του θετικού sentiment, γεγονός που υποδηλώνει στρατηγική εστίαση στην προβολή θετικού περιεχομένου και στην καλλιέργεια μιας φιλικής και ελκυστικής επωνυμικής εικόνας. Επωνυμίες όπως η Instagram, η Verizon, η Oracle, η IBM και η Cisco συγκεντρώνουν τα υψηλότερα ποσοστά θετικών αναφορών, αγγίζοντας ή ξεπερνώντας το 74%. Η Accenture, η Google και η Qualcomm ακολουθούν με ποσοστά μεταξύ 64% και 68%, ενώ η Apple και η Adobe διαμορφώνονται κοντά στο 60%. Πιο συγκρατημένες επιδόσεις θετικού sentiment καταγράφονται για τη Microsoft, την ATT και τη Netflix, οι οποίες κινούνται στο 36–50%.

Όσον αφορά το ουδέτερο sentiment, υψηλότερα ποσοστά παρατηρούνται σε επωνυμίες όπως η Netflix, η Microsoft και η ATT, με τιμές που κυμαίνονται μεταξύ 42% και 58%. Η παρουσία ουδέτερου τόνου σε αυτές τις επωνυμίες συνδέεται πιθανώς με την έμφαση σε πληροφοριακό περιεχόμενο ή την αποφυγή συναισθηματικά φορτισμένων θεμάτων. Αντίστοιχα, η YouTube και η Adobe εμφανίζουν επίσης σημαντικό αριθμό ουδέτερων αναφορών. Το αρνητικό sentiment παραμένει ιδιαίτερα περιορισμένο σε όλες σχεδόν τις επωνυμίες. Η Facebook συγκεντρώνει τις περισσότερες αρνητικές αναφορές (10%), ενώ μικρές ενδείξεις αρνητικού περιεχομένου καταγράφονται στη Google, την ATT, τη T-Mobile, τη LinkedIn και τη Netflix, με ποσοστά μεταξύ 6% και 8%. Εντελώς μηδενική παρουσία αρνητικού sentiment εμφανίζεται για τις Oracle, Verizon, IBM, YouTube και Cisco, στοιχείο που ενισχύει τη θετική εικόνα που προβάλλουν στα ΜΚΔ.

Συμπερασματικά, η ανάλυση υποδεικνύει ότι οι περισσότερες επωνυμίες ακολουθούν μία συνεπή και εστιασμένη στρατηγική επικοινωνίας, προβάλλοντας κυρίως θετικά συναισθήματα όπως ενθουσιασμό, έμπνευση και δημιουργικότητα, ενώ αποφεύγουν αρνητικά φορτισμένες θεματολογίες.

Διάγραμμα 6: Sentiment Analysis Κειμένου ανά Επωνυμία μέσω LLM



4.2.3 Emotional Analysis μέσω NRCLEx

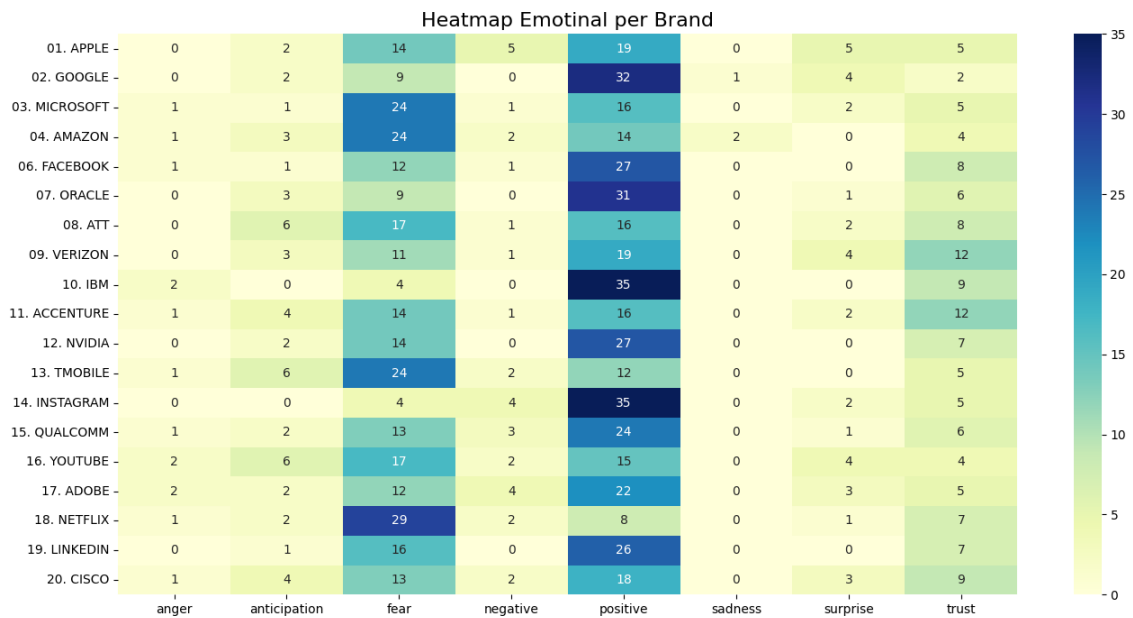
Η θερμική απεικόνιση στο Διάγραμμα 7 παρουσιάζει τη συχνότητα εμφάνισης εννέα βασικών συναισθηματικών κατηγοριών (anger, anticipation, fear, negative, positive, sadness, surprise, trust), οι οποίες ανιχνεύθηκαν στις αναρτήσεις των τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram μέσω της βιβλιοθήκης NRCLEx. Το συναίσθημα positive καταγράφεται ως κυρίαρχο σχεδόν σε όλες τις επωνυμίες, ενισχύοντας την τάση δημιουργίας αισιόδοξου και ενθαρρυντικού περιεχομένου. Η Instagram και η IBM εμφανίζουν τις υψηλότερες τιμές σε positive emotion (35 εμφανίσεις) και εντοπίζεται επίσης έντονα στις Oracle, NVIDIA και LinkedIn. Οι επωνυμίες αυτές φαίνεται να αξιοποιούν περιεχόμενο που προκαλεί θετικές συναισθηματικές αντιδράσεις, πιθανώς ενισχύοντας τη σύνδεση με το κοινό και την ενσυναίσθηση.

Το συναίσθημα fear καταγράφεται εντονότερα σε Netflix, Microsoft και Qualcomm, γεγονός που ενδέχεται να σχετίζεται είτε με την παρουσία θεματολογιών όπως δράμα, αβεβαιότητα ή τεχνολογικές ανησυχίες, είτε με αναρτήσεις που επιδιώκουν να δημιουργήσουν εγρήγορση και ένταση. Παράλληλα, η συναισθηματική κατηγορία trust παρουσιάζει υψηλές τιμές σε επωνυμίες όπως η Accenture, η Cisco και η IBM, υποδηλώνοντας ότι το περιεχόμενό τους αποπνέει αξιοπιστία, επαγγελματισμό και

σταθερότητα. Τα συναισθήματα anger και sadness εμφανίζονται σε εξαιρετικά χαμηλές ή μηδενικές τιμές σχεδόν σε όλες τις επωνυμίες, γεγονός που καταδεικνύει συνειδητή αποφυγή της προβολής αρνητικής συναισθηματικής φόρτισης. Οι κατηγορίες anticipation, surprise και negative καταγράφονται σε μέτρια επίπεδα, διαφοροποιούμενες ανά επωνυμία και πιθανόν σχετιζόμενες με τον θεματικό χαρακτήρα ή τον επιδιωκόμενο στόχο των δημοσιεύσεων.

Τέλος, το συναισθηματικό προφίλ των τεχνολογικών επωνυμιών, σύμφωνα με την βιβλιοθήκη NRCLex ανάλυση μέσω max emotional label, αναδεικνύει μια κυριαρχία του positive emotion, πλαισιωμένη από συχνές εμφανίσεις trust και joy. Τα αρνητικά συναισθήματα, όπως anger ή fear, καταγράφονται σε περιορισμένη έκταση, γεγονός που ενισχύει την εικόνα αισιοδοξίας, αξιοπιστίας και συναισθηματικής συνέπειας που επιδιώκουν να προβάλλουν οι επωνυμίες στο κοινό.

Διάγραμμα 7: Emotional Analysis ανά Επωνυμία μέσω NRCLex



4.2.4 Emotional Analysis μέσω LLM

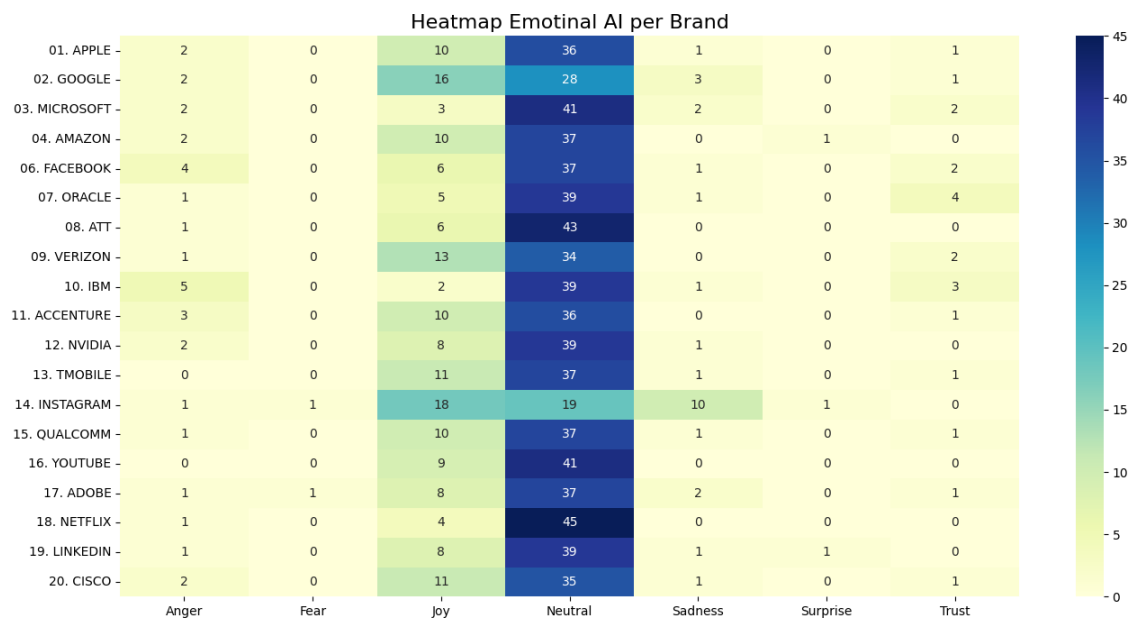
Η θερμική απεικόνιση στο Διάγραμμα 8 παρουσιάζει τη συχνότητα έξι βασικών συναισθηματικών κατηγοριών (anger, fear, joy, neutral, sadness, surprise, trust) όπως ανιχνεύθηκαν από LLM στις αναρτήσεις τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram. Κυρίαρχο εμφανίζεται το neutral emotion, ιδιαίτερα στις Netflix, ATT, Microsoft και YouTube, με τιμές μεταξύ 41 και 45, γεγονός που υποδηλώνει προτίμηση σε ουδέτερο

ύφος επικοινωνίας και περιεχόμενο που εστιάζει στην πληροφορία ή την περιγραφή χωρίς έντονη συναισθηματική φόρτιση.

Η παρουσία του joy emotion εντοπίζεται κυρίως στην Instagram, την NVIDIA και τη Google, με τιμές μεταξύ 14 και 18, καταδεικνύοντας θετική διάθεση, γιορτινό χαρακτήρα ή ενθουσιασμό. Emotions όπως fear και sadness καταγράφονται σε χαμηλά επίπεδα για όλες τις επωνυμίες, με εξαίρεση την Instagram (10 εμφανίσεις sadness), πιθανόν λόγω κοινωνικών ή ανθρώπινων θεμάτων. Το anger emotion εμφανίζεται οριακά, χωρίς να ξεπερνά τις 4 εμφανίσεις ανά επωνυμία, ενώ surprise και trust είναι παρόντα μεμονωμένα και με χαμηλή ένταση.

Συμπερασματικά, η ανάλυση υποδεικνύει ότι οι περισσότερες τεχνολογικές επωνυμίες προτιμούν να διατηρούν ουδέτερο συναισθηματικό προφίλ, πλαισιωμένο από επιλεκτική χρήση χαράς και θετικής ενέργειας. Η σχεδόν πλήρης απουσία αρνητικών συναισθημάτων ενισχύει την εικόνα ενός επαγγελματικού, ισορροπημένου και θετικά διαμορφωμένου επικοινωνιακού στίγματος στα ΜΚΔ.

Διάγραμμα 8: Emotional Analysis ανά Επωνυμία μέσω LLM



4.2.5 Topics Modeling μέσω Zero-shot Classification

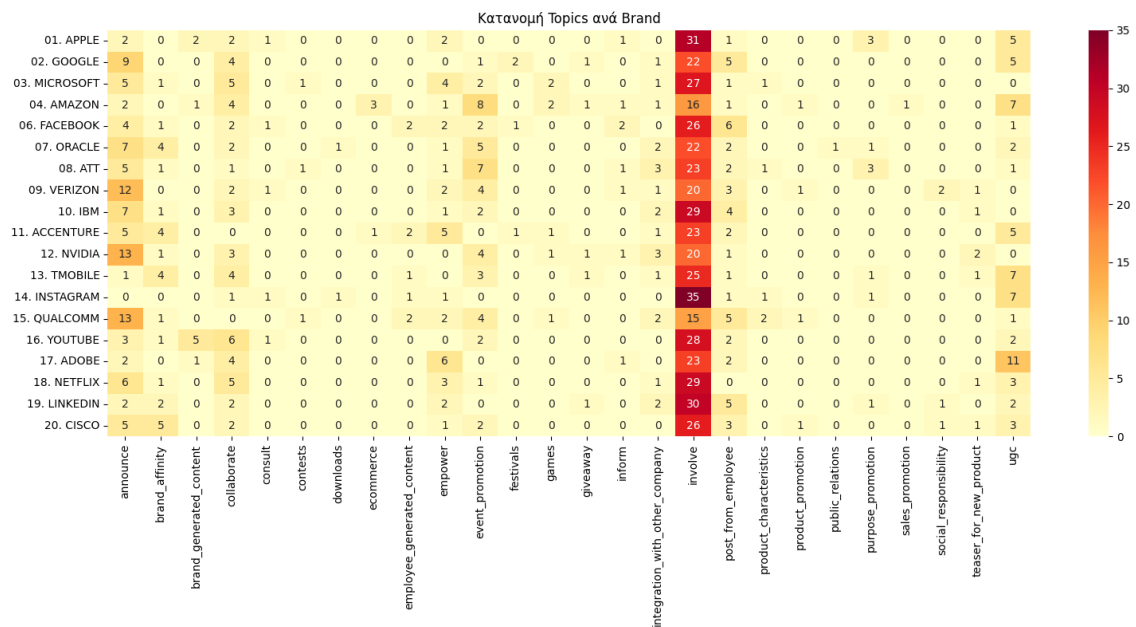
Η θερμική απεικόνιση στο Διάγραμμα 10 παρουσιάζει την κατανομή θεματικών topics που εντοπίστηκαν στις αναρτήσεις των τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram μέσω

Zero-shot classification. Η μέθοδος βασίστηκε στην εφαρμογή προκαθορισμένων κατηγοριών, επιτρέποντας την ανίχνευση των βασικών προσανατολισμών στο περιεχόμενο των επωνυμιών. Το topic "integration_with_other_company" εμφανίζεται με υψηλή συχνότητα σε επωνυμίες όπως Accenture (35), NVIDIA (34), Netflix (30) και YouTube (28). Το "involve" παρουσιάζει ιδιαίτερη συγκέντρωση σε ATT (43), Oracle (35) και Facebook (37). Το "announce" εμφανίζεται πιο συχνά σε Netflix και Microsoft, ενώ η κατηγορία "event_promotion" καταγράφεται σε YouTube και Adobe.

Η θεματική "employee_generated_content" εντοπίζεται σε ATT (12) και Verizon (13), ενώ το "brand_generated_content" σε Microsoft (20), Adobe (17) και Google (15). Εμπορικά θέματα όπως "product_promotion" και "sales_promotion" εμφανίζονται περιορισμένα, με λιγότερες από 10 εμφανίσεις στις περισσότερες επωνυμίες. Ορισμένα topics εμφανίζονται επιλεκτικά, όπως το "corporate_responsibility" σε IBM και το "sustainability" σε NVIDIA και Apple. Η κατηγορία "thought_leadership" καταγράφεται σε επωνυμίες όπως η LinkedIn και η Cisco. Το "celebration" εμφανίζεται κυρίως στην Instagram και στη YouTube.

Τέλος, η παρουσία των topics αποτυπώνει διαφοροποίηση στο είδος του περιεχομένου που αναρτούν οι επωνυμίες, με προτίμηση σε θέματα που σχετίζονται με συνεργασίες, συμμετοχικότητα, ανακοινώσεις και ενίσχυση της εικόνας της επωνυμίας (brand image).

Διάγραμμα 9: Topic Modeling ανά Επωνυμία μέσω Zero-shot classification



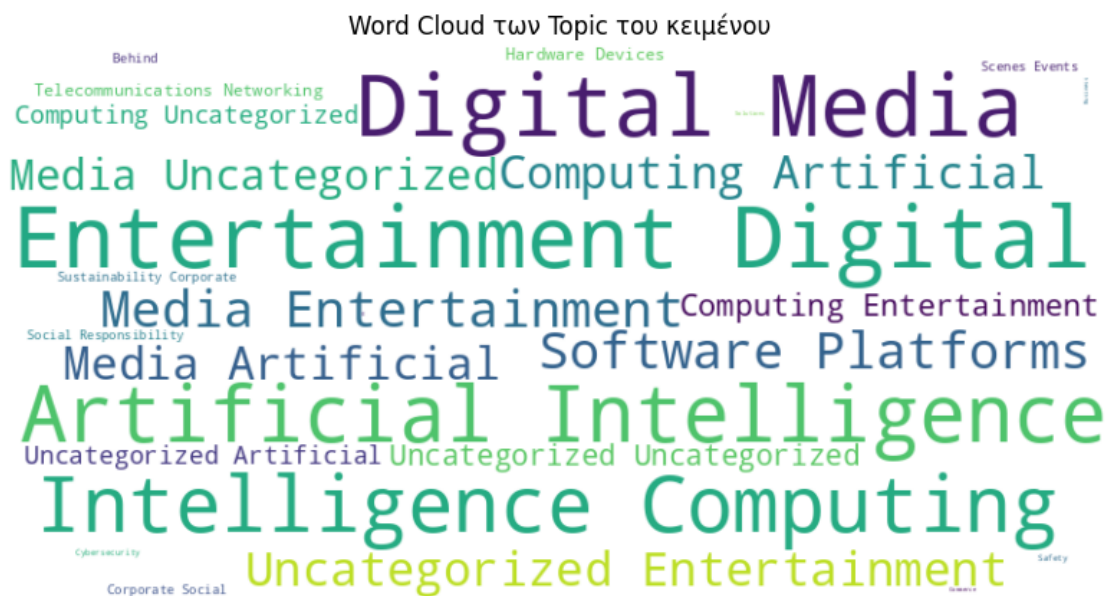
4.2.6 Topics Modeling μέσω LLM

Η οπτικοποίηση τύπου wordcloud στο Διάγραμμα 10 παρουσιάζει τις topics περιοχές που εντοπίστηκαν στα κείμενα των αναρτήσεων μέσω LLM. Οι λέξεις εμφανίζονται με μέγεθος αναλογικό της συχνότητας εμφάνισής τους, προσφέροντας μια συνοπτική εικόνα των επικρατέστερων θεματικών εστιάσεων.

Τα πιο συχνά topics αφορούν όρους όπως digital, media, entertainment, artificial intelligence, computing και intelligence. Παράλληλα, εμφανίζονται όροι όπως software, platforms, corporate, cybersecurity και sustainability σε μικρότερη ένταση. Ο όρος uncategorized υποδεικνύει περιεχόμενο που δεν ταξινομείται εύκολα σε μία συγκεκριμένη κατηγορία, πιθανώς λόγω γενικού ή σύνθετου χαρακτήρα.

Η παρουσία των grouped topics αναδεικνύει συγκέντρωση σε όρους που συνδέονται με τον ψηφιακό μετασχηματισμό, την ψυχαγωγία και τις τεχνολογικές εφαρμογές. Οι συχνότητες εμφάνισης όρων όπως artificial intelligence, media και digital επιβεβαιώνουν την κυριαρχία των συγκεκριμένων εστιάσεων στο περιεχόμενο των αναρτήσεων.

Διάγραμμα 10: Topic Modeling Κειμένου όλων των Επωνυμιών μέσω LLM



4.3 Αποτελέσματα Sentiment, Emotional και Topics Analysis Εικόνων

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τα αποτελέσματα της ανάλυσης συναισθηματικών και topics χαρακτηριστικών των εικόνων. Στο πλαίσιο της διερεύνησης του ΕΕ3, εφαρμόστηκε ανάλυση εικόνας στην τυχαία βάση δεδομένων (950). Ο περιορισμός του δείγματος οφείλεται στο γεγονός ότι οι συγκεκριμένες τεχνικές υλοποιήθηκαν μέσω εξωτερικών υπηρεσιών με οικονομικό κόστος ανά επεξεργασία.

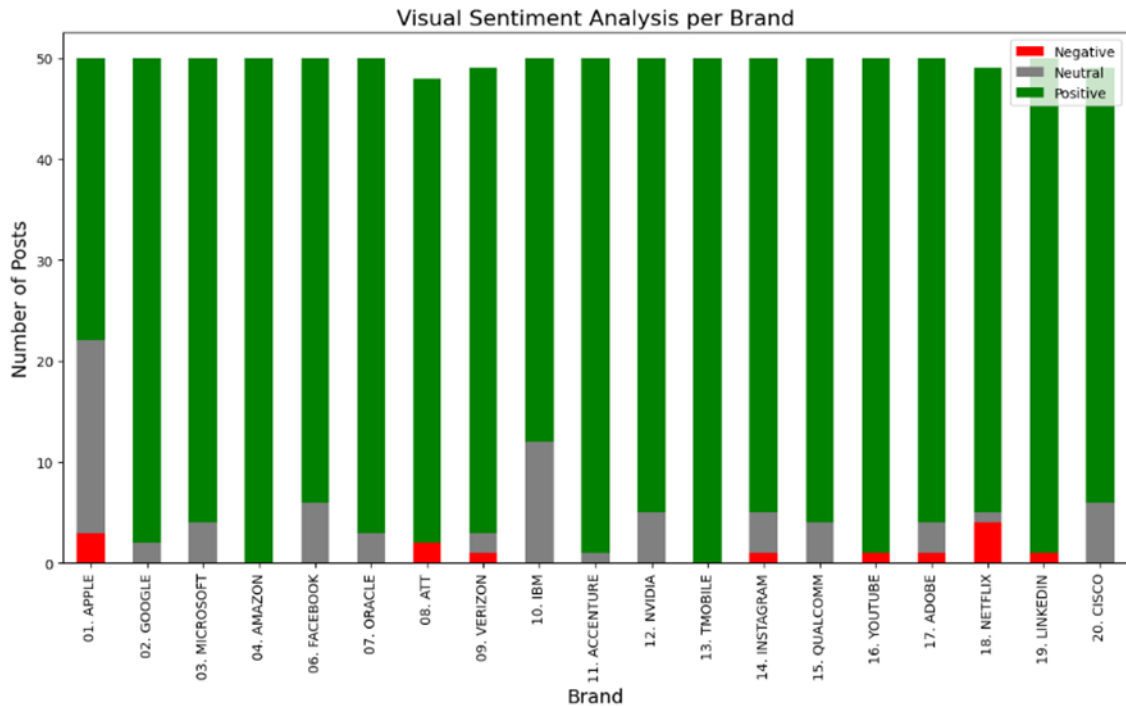
4.3.1 Sentiment Analysis Εικόνων μέσω LLM

Το Διάγραμμα 11 παρουσιάζει την κατανομή sentiment που ανιχνεύθηκε στο περιεχόμενο των εικόνων των αναρτήσεων των τεχνολογικών επωνυμιών, βάσει της επεξεργασίας εικόνας μέσω LLM. Η ανάλυση περιλαμβάνει ταξινόμηση των εικόνων σε τρεις βασικές συναισθηματικές κατηγορίες: θετικό, ουδέτερο και αρνητικό. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι στις περισσότερες επωνυμίες κυριαρχεί το θετικό sentiment, με τα ουδέτερα και αρνητικά να εμφανίζονται σε πολύ χαμηλότερα ποσοστά. Επωνυμίες όπως η Amazon, η Accenture, η T-Mobile και η YouTube καταγράφουν καθολικά θετικό sentiment (100%), γεγονός που υποδηλώνει συνεπή επιλογή εικόνων με θετικό συναισθηματικό τόνο. Παρόμοια ποσοστά θετικότητας εμφανίζονται και σε άλλες επωνυμίες όπως η Microsoft (92%), η Qualcomm (92%), η Instagram (90%) και η Oracle (94%). Γενικά, η πλειοψηφία των επωνυμιών υπερβαίνει το 85% θετικού sentiment στο οπτικό τους περιεχόμενο.

Το ουδέτερο sentiment εντοπίζεται σε χαμηλότερα επίπεδα και παρατηρείται κυρίως στην Apple (38%), την IBM (24%) και τη Cisco (12%). Επιπλέον ουδέτερες καταγραφές σημειώνονται σε επωνυμίες όπως η Nvidia, η Adobe και η Facebook, με ποσοστά μεταξύ 6% και 12%. Οι υπόλοιπες επωνυμίες εμφανίζουν πολύ μικρό ή μηδενικό ουδέτερο περιεχόμενο. Το αρνητικό sentiment είναι εξαιρετικά περιορισμένο. Καταγράφονται μεμονωμένες εμφανίσεις στην Apple (6%), τη Netflix (8%), τη Verizon (2%), καθώς και σε άλλες επωνυμίες όπως η Adobe, η YouTube και η LinkedIn, με ποσοστά που δεν ξεπερνούν το 2% ανά περίπτωση. Η πλειονότητα των επωνυμιών, όπως η Google, η Amazon, η Oracle, η Cisco και η IBM, δεν παρουσιάζουν καθόλου αρνητικές τιμές.

Η κατανομή αυτή σκιαγραφεί έναν γενικά θετικό συναισθηματικό προσανατολισμό στο οπτικό περιεχόμενο των τεχνολογικών επωνυμιών, με περιορισμένη παρουσία ουδέτερων ή αρνητικών στοιχείων.

Διάγραμμα 11: Sentiment Analysis Εικόνων ανά Επωνυμία μέσω LLM



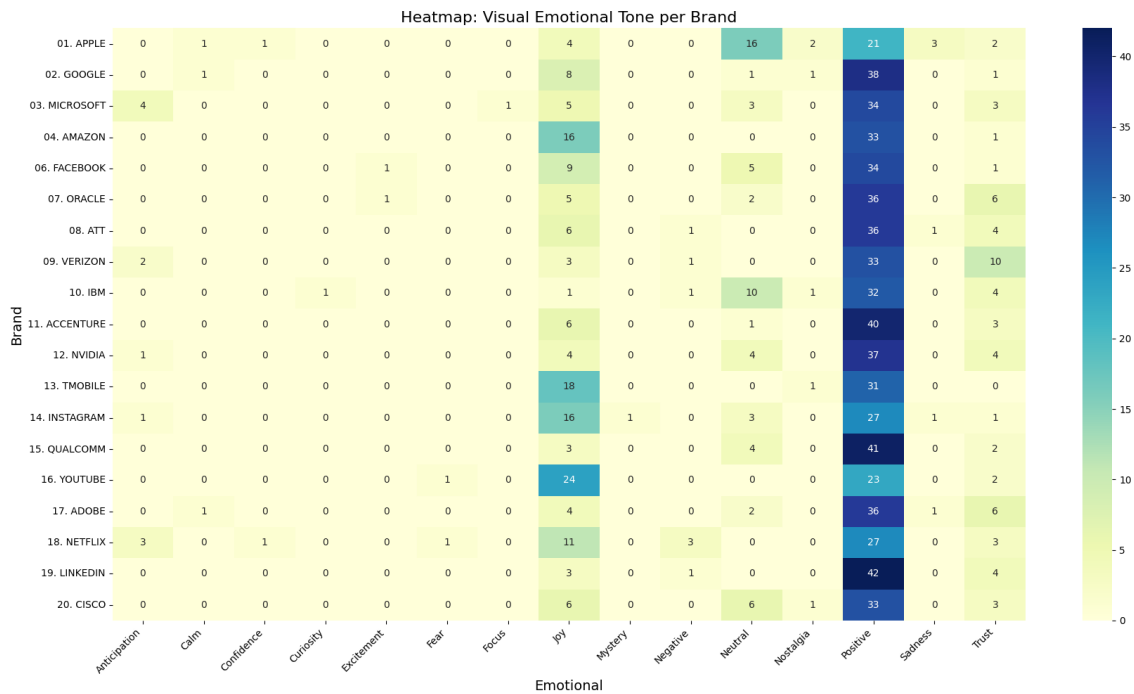
4.3.2 Emotional Analysis Εικόνων μέσω LLM

Η θερμική απεικόνιση στο Διάγραμμα 12 παρουσιάζει το emotion που αποδίδεται στις εικόνες των αναρτήσεων κάθε τεχνολογικής επωνυμίας στο Instagram, όπως αυτός αναγνωρίστηκε από LLM. Κυρίαρχο emotion αποτελεί το positive, το οποίο εμφανίζεται με υψηλή συχνότητα σχεδόν σε όλες τις επωνυμίες. Το emotion positive εντοπίζεται έντονα στη LinkedIn (84%), στην Qualcomm (82%), στην Accenture (80%), ενώ υψηλά ποσοστά παρατηρούνται και στις Google, ATT, Nvidia και Adobe.

Το emotion joy καταγράφεται συχνότερα στην YouTube (48%), την T-Mobile (36%) και την Instagram (32%). Παρουσία joy παρατηρείται επίσης στην Amazon (32%) και τη Facebook (18%), συνδέοντας τις επωνυμίες αυτές με ζωντανές και θετικές εικόνες. Το emotion trust παρουσιάζεται σε επωνυμίες όπως η Verizon (20%), η Oracle (12%) και η Adobe (12%). Το neutral emotion εμφανίζεται σε Apple (30%), IBM (20%) και Cisco (12%), αντανακλώντας περιεχόμενο χωρίς ισχυρή συναισθηματική χροιά.

Αρνητικά emotions όπως anger και sadness καταγράφονται σε πολύ χαμηλά επίπεδα, με anger μόνο στη Netflix (6%) και sadness σε Adobe και ATT (2%). Το fear εμφανίζεται σε περιορισμένες περιπτώσεις στη Netflix και τη YouTube. Λιγότερο συχνά αλλά ενδιαφέροντα emotions όπως anticipation, nostalgia και mysterious εμπλουτίζουν τη συναισθηματική ποικιλομορφία ορισμένων επωνυμιών. Ενδεικτικά, anticipation εντοπίζεται στη Microsoft (8%) και τη Netflix (6%), ενώ το mysterious εμφανίζεται στην Instagram και την IBM (2%).

Διάγραμμα 12: Emotional Analysis Εικόνων ανά Επωνυμία μέσω LLM



4.3.3 Topic Modeling Εικόνων μέσω LLM

Η παρούσα οπτικοποίηση wordcloud (βλ. Διάγραμμα 13) παρουσιάζει τα κυρίαρχα topics που αναγνωρίστηκαν στις εικόνες των αναρτήσεων των τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram, με βάση την επεξεργασία από LLM. Οι λέξεις απεικονίζονται με μέγεθος αναλογικό της συχνότητας εντοπισμού τους, προσφέροντας μία επισκόπηση των topics προτεραιοτήτων στο οπτικό περιεχόμενο. Τα επικρατέστερα topics περιλαμβάνουν όρους όπως advertisement, technology, fashion, event και promotion, υποδεικνύοντας ότι μεγάλο μέρος του οπτικού περιεχομένου έχει διαφημιστικό ή προωθητικό χαρακτήρα, με έντονη εστίαση στην τεχνολογική παρουσίαση και το εμπορικό ύφος. Η συχνότητα του topic fashion ενδέχεται να συνδέεται με lifestyle και αισθητικές επιλογές.

επωνυμίας, γεγονός που υποδηλώνει μια τάση περιορισμένης χρήσης εμφανούς branding στο οπτικό περιεχόμενο.

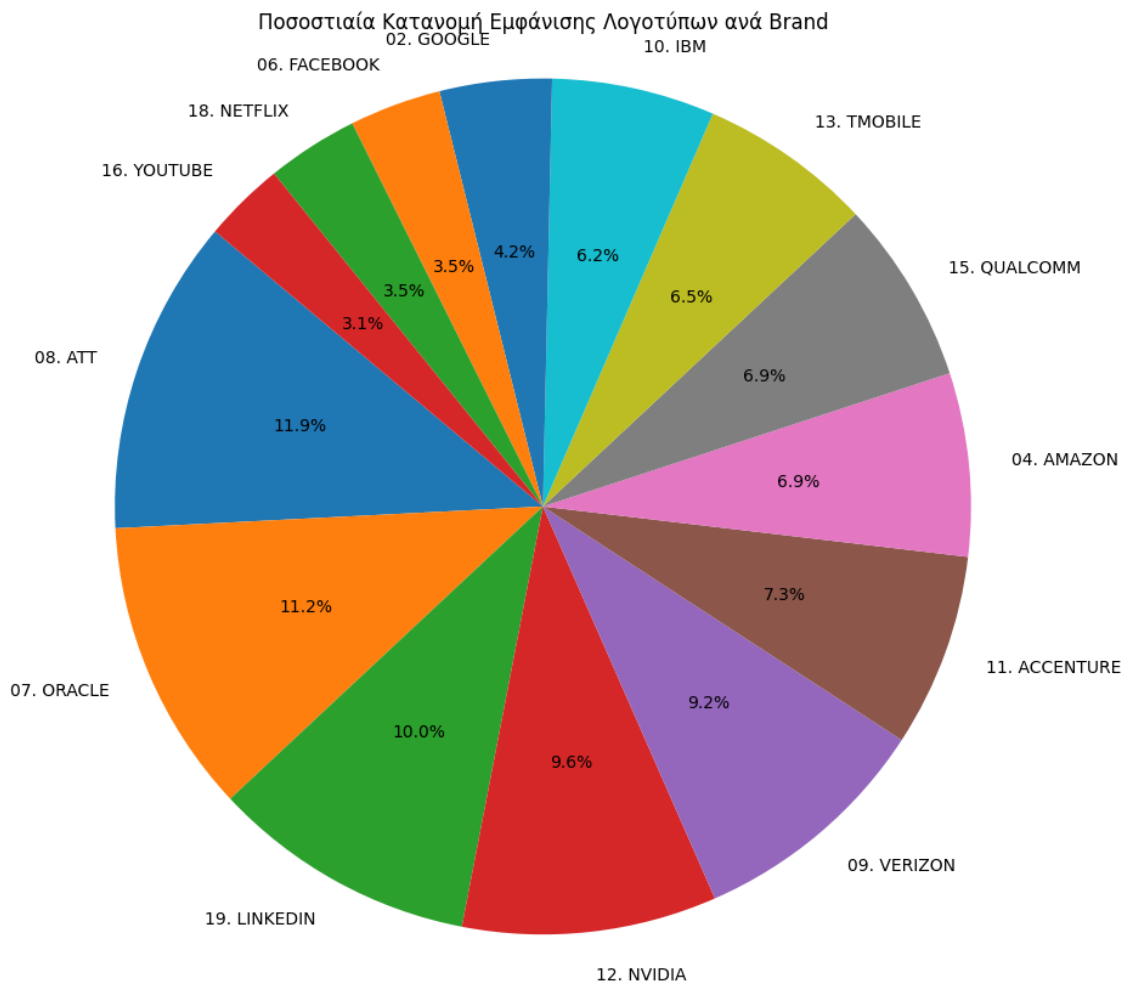
Το διάγραμμα 14 καταδεικνύει ότι οι επωνυμίες με τις περισσότερες εμφανίσεις λογοτύπου είναι η ΑΤΤ, η Oracle και η LinkedIn, οι οποίες συγκεντρώνουν πάνω από το 30% των συνολικών καταγραφών. Ειδικά στην περίπτωση της ΑΤΤ, παρατηρείται και παρουσία λογοτύπων τρίτων επωνυμιών όπως Apple, HBO, Nike, Samsung κ.α., γεγονός που ενδέχεται να σχετίζεται με συνεργατικά ή χορηγικά περιεχόμενα.

Αντίστοιχα, η Oracle, εκτός από το δικό της λογότυπο, εμφανίζει και λογότυπα αυτοκινητοβιομηχανιών όπως BMW και Honda. Παρόμοια πρακτική ακολουθεί και η Nvidia, όπου εμφανίζονται, εκτός από το λογότυπο της ίδιας της εταιρείας και λογότυπα συνεργατών όπως Tesla και Red Bull. Αυτό δείχνει μια συνειδητή ενσωμάτωση εξωτερικών εμπορικών σημείων σε περιβάλλον επωνυμίας.

Άλλες επωνυμίες, όπως η Qualcomm, η Netflix, η Facebook και η YouTube, παρουσιάζουν λογότυπα σε μικρότερη αλλά σταθερή συχνότητα, ενισχύοντας την εταιρική ταυτότητα με διακριτικό τρόπο. Συμπερασματικά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ενώ ένα σημαντικό ποσοστό των εικόνων διατηρεί «ουδέτερη» αισθητική χωρίς εμφανές λογότυπο, αρκετές επωνυμίες εξακολουθούν να χρησιμοποιούν το εταιρικό τους σύμβολο ή σχετικά εμπορικά σήματα ως εργαλείο ενίσχυσης της οπτικής αναγνωρισιμότητας.

Τα ευρήματα υποδεικνύουν ότι, αν και η συνολική εμφάνιση λογοτύπων στις αναρτήσεις παραμένει περιορισμένη (λιγότερο από το ένα τρίτο του συνόλου), ορισμένες επωνυμίες επιδιώκουν ενεργά την ενίσχυση της οπτικής τους παρουσίας. Ιδιαίτερα η ΑΤΤ, η Oracle και η LinkedIn φαίνεται να επενδύουν στρατηγικά στη χρήση λογοτύπων.

Διάγραμμα 14: Ποσοστιαία Κατανομή Εμφάνισης Λογοτύπων ανά Επωνυμία



Πίνακας 5: Συχνότητα Εμφάνισης Λογοτύπων ανά Επωνυμία

Brand	Logo	Logo Count
Google	Google	11
Amazon	Amazon	16
Amazon	P&g	2
Facebook	Facebook	9
Oracle	Bmw	1
Oracle	Honda	1
Oracle	Oracle	27
Att	Att	22
Att	Apple	1
Att	Hbo	2
Att	Nba	1
Att	Nike	1

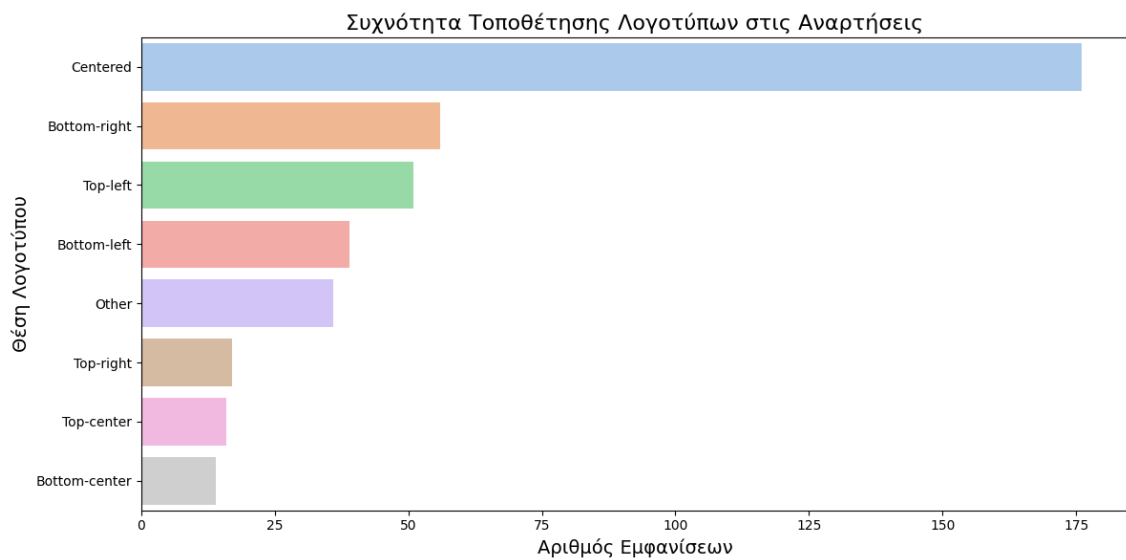
Att	Red bull	1
Att	Samsung	2
Att	Sony	1
Verizon	Apple	1
Verizon	Verizon	23
Ibm	Ibm	15
Ibm	Nike	1
Accenture	Accenture	19
Nvidia	Bmw	1
Nvidia	Honda	1
Nvidia	Nvidia	21
Nvidia	Red bull	1
Nvidia	Tesla	1
Tmobile	Netflix	1
Tmobile	Samsung	1
Tmobile	T-mobile	15
Qualcomm	Qualcomm	16
Qualcomm	Sony	2
Youtube	Youtube	8
Netflix	Netflix	9
Linkedin	Linkedin	26

4.4.1 Τοποθέτηση Λογοτύπων

Στο διάγραμμα 15 παρουσιάζει τη συχνότητα των διαφορετικών θέσεων τοποθέτησης λογοτύπων στις εικόνες. Η ανάλυση βασίζεται σε 275 καταγεγραμμένες περιπτώσεις εμφάνισης λογοτύπων και αποκαλύπτει συγκεκριμένες οπτικές στρατηγικές που υιοθετούν οι τεχνολογικές επωνυμίες. Η συνηθέστερη θέση είναι στο κέντρο (centered), δηλαδή τοποθέτηση του λογοτύπου στο κέντρο της εικόνας, με σημαντική διαφορά σε σχέση με τις υπόλοιπες κατηγορίες. Η επιλογή αυτή δείχνει πρόθεση για άμεση οπτική αναγνώριση και αυξημένη προβολή της επωνυμίας στο κύριο σημείο εστίασης του χρήστη.

Άλλες συχνές επιλογές περιλαμβάνουν κάτω-δεξιά (bottom-right) και πάνω-αριστερά (top-left), θέσεις που προσφέρουν ευδιάκριτο αλλά όχι παρεμβατική επωνυμία. Οι επωνυμίες ATT, Oracle και Cisco εμφανίζουν ποικιλία στη θέση των λογοτύπων, με τοποθετήσεις σε πάνω από πέντε διαφορετικές περιοχές, υποδηλώνοντας ευελιξία ή προσαρμογή ανάλογα με τον τύπο περιεχομένου. Η παρουσία θέσεων όπως πάνω-κέντρο (top-center), κάτω-κέντρο (bottom-center) και άλλη (other) είναι πιο περιορισμένη, υποδηλώνοντας ότι προτιμώνται δοκιμασμένες και συμβατικές επιλογές θέσης που διασφαλίζουν ορατότητα χωρίς να διαταράσσουν την αισθητική του περιεχομένου.

Διάγραμμα 15: Συχνότητα Τοποθέτησης Λογοτύπων στις Αναρτήσεις



Πίνακας 6: Κατανομή Τοποθέτησης Λογοτύπων ανά Επωνυμία

Brands	Bottom-center	Bottom-left	Bottom-right	Centered	Other	Top-center	Top-left	Top-right
Google	1	0	0	9	2	1	3	0
Microsoft	0	1	2	8	1	0	8	0
Amazon	0	0	2	15	4	2	2	0
Facebook	2	4	1	8	0	1	1	0
Oracle	0	1	3	20	3	2	2	2
Att	2	1	10	12	1	3	4	1
Verizon	3	2	9	6	2	0	6	4
Ibm	1	1	2	9	4	1	2	1
Accenture	1	2	2	17	4	0	1	0
Nvidia	0	2	2	13	6	2	4	1
Tmobile	0	1	0	10	0	1	4	0

Instagram	0	0	0	1	0	0	0	0
Qualcomm	0	1	5	12	4	1	3	1
Youtube	1	2	2	3	2	0	1	1
Adobe	0	0	1	5	0	0	2	0
Netflix	2	2	0	8	0	1	2	1
Linkedin	0	6	10	7	1	1	4	3
Cisco	1	13	5	13	2	0	2	2

4.4.2 Συχνότητα Χρήσης Χρωμάτων ανά Επωνυμία

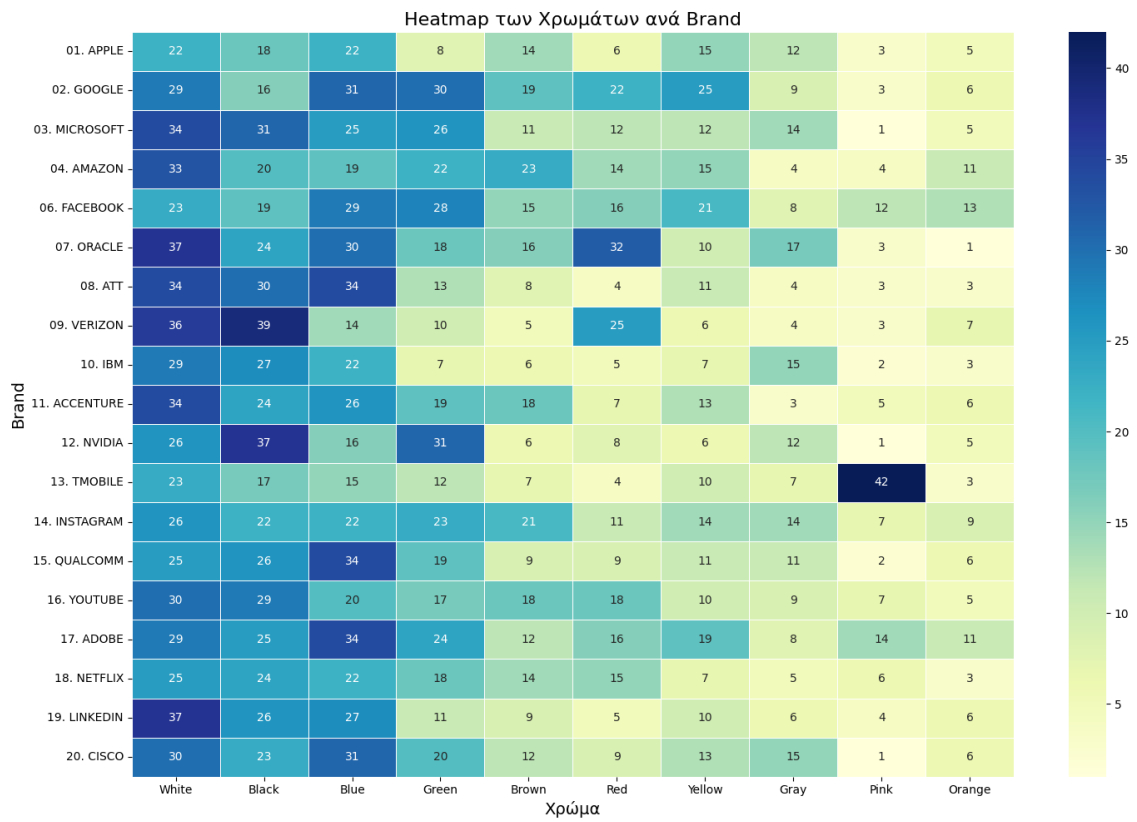
Στο Διάγραμμα 16 παρουσιάζει τη συχνότητα χρήσης διαφορετικών χρωμάτων από τα επιλεγμένες τεχνολογικές επωνυμίες, μέσω της απεικόνισης ενός θερμοχάρτη. Στον οριζόντιο άξονα αποτυπώνονται τα βασικά χρώματα, ενώ στον κάθετο παρατίθενται τα αντίστοιχες επωνυμίες. Η ένταση του χρώματος στο γράφημα αντανακλά το πλήθος εμφάνισης κάθε χρώματος στις αναρτήσεις κάθε επωνυμία.

Όπως παρατηρείται, τα χρώματα White, Black και Blue κυριαρχούν στις περισσότερες επωνυμίες, γεγονός που αναδεικνύει μία τάση προς ουδέτερους και επαγγελματικούς τόνους. Ειδικότερα, επωνυμίες όπως η Microsoft, η ATT και η Adobe εμφανίζουν υψηλή συχνότητα στα χρώματα White και Blue, στοιχείο που πιθανώς συνδέεται με την επιδίωξη μετάδοσης μηνυμάτων αξιοπιστίας και καινοτομίας. Αντίστοιχα, η χρήση του Black είναι ιδιαίτερα έντονη σε επωνυμίες όπως η Verizon και η NVIDIA, γεγονός που μπορεί να ερμηνευτεί ως προσπάθεια ενίσχυσης της αίσθησης ισχύος και τεχνολογικής υπεροχής.

Επιπρόσθετα, ενδιαφέρον παρουσιάζει η παρουσία λιγότερο συνηθισμένων χρωμάτων όπως το Pink και το Orange, τα οποία εμφανίζονται με χαμηλότερη συχνότητα, κυρίως σε επωνυμία όπως το TMOBILE. Η διαφοροποίηση αυτή ενδέχεται να συνδέεται με στρατηγικές στόχευσης νεανικών και πιο δημιουργικών κοινού.

Συμπερασματικά, καταδεικνύει ότι, παρά τις διαφοροποιήσεις μεταξύ των εταιρειών, παρατηρείται μία κοινή προτίμηση σε βασικούς χρωματικούς κώδικες που αποπνέουν επαγγελματισμό, αξιοπιστία και τεχνολογική καινοτομία.

Διάγραμμα 16: Συχνότητας Χρήσης Χρωμάτων ανά Επωνυμία



5 Συζήτηση

5.1 Πρακτική Συνεισφορά

5.1.1 Ερμηνεία Ανάλυσης Μέσου Όρου Likes και Σχόλια

Η παρατηρούμενη ασυμμετρία υποδηλώνει ότι οι χρήστες προτιμούν την αλληλεπίδραση μέσω Likes, πιθανότατα λόγω της ευκολίας που προσφέρει σε σχέση με τη σύνταξη ενός σχολίου. Τα δεδομένα δείχνουν ότι οι επωνυμίες με υψηλή οπτική παρουσία ή με μεγάλη δημοφιλία σε πλατφόρμες όπως το Instagram, Netflix, Apple και το YouTube συγκεντρώνουν τα περισσότερα Likes. Ωστόσο, τα σχόλια δεν ακολουθούν την ίδια αυξητική τάση, υποδεικνύοντας ότι η παραγωγή περιεχομένου που εμπλέκει περισσότερο το κοινό σε συζήτηση παραμένει πρόκληση για τις περισσότερες επωνυμίες.

Το παραπάνω εύρημα είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τη μελέτη της σχέσης μεταξύ οπτικού περιεχομένου και εμπλοκής του κοινού, καθώς και για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των στρατηγικών μάρκετινγκ που χρησιμοποιούνται από τις επωνυμίες στο Instagram. Η παρατήρηση της ασυμμετρίας ανάμεσα στα Likes και τα σχόλια μπορεί να αποτελέσει καθοδηγητικό στοιχείο για τη βελτίωση της στρατηγικής εμπλοκής των χρηστών.

5.1.2 Ερμηνεία Χρήσης Hashtags και Mentions

Η ανάλυση των hashtags και mentions αναδεικνύει ότι οι τεχνολογικές επωνυμίες υιοθετούν διαφορετικές τακτικές, ανάλογα με το topic και το περιεχόμενο κάθε ανάρτησης. Τα hashtags χρησιμοποιούνται στρατηγικά για να ενισχύσουν τη θεματική σύνδεση, την απήχηση και την ταυτότητα του περιεχομένου. Ενδεικτικά, η Apple χρησιμοποιεί το #ShotoniPhone ειδικά σε αναρτήσεις που προβάλλουν φωτογραφίες από νέα μοντέλα smartphone, ενισχύοντας την προβολή του προϊόντος και του δημιουργικού του αποτελέσματος με συνέπεια και αναγνωρισιμότητα.

Παράλληλα, τα mentions λειτουργούν ως μέσα ενίσχυσης της δικτύωσης, της κοινότητας και της συνεργατικότητας. Συχνά εμφανίζονται σε αναρτήσεις που σχετίζονται με influencers, διαγωνισμούς ή καμπάνιες όπου εμπλέκονται άλλα πρόσωπα ή οργανισμοί, όπως παρατηρείται με τους λογαριασμούς @att, @googlepixel ή @adobe. Μέσα από

τέτοιες αναφορές, οι επωνυμίες επεκτείνουν την κοινωνική τους εμβέλεια και ενισχύουν τη διαδραστικότητα με το κοινό.

Η Adobe, η ATT και η Nvidia παρουσιάζουν χιλιάδες διαφορετικά hashtags, δείχνοντας ισχυρή οργανική εμπλοκή. Αντίθετα, επωνυμίες όπως η IBM ή η T-Mobile υιοθετούν πιο συγκρατημένη προσέγγιση, πιθανόν λόγω διαφορετικής στρατηγικής περιεχομένου ή στόχευσης. Κάθε επωνυμία φαίνεται να επιλέγει τα hashtags και τα mentions όχι με βάση ποσότητα αλλά με γνώμονα τη συνάφεια και την ευθυγράμμιση με το εκάστοτε μήνυμα.

Τα hashtags και τα mentions αποτελούν σήμερα κεντρικά στοιχεία της ψηφιακής επικοινωνίας, ιδιαίτερα για νεότερες γενιές που τα χρησιμοποιούν ως μέσο ταυτότητας, σύνδεσης και έκφρασης. Η ενσωμάτωσή τους στις αναρτήσεις δεν είναι διακοσμητική αλλά λειτουργική, προσδίδοντας νόημα, ορατότητα και επικοινωνιακή εμβάθυνση στο περιεχόμενο των τεχνολογικών επωνυμιών. Τα hashtags και τα mentions αποτελούν πλέον βασικά εργαλεία της σύγχρονης ψηφιακής αφήγησης. Ιδιαίτερα για τα νεανικά κοινά, αποτελούν φυσική γλώσσα επικοινωνίας, συμβάλλοντας στη γρήγορη διάδοση του περιεχομένου, στην αναγνώριση ταυτότητας και στη δημιουργία ψηφιακής οικειότητας. Οι τεχνολογικές επωνυμίες που αξιοποιούν αυτά τα στοιχεία στρατηγικά κατορθώνουν να παραμείνουν πολιτισμικά σχετικές και ουσιαστικά συνδεδεμένες με τις κοινότητές τους.

5.1.3 Ερμηνεία Χρήσης Emojis

Η ανάλυση των emojis αποκαλύπτει έναν δυναμικό και εξελισσόμενο τρόπο έκφρασης, μέσω του οποίου οι τεχνολογικές επωνυμίες επιδιώκουν να ενισχύσουν τη συναισθηματική, λειτουργική και αισθητική διάσταση του ψηφιακού τους περιεχομένου. Κάθε επωνυμία φαίνεται να εφαρμόζει τη δική της τακτική ως προς την επιλογή και χρήση των emojis, προσαρμόζοντάς τα ανάλογα με τη θεματολογία της ανάρτησης, το ύφος του συνοδευτικού κειμένου και το περιεχόμενο της εικόνας. Ο συνδυασμός αυτών των στοιχείων δημιουργεί ένα συνεκτικό και οπτικά κατανοητό μήνυμα, το οποίο είναι άμεσα προσλήψιμο από το κοινό.

Η Accenture, η T-Mobile και η Instagram κάνουν εκτεταμένη χρήση θετικών και συναισθηματικά ενδυναμωτικών emojis όπως το 📷, το 🤖 και το ❤️, ενισχύοντας την ανθρώπινη και δημιουργική πλευρά της επωνυμίας τους. Άλλες, όπως η Qualcomm, η

Oracle και η Amazon, προβάλλουν περισσότερο τεχνολογικά ή στοχαστικά σύμβολα όπως 🤖, 🧠 και 😊, τονίζοντας καινοτομία και διανοητικό προσανατολισμό. Σε πιο αφηγηματικές και συναισθηματικά φορτισμένες περιπτώσεις, όπως η Netflix και η YouTube, τα emojis χρησιμοποιούνται για να μεταφέρουν εμπειρίες και διαθέσεις που ξεπερνούν το απλό κειμενικό επίπεδο.

Η χρήση emojis δεν είναι διακοσμητική, αλλά ενταγμένη στη στρατηγική επικοινωνίας κάθε επωνυμίας. Πρόκειται για μια μορφή σύγχρονης οπτικής γλώσσας, η οποία επιτρέπει ταχεία και συναισθηματικά φορτισμένη επικοινωνία, ιδιαίτερα αποτελεσματική στις νεότερες ηλικιακές ομάδες. Για τη νέα γενιά χρηστών, τα emojis λειτουργούν ως αναγνωρίσιμο και φυσικό μέσο έκφρασης, γεφυρώνοντας το χάσμα ανάμεσα σε εικόνα και λέξη, ανάμεσα σε πληροφορία και συναίσθημα. Η συνειδητή αξιοποίησή τους από τις επωνυμίες επιβεβαιώνει την προσαρμογή τους στις επικοινωνιακές νόρμες του σύγχρονου ψηφιακού πολιτισμού και την προσπάθειά τους να παραμείνουν σχετικές, αυθεντικές και άμεσες στο βλέμμα του κοινού.

5.1.4 Ερμηνεία Μήκους Κειμένου στις Αναρτήσεις

Η ανάλυση του μέσου αριθμού λέξεων ανά ανάρτηση αποκαλύπτει διακριτές διαφοροποιήσεις στον τρόπο με τον οποίο οι τεχνολογικές επωνυμίες αξιοποιούν τον γραπτό λόγο στο Instagram. Η ιδιαίτερα υψηλή έκταση στις αναρτήσεις της Instagram (117,66 λέξεις) υποδηλώνει στρατηγική που βασίζεται στην αφήγηση, τη συναισθηματική σύνδεση και την επεξηγηματική επικοινωνία, σε αντίθεση με άλλες επωνυμίες που επιλέγουν πιο λιτό ύφος. Ορισμένες επωνυμίες, όπως η IBM και η Verizon, φαίνεται να υιοθετούν πιο αναλυτική και περιγραφική στρατηγική, χρησιμοποιώντας το κείμενο ως βασικό εργαλείο αφήγησης, επεξήγησης ή ενίσχυσης του οπτικού περιεχομένου. Η εκτενής χρήση λόγου από την ίδια την Instagram ενδεχομένως να αποσκοπεί στο να λειτουργεί ως πρότυπο επικοινωνιακής πρακτικής μέσα στην ίδια την πλατφόρμα.

Στον αντίποδα, επωνυμίες όπως η Netflix, η YouTube και η T-Mobile επιλέγουν συντομότερο κείμενο, εστιάζοντας περισσότερο στο οπτικό ή πολυμεσικό περιεχόμενο, ή αξιοποιώντας τον άμεσο, στιγμιαίο χαρακτήρα της πλατφόρμας. Αυτή η επιλογή υποδηλώνει στρατηγική σε κοινά που προτιμούν γρήγορη και οπτική κατανάλωση

περιεχομένου. Οι υπόλοιπες επωνυμίες κινούνται σε ενδιάμεσες περιοχές, ανατακλώντας μια ισορροπημένη προσέγγιση που συνδυάζει πληροφοριακή πυκνότητα με ευκολία ανάγνωσης.

5.1.5 Συγκριτική Ερμηνεία Sentiment Analysis

Η συγκριτική θεώρηση των δύο μεθόδων ανάλυσης sentiment κειμένου, μέσω βιβλιοθηκών Python και LLM, αναδεικνύει τόσο τη γενική τους συμφωνία όσο και επιμέρους διαφοροποιήσεις που φωτίζουν τον τρόπο με τον οποίο ερμηνεύεται το συναισθηματικό περιεχόμενο στο Instagram. Και στις δύο περιπτώσεις κυριαρχεί το θετικό sentiment, με υψηλά ποσοστά αποδοχής για επωνυμίες όπως η IBM, η Cisco, η Oracle και η Instagram. Παρόλα αυτά, παρατηρούνται αποκλίσεις σε ορισμένες επωνυμίες, οι οποίες υποδηλώνουν διαφορές ως προς την ευαισθησία και την αντίληψη διαφορών των δύο μεθόδων. Για παράδειγμα, στην Instagram καταγράφεται θετικό sentiment 94% μέσω Python και 88% μέσω LLM, διαφορά που ενδέχεται να προκύπτει από την αυξημένη ουδετερότητα που αποδίδει το LLM σε αμφίσημα σχόλια. Αντίστοιχα, η Microsoft εμφανίζει θετικό sentiment 52% στην Python και 50% στο LLM, όμως η μέθοδος LLM καταγράφει υψηλότερο ποσοστό ουδέτερων σχολίων, γεγονός που υποδηλώνει πιο συγκρατημένη ερμηνεία της συναισθηματικής πρόθεσης. Η Netflix αποτελεί ιδιαίτερη περίπτωση, καθώς συγκεντρώνει σταθερά χαμηλά ποσοστά θετικού sentiment και στις δύο προσεγγίσεις, κάτι που ενδεχομένως σχετίζεται με διαφοροποιημένες αντιλήψεις του κοινού ή πρόσφατες εξελίξεις στην εταιρική της εικόνα. Αντίθετα, επωνυμίες όπως η Oracle, η IBM και η Cisco καταγράφουν μηδενική αρνητικότητα, αποδεικνύοντας μια καθολικά θετική αποδοχή σε επίπεδο κειμενικής διατύπωσης.

5.1.5.1 Ερμηνεία Sentiment Analysis Εικόνας

Η ανάλυση sentiment των εικόνων, η οποία εστιάζει στο συναισθηματικό φορτίο που αποδίδεται στις εικόνες των αναρτήσεων, προσφέρει μια επιπλέον διάσταση στην ερμηνεία της απήχησης των επωνυμιών. Όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 10, η πλειονότητα των επωνυμιών παρουσιάζει συντριπτικά ποσοστά θετικής απεικόνισης, με χαρακτηριστικά παραδείγματα την Amazon, την Accenture και την T-Mobile, οι οποίες καταγράφουν 100% θετικό sentiment στις εικόνες τους. Εξίσου υψηλά ποσοστά

παρατηρούνται στην Google (96%), την Oracle (94%) και τη Microsoft (92%), ενώ η YouTube αγγίζει το 98%. Αυτή η υπεροχή του θετικού sentiment εικόνας υποδηλώνει στοχευμένη στρατηγική επικοινωνίας και αισθητική προσέγγιση που ενισχύει το θετικό προφίλ των επωνυμιών στο οπτικό επίπεδο. Στον αντίποδα, η Apple διαφοροποιείται αισθητά, καθώς εμφανίζει μόνο 56% θετικό sentiment, συνοδευόμενο από 38% ουδέτερο και το υψηλότερο ποσοστό αρνητικών αναφορών μεταξύ των επωνυμιών. Το εύρημα αυτό ενδεχομένως σχετίζεται με τη μεγαλύτερη ποικιλία ύφους στις εικόνες των επωνυμιών ή με πιο συγκρατημένη οπτική ταυτότητα. Η IBM παρουσιάζει επίσης αυξημένο ποσοστό ουδέτερου sentiment εικόνας, γεγονός που ενισχύει την εικόνα της ως επαγγελματικά προσανατολισμένου και λιγότερο συναισθηματικό για τις επωνυμίες.

Η ενσωμάτωση της sentiment analysis εικόνας, παράλληλα με την επεξεργασία του κειμενικού περιεχομένου, ενισχύει τη μεθοδολογική εγκυρότητα και εμπλουτίζει την κατανόηση της συνολικής αντίληψης που διαμορφώνεται γύρω από τις τεχνολογικές επωνυμίες στο Instagram. Οι γενικές συγκλίσεις ανάμεσα στα ευρήματα επιβεβαιώνουν τη θετική δημόσια εικόνα των περισσότερων επωνυμιών, ενώ οι επιμέρους διαφορές αποκαλύπτουν τις λεπτές αποχρώσεις στον τρόπο που κάθε επωνυμία παρουσιάζεται και γίνεται αντιληπτή, τόσο σε επίπεδο περιεχομένου όσο και οπτικής αναπαράστασης.

5.1.6 Ερμηνεία και Σύγκριση Emotional Analysis

Η συνδυαστική θεώρηση των αποτελεσμάτων από τις τρεις αναλύσεις emotional περιεχομένου, τόσο σε κειμενικό όσο και σε οπτικό επίπεδο, αποκαλύπτει ένα πολυδιάστατο αλλά συνεκτικό προφίλ emotional ταυτοτήτων για τις τεχνολογικές επωνυμίες στο Instagram. Η ανάλυση κειμένου μέσω Python ανέδειξε το emotion positive ως το πιο συχνό στις περισσότερες επωνυμίες, με υψηλές καταγραφές στη Google, την IBM και την Oracle. Παράλληλα, εμφανίζονται συχνά τα emotions joy και trust, ειδικά σε επωνυμίες όπως το YouTube, η Instagram, η Verizon και η Adobe. Το emotion joy συνδέεται ιδιαίτερα με την Instagram και την T-Mobile, υποδεικνύοντας συσχέτιση με εμπειρίες ευχαρίστησης και ζωντάνιας, γεγονός που αντανακλά και τον χαρακτήρα του περιεχομένου τους, το οποίο συχνά βασίζεται σε πολύχρωμες εικόνες, θετικά μηνύματα και ψυχαγωγικό topic.

Αντίθετα, emotions όπως anger, fear ή sadness είναι σχεδόν απόντα, γεγονός που ενισχύει το σταθερά θετικό emotional αποτύπωμα των επωνυμιών σε επίπεδο κειμένου. Ωστόσο, η εμφανώς υψηλή παρουσία του emotion fear στο περιεχόμενο της Netflix μπορεί να σχετίζεται με τη φύση του περιεχομένου που προωθεί, κυρίως σειρές, ταινίες και trailers με ένταση, μυστήριο ή δραματικές αφηγήσεις, προσδίδοντας έτσι βάθος στη συναισθηματική ποικιλία των αναρτήσεων της.

Η ανάλυση των emotional labels του κειμενικού περιεχομένου μέσω LLM διαφοροποιείται σημαντικά, καθώς αναδεικνύει το emotion neutral ως την κυρίαρχη κατηγορία. Επωνυμίες όπως η Microsoft, η Netflix και η YouTube εμφανίζουν ιδιαίτερα υψηλά επίπεδα neutrality, γεγονός που υποδηλώνει είτε πληροφοριακή ουδετερότητα είτε συντηρητική κατηγοριοποίηση από την πλευρά του μοντέλου. Στην περίπτωση της Microsoft, η αυξημένη ουδετερότητα ενδέχεται να αντικατοπτρίζει την επικοινωνιακή της προσέγγιση που βασίζεται σε τυπικό, τεχνολογικά επικεντρωμένο περιεχόμενο, χωρίς συναισθηματική έξαρση. Το emotion joy παραμένει παρόν, με αξιοσημείωτες καταγραφές στην Instagram και τη Google, οι οποίες επενδύουν σταθερά σε αφηγήσεις που προβάλλουν καθημερινές θετικές εμπειρίες, καινοτομία και δημιουργικότητα. Τα emotions anger, sadness και fear καταγράφονται σε οριακά ποσοστά, διατηρώντας το συνολικό emotional profile σε ήπιο και επαγγελματικό τόνο. Το trust εμφανίζεται σποραδικά, κυρίως στην Oracle και την IBM, γεγονός που συνάδει με τη σταθερή τους εικόνα αξιοπιστίας και τεχνολογικής υπεροχής.

5.1.6.1 Ερμηνεία Emotional Analysis Εικόνας

Η ανάλυση του emotional tone της εικόνας, βασισμένη σε LLM επεξεργασία εικόνων, προσθέτει μια ουσιαστική πολυτροπική διάσταση. Το emotion positive παραμένει κυρίαρχο και σε επίπεδο εικόνας, με επωνυμίες όπως η LinkedIn, η Accenture και η Qualcomm να ξεχωρίζουν. Το emotion joy καταγράφεται εντονότερα από ό,τι στις κειμενικές αναλύσεις, ειδικά στο YouTube, την T-Mobile και την Instagram, υποδηλώνοντας στρατηγική χρήση θετικών, συναισθηματικά φορτισμένων εικόνων. Ειδικά το YouTube φαίνεται να ενισχύει το στοιχείο της χαράς μέσω ποικίλου και δημιουργικού περιεχομένου που εμπλέκει συναισθηματικά τον θεατή. Επιπλέον, το trust αναγνωρίζεται πιο καθαρά στο επίπεδο εικόνας, με υψηλότερες εμφανίσεις στη Verizon και την Oracle, πιθανώς λόγω της χρήσης εικονικών αναπαραστάσεων που σχετίζονται

με αξιοπιστία, επαγγελματισμό και συνέπεια. Το emotion neutral εμφανίζεται επίσης σημαντικά, ειδικά στην Apple και την IBM, γεγονός που συνδέεται με μινιμαλιστικές ή περισσότερο ενημερωτικές απεικονίσεις προϊόντων ή δράσεων. Αντιθέτως, τα negative emotions παραμένουν περιθωριακά, με πολύ χαμηλές καταγραφές anger, sadness ή fear, ενισχύοντας την εικόνα ελεγχόμενης θετικότητας και επικοινωνιακής σταθερότητας.

Συγκρίνοντας τις τρεις emotional analysis, παρατηρείται μια σταθερή επιδίωξη των επωνυμιών να προβάλλονται με θετικό, αισιόδοξο και αξιόπιστο emotional αποτύπωμα. Το Python μοντέλο αποτυπώνει μεγαλύτερη ποικιλομορφία και συναισθηματική ένταση, ενώ το LLM παρουσιάζει πιο ουδέτερη και τυποποιημένη θεώρηση. Η εικόνα επεξεργασία αποκαλύπτει ενισχυμένη χρήση θετικών και ζωντανών emotions μέσω εικόνας, επιβεβαιώνοντας την ενσυνείδητη οπτική διαχείριση της emotional ταυτότητας. Η πολυτροπική αυτή προσέγγιση επιτρέπει πληρέστερη κατανόηση της συναισθηματικής επικοινωνίας των επωνυμιών, αποτυπώνοντας τόσο τα εμφανή όσο και τα υποσυνείδητα επίπεδα της αναπαράστασης, ενώ παράλληλα αναδεικνύει τον ρόλο του περιεχομένου κάθε επωνυμίας στη διαμόρφωση της συνολικής εμπειρίας του χρήστη.

5.1.7 Ερμηνεία και Σύγκριση Topics Analysis

Η ερμηνευτική αποτύπωση των topics που αναδύονται από τις δημοσιεύσεις των τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram αποκαλύπτει έναν κοινό αλλά πολυεπίπεδο επικοινωνιακό προσανατολισμό. Η ανάλυση μέσω Python (Διάγραμμα 8) εντοπίζει ως κυρίαρχο το topic involve, που αναφέρεται στη συμμετοχή και εμπλοκή του κοινού. Επωνυμίες όπως η Instagram (70%), η IBM (58%) και η Apple (62%) αξιοποιούν αυτό το θεματικό πεδίο για να καλλιεργήσουν αλληλεπίδραση, ενώ υψηλές καταγραφές εμφανίζονται και στη YouTube, τη Netflix και τη Microsoft. Άλλα topics που ξεχωρίζουν είναι το announce, κυρίως σε επωνυμίες όπως η Nvidia και η Qualcomm, υποδηλώνοντας έμφαση στις τεχνολογικές ανακοινώσεις και το event_promotion, που σχετίζεται με δράσεις και εκδηλώσεις. Θεματολογίες όπως post_from_employee ή brand_affinity καταγράφονται σποραδικά, ενισχύοντας το αφήγημα διαφάνειας και συναισθηματικής σύνδεσης.

Η προσέγγιση LLM, βασισμένη σε grouping και word cloud, παρουσιάζει πιο γενικευμένα και τεχνολογικά φορτισμένα topics, με κυρίαρχες έννοιες όπως digital,

media, entertainment, computing και artificial. Αυτή η διαφοροποίηση από τις βιβλιοθήκες Python topic modeling υποδεικνύει ότι το LLM ανιχνεύει συχνότερα υψηλού επιπέδου στρατηγικά μοτίβα, εστιάζοντας λιγότερο στη μορφή της αλληλεπίδρασης και περισσότερο στο τεχνολογικό αφήγημα των επωνυμιών. Τα topics cybersecurity, business, commerce και solutions εμφανίζονται ελάχιστα, γεγονός που ίσως αντικατοπτρίζει την προτεραιότητα της αισθητικής επικοινωνίας έναντι της εμπορικής ή λειτουργικής πληροφόρησης.

5.1.7.1 Ερμηνεία Topics Analysis Εικόνας

Οι αναλύσεις των topics των εικόνων παρέχει μια ξεχωριστή πολυτροπική διάσταση, αποκαλύπτοντας πώς τα θέματα προβάλλονται μέσω εικόνας. Το topic Advertisement κυριαρχεί με ποσοστό 12%, ενώ ακολουθούν έννοιες όπως Technology, Fashion και Event. Η έντονη παρουσία όρων όπως Art, Promotion, Design και Interaction υποδεικνύει τη σημασία της οπτικής αισθητικής στην αφήγηση των επωνυμιών. Παράλληλα, η ύπαρξη ανοιχτών και αφηρημένων θεμάτων όπως Dog, Food, Landscape ή Scene μαρτυρά ευελιξία και ποικιλία στο οπτικό περιεχόμενο. Η συγκέντρωση σε open-ended topics καθιστά την εικόνα σε επίπεδο λιγότερο θεσμικά καθορισμένο και περισσότερο προσαρμόσιμο, διευκολύνοντας την εικονική αφήγηση και τη συναισθηματική πρόσδεση με το κοινό.

Η σύγκριση των τριών αναλύσεων δείχνει ότι οι τεχνολογικές επωνυμίες διαμορφώνουν τη θεματολογία τους ανάλογα με το επικοινωνιακό μέσο και τη στρατηγική πρόθεση. Το topic modeling αναδεικνύει την πρόθεση για συμμετοχή και ανθρώπινη αλληλεπίδραση, το LLM επικεντρώνεται στη θεματική της καινοτομίας και του ψηφιακού οικοσυστήματος, ενώ το topic modeling των εικόνων προβάλλει την εικόνα ως πεδίο ευελιξίας, δημιουργικότητας και έμμεσης επιρροής. Η πολυτροπική προσέγγιση επιβεβαιώνει τη σύνθετη αλλά συνεπή στρατηγική περιεχομένου που ακολουθούν οι επωνυμίες, εστιάζοντας στην ενεργή εμπλοκή, την τεχνολογική ταυτότητα και την αισθητική απεύθυνση.

5.1.8 Ερμηνεία Οπτικής Παρουσίας και Τοποθέτησης Λογοτύπων

Η παρουσία και η θέση των λογοτύπων στις αναρτήσεις των τεχνολογικών επωνυμιών αποτελούν κρίσιμα στοιχεία της οπτικής τους στρατηγικής στο Instagram. Η γενική εικόνα υποδεικνύει ότι, ενώ τα περισσότερες επωνυμίες επιλέγουν να μη χρησιμοποιούν συστηματικά το λογότυπό τους σε κάθε ανάρτηση, εκείνα που το κάνουν φαίνεται να επενδύουν σε στοχευμένη και συνεπή χρήση του ως μέσο ενίσχυσης της αναγνωρισιμότητας. Το γεγονός ότι μόνο το 28.95% των συνολικών αναρτήσεων περιείχε εμφανές λογότυπο δείχνει πως η πλειονότητα των επωνυμιών προτιμά να επικεντρώνεται στη συναισθηματική απήχηση, την αισθητική ή το αφηγηματικό περιεχόμενο, αντί για την άμεση ενίσχυση της εμπορικής ταυτότητας.

Ωστόσο, επωνυμίες όπως η ΑΤΤ, η Oracle και η LinkedIn παρουσιάζουν σημαντικά υψηλότερα ποσοστά εμφάνισης λογοτύπων, υποδηλώνοντας πιο εμφατική προσέγγιση στην προβολή της εταιρικής εικόνας. Η επιλογή να εμφανίζεται το λογότυπο σε συγκεκριμένες θέσεις, με κυρίαρχη την κεντρική τοποθέτηση, δεν είναι τυχαία. Η θέση Centered καταγράφει τη μεγαλύτερη συχνότητα, επιβεβαιώνοντας ότι όταν το λογότυπο χρησιμοποιείται, έχει στόχο τη μέγιστη ορατότητα. Παράλληλα, η χρήση εναλλακτικών σημείων, όπως το κάτω δεξί ή το επάνω δεξί μέρος, όπως παρατηρείται στην ΑΤΤ και τη LinkedIn, υποδηλώνει μια πιο ήπια, αλλά ελεγχόμενη παρουσία, η οποία μπορεί να υποστηρίζει την αισθητική ισορροπία του οπτικού υλικού.

Η κατηγορία Other, που περιλαμβάνει μη τυπικές τοποθετήσεις όπως λογότυπα σε ρούχα, αντικείμενα ή επιφάνειες, αναδεικνύει την τάση ορισμένων επωνυμιών, όπως η Amazon, η IBM και η NVIDIA, να ενσωματώνουν το εμπορικό τους σήμα με τρόπο πιο δημιουργικό ή βιωματικό. Αυτή η επιλογή δεν στοχεύει μόνο στην ενίσχυση της αναγνωρισιμότητας, αλλά και στη διαμόρφωση μιας πιο αυθεντικής σχέσης με το κοινό.

Συμπερασματικά, η τοποθέτηση του λογοτύπου δεν λειτουργεί ως απλό οπτικό στοιχείο, αλλά εντάσσεται στο πλαίσιο μιας ευρύτερης στρατηγικής διαφοροποίησης και εμπειρίας. Όπου υπάρχει, ενισχύει την εμπορική ταυτότητα· όπου απουσιάζει, δίνει προτεραιότητα στην αφήγηση, στο συναίσθημα και στην ελευθερία ερμηνείας του χρήστη. Η συνειδητή αυτή επιλογή θέσης και παρουσίας ενσωματώνεται στο συνολικό

βιωματικό branding που επιδιώκουν να χτίσουν οι τεχνολογικές επωνυμίες στη σύγχρονη ψηφιακή εποχή.

5.1.9 Ερμηνεία Χρήσης Χρωμάτων από Επωνυμίες

Η ανάλυση της συχνότητας εμφάνισης χρωμάτων στις αναρτήσεις των τεχνολογικών επωνυμιών αποκαλύπτει στοχευμένες στρατηγικές οπτικής ταυτότητας. Οι αποχρώσεις white, black και blue κυριαρχούν σε πολλές περιπτώσεις, ενισχύοντας την αίσθηση καθαρότητας, αξιοπιστίας και τεχνολογικής σταθερότητας. Επωνυμίες όπως η Microsoft, η AT&T και η Adobe χρησιμοποιούν συστηματικά το λευκό και το μπλε, αποπνέοντας επαγγελματισμό και ήπια συναισθηματική ουδετερότητα. Αντίστοιχα, η συχνή χρήση του μαύρου από τη Verizon και τη NVIDIA προσδίδει δυναμισμό, σοβαρότητα και τεχνολογική ισχύ.

Εκτός από τις κοινές χρωματικές επιλογές, ορισμένες επωνυμίες ξεχωρίζουν υιοθετώντας έναν μοναδικό, αναγνωρίσιμο χρωματικό κώδικα που αποτελεί μέρος της εμπορικής τους ταυτότητας. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η T-Mobile, η οποία χρησιμοποιεί συστηματικά την απόχρωση pink, στοιχείο που λειτουργεί όχι μόνο ως οπτική διαφοροποίηση, αλλά και ως μέσο σύνδεσης με νεανικά, δημιουργικά και ανεπιτήδευτα κοινά. Το συγκεκριμένο χρώμα έχει συνδεθεί τόσο στενά με την επωνυμία, ώστε λειτουργεί ως αυτόνομος φορέας brand awareness.

Παρόμοια στρατηγική παρατηρείται και σε άλλες περιπτώσεις, όπου συγκεκριμένες αποχρώσεις, ακόμα κι αν δεν κυριαρχούν ποσοτικά, ενισχύουν την αναγνωρισιμότητα και συμβάλλουν στην αίσθηση συνέπειας. Η παρουσία πιο ζωντανών χρωμάτων, όπως το pink ή το orange, παρά τη χαμηλή συχνότητα, υποδηλώνει πρόθεση διαφοροποίησης, αυθεντικότητας και εστίασης σε οπτική ένταση και συναίσθημα.

Συμπερασματικά, τα ευρήματα καταδεικνύουν ότι η χρωματική ταυτότητα δεν περιορίζεται σε αισθητική επιλογή, αλλά αποτελεί μέρος της στρατηγικής επικοινωνίας κάθε επωνυμίας. Οι επαναλαμβανόμενες χρωματικές χρήσεις ενισχύουν την οπτική συνέπεια, δημιουργούν σύνδεση με το κοινό και μεταφέρουν άμεσα κώδικες νοήματος χωρίς να απαιτείται κειμενική επεξήγηση.

5.2 Θεωρητική Συνεισφορά

Όσον αφορά τα σχόλια, παρατηρείται μια σαφώς πιο επίπεδη κατανομή μεταξύ των επωνυμιών, με μικρές μεταβολές. Τα σχόλια κυμαίνονται σε πολύ χαμηλότερα επίπεδα σε σχέση με τα likes για όλες οι επωνυμίες, γεγονός που συνάδει με την ευρύτερη τάση στο Instagram, όπου οι χρήστες προβαίνουν ευκολότερα σε "likes" παρά σε ενεργή σχολιαστική συμμετοχή (Sherman et al., 2016).

Τα ευρήματα της παρούσας ανάλυσης sentiment, emotional και topics συνάδουν σε μεγάλο βαθμό με προηγούμενες μελέτες στον χώρο του computational content analysis. Η υπεροχή θετικού sentiment τόσο στο κειμενικό όσο και στο οπτικό περιεχόμενο επιβεβαιώνει την παρατήρηση των Barari και Eisend (2024), οι οποίοι τονίζουν ότι οι στρατηγικές που προκαλούν θετικά συναισθήματα ενισχύουν την αντίληψη αξιοπιστίας και ενσυναίσθησης στα ΜΚΔ, αυξάνοντας την καταναλωτική εμπλοκή. Παράλληλα, θετικό emotional απεικόνιση με έμφαση σε συναισθήματα όπως "joy" και "trust" συμφωνεί με τα πρότυπα affective branding⁴ που προτείνει η έρευνα των Argyris et al. (2020), η οποία υποστηρίζει ότι η συναισθηματική ευθυγράμμιση μεταξύ εικόνας και κειμένου ενισχύει τη συναισθηματική απήχηση των αναρτήσεων στο Instagram.

Διαφωνία με Hossain et al. (2024) Αν και προτείνουν τη χρήση συναισθηματικών «αντιθέσεων» όπως negative και sadness για ενίσχυση σύνδεσης με το κοινό, στη συγκεκριμένη μελέτη διαπιστώνεται ότι οι τεχνολογικές επωνυμίες προτιμούν σταθερά θετικά ή ουδέτερα emotional, διατηρώντας ένα συνεκτικό και ασφαλές προφίλ κάτι που φαίνεται να ενισχύει περισσότερο την αξιοπιστία και την επαγγελματική εικόνα τους.

Στο πλαίσιο του sensory marketing, τα χρώματα μαύρο, μπλε και άσπρο διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση της καταναλωτικής εμπειρίας και της αντίληψης του εμπορικού σήματος. Το μαύρο συνδέεται συχνά με την πολυτέλεια, την κομψότητα, τη δύναμη και το κύρος, ενώ παράλληλα μπορεί να αποπνέει μυστήριο ή και αυστηρότητα (Labrecque & Milne, 2012). Το μπλε, ως ψυχρό χρώμα, θεωρείται ότι προκαλεί συναισθήματα εμπιστοσύνης, αξιοπιστίας και ηρεμίας, γεγονός που εξηγεί τη συχνή του

⁴ Affective branding, ή αλλιώς συναισθηματικό branding, αναφέρεται στη στρατηγική δημιουργίας βαθιάς σύνδεσης μεταξύ καταναλωτή και επωνυμίας μέσω της πρόκλησης συναισθημάτων. Δεν επικεντρώνεται μόνο στο προϊόν ή την υπηρεσία, αλλά στα συναισθήματα και τις εμπειρίες που προκαλεί η επωνυμία.

χρήση σε τομείς όπως οι χρηματοοικονομικές υπηρεσίες και η τεχνολογία (Singh, 2006). Το άσπρο, τέλος, συμβολίζει την καθαρότητα, την απλότητα και την ειλικρίνεια, ενώ συχνά χρησιμοποιείται για να δημιουργήσει αίσθηση χώρου και διαφάνειας σε ένα περιβάλλον ή μια συσκευασία προϊόντος (Aslam, 2006). Η στρατηγική επιλογή και συνδυασμός αυτών των χρωμάτων μπορεί να ενισχύσει την αναγνωρισιμότητα και την αξία της επωνυμίας, επηρεάζοντας θετικά τη συμπεριφορά των καταναλωτών.

6 Συμπεράσματα

Η παρούσα ερευνητική εργασία μελέτησε την επικοινωνιακή στρατηγική τεχνολογικών επωνυμιών στο Instagram μέσα από μια υπολογιστική και πολυτροπική προσέγγιση. Στόχος ήταν η διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο οι επωνυμίες συγκροτούν τη δημόσια εικόνα τους και διαμορφώνουν τη σχέση τους με το κοινό μέσω του περιεχομένου που αναρτούν. Η ανάλυση βασίστηκε σε δεδομένα κειμένου και εικόνας, με εφαρμογή τεχνικών sentiment, emotional και topic modeling.

Τα αποτελέσματα της μελέτης καταδεικνύουν ότι οι περισσότερες επωνυμίες προσεγγίζουν το κοινό τους μέσω ενός θετικού sentiment, με έμφαση σε emotional κατηγορίες όπως joy, trust και anticipation. Το περιεχόμενο χαρακτηρίζεται από σταθερότητα ύφους και συνέπεια στη θεματολογία, με κυρίαρχα topics την innovation, sustainability και technological advancements. Οι επωνυμίες επιλέγουν να διατηρούν σταθερή φωνή της επωνυμίας (brand voice) και να καλλιεργούν μία αίσθηση αξιοπιστίας και αισιοδοξίας.

Σε κειμενικό επίπεδο, η χρήση hashtags και mentions φάνηκε να επιτελεί στρατηγικό ρόλο, ενισχύοντας την οργανική προβολή και την ενσωμάτωση σε ευρύτερα κοινωνικά ή τεχνολογικά πλαίσια. Τα emojis λειτουργούν ως ενισχυτικά στοιχεία του emotional, διαμορφώνοντας έναν πιο άμεσο και ανθρώπινο τόνο επικοινωνίας. Η σταθερή χρήση συγκεκριμένων θεμάτων αποτυπώθηκε μέσω topic modeling, επιβεβαιώνοντας την ύπαρξη συνεκτικής αφήγησης από τις περισσότερες επωνυμίες.

Αντίστοιχα, η οπτική ανάλυση ανέδειξε τη σημασία της αισθητικής συνοχής. Επωνυμίες με καθαρή χρωματική παλέτα, σταθερή παρουσία λογοτύπου και σύγχρονα γραφιστικά στοιχεία παρουσίασαν υψηλότερη οπτική συνέπεια, γεγονός που ενισχύει την αναγνωρισιμότητα και την ταυτότητα της επωνυμίας. Η απλότητα στην απεικόνιση και η αποφυγή οπτικού θορύβου συμβάλλουν στην καθαρότητα του μηνύματος.

Εν κατακλείδι, η μελέτη αποκαλύπτει ότι η συνεκτικότητα ανάμεσα στο κειμενικό και οπτικό περιεχόμενο, η θετική συναισθηματική φόρτιση και η στρατηγική χρήση topics οδηγούν σε αυξημένα επίπεδα αλληλεπίδρασης. Οι επωνυμίες που αξιοποιούν αυτά τα στοιχεία συνδυαστικά φαίνεται να επιτυγχάνουν ισχυρότερη σύνδεση με το κοινό, τόσο

σε συναισθηματικό όσο και σε αναγνωριστικό επίπεδο. Η ερμηνεία των δεδομένων υποδηλώνει ότι η υπολογιστική ανάλυση μπορεί να αποτελέσει πολύτιμο εργαλείο στρατηγικού σχεδιασμού περιεχομένου για τον κλάδο του ψηφιακού μάρκετινγκ.

6.1 Περιορισμοί

Πρώτον, Ένας βασικός περιορισμός της παρούσας μελέτης αφορά τη φύση του δείγματος, το οποίο αποτελεί δείγμα ευκολίας και όχι τυχαίο αντιπροσωπευτικό δείγμα του συνολικού πληθυσμού των τεχνολογικών επωνυμιών. Συγκεκριμένα, η ανάλυση βασίστηκε αποκλειστικά σε δεδομένα από 19 επιλεγμένες επωνυμίες, γεγονός που περιορίζει τη δυνατότητα γενίκευσης των ευρημάτων στο σύνολο των τεχνολογικών εταιρειών που δραστηριοποιούνται στο Instagram.

Δεύτερον, η ανάλυση εικόνας μέσω του μοντέλου ChatGPT-4 Mini API πραγματοποιήθηκε σε περιορισμένο υποσύνολο εικόνων (50 αναρτήσεις ανά επωνυμία). Ο περιορισμός αυτός υπαγορεύτηκε από πρακτικά και οικονομικά ζητήματα, καθώς η χρήση του API συνεπάγεται κόστος ανά επεξεργασία. Ωστόσο, επιλέχθηκε τυχαίο και αναλογικό υποσύνολο ανά επωνυμία, ώστε να διατηρηθεί η στατιστική εγκυρότητα των συμπερασμάτων.

Τρίτον, η χρήση λεξιλογικών εργαλείων, όπως το TextBlob για sentiment analysis και το NRCLex για emotional classification, ενδέχεται να παρουσιάζει περιορισμούς στην αποτύπωση αποχρώσεων νοήματος. Τα εργαλεία αυτά βασίζονται σε στατικές γλωσσικές βάσεις, οι οποίες ενδέχεται να μην ανταποκρίνονται πλήρως στις ιδιαιτερότητες της επικοινωνίας στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, όπως: χρήση emojis και συμβόλων, ειρωνεία και χιούμορ, σύνθετες μεταφορικές ή πολιτισμικά φορτισμένες εκφράσεις.

Τέταρτον, η χρονική ετερογένεια των αναρτήσεων στο δείγμα δημιουργεί ασυμμετρία στον αριθμό ετών παρουσίας ανά επωνυμία. Ορισμένες επωνυμίες διαθέτουν εκτεταμένο ιστορικό στο Instagram, ενώ άλλα εμφανίζονται μόνον πρόσφατα. Αυτός ο παράγοντας ενδέχεται να επηρεάζει την αντιπροσωπευτικότητα των θεματικών και συναισθηματικών μοτίβων για κάποιες επωνυμίες.

Πέμπτο, η ανάλυση περιορίζεται αποκλειστικά σε επίσημους λογαριασμούς επωνυμιών, αγνοώντας πιθανές εκφάνσεις περιεχομένου από πλευράς χρηστών (user-generated

content), καθώς και άλλες πλατφόρμες (π.χ. X (Twitter), Facebook), οι οποίες μπορεί να προσφέρουν εναλλακτικές μορφές εμπλοκής με την επωνυμία.

Τέλος, η μελέτη βασίζεται σε δεδομένα που είναι στιγμιαία (snapshot) και όχι συνεχούς ροής, γεγονός που περιορίζει τη δυνατότητα γενίκευσης των ευρημάτων στο μέλλον. Δεδομένου ότι το περιβάλλον των κοινωνικών μέσων εξελίσσεται διαρκώς, τα αποτελέσματα ισχύουν κυρίως για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο ανάλυσης.

Παρά τους ανωτέρω περιορισμούς, η μεθοδολογική προσέγγιση παραμένει επαρκής και ισχυρή για την εξαγωγή ουσιαστικών συμπερασμάτων, με υψηλό βαθμό επιστημονικής αξιοπιστίας και πρακτικής συνάφειας για τον τομέα της ψηφιακής επικοινωνίας τεχνολογικών επωνυμιών.

6.2 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Η παρούσα μελέτη αξιοποίησε επιλεκτικά ένα υποσύνολο από το σύνολο των 154 μεταβλητών του βάσης δεδομένων, επικεντρωμένη στην απάντηση των κεντρικών ερευνητικών ερωτημάτων. Ωστόσο, η ύπαρξη πλούσιου ανεκμετάλλευτου υλικού προσφέρει σημαντικές ευκαιρίες για περαιτέρω έρευνα. Μελλοντικές μελέτες μπορούν να επεκτείνουν την ανάλυση, εξετάζοντας μεταβλητές που σχετίζονται με την οπτική ελκυστικότητα των αναρτήσεων, όπως τα μεγαλύτερα liked σχόλια ανά επωνυμία και τα χαρακτηριστικά που προσελκύουν μεγαλύτερη προσοχή του κοινού. Για παράδειγμα, μπορεί να διερευνηθεί αν συγκεκριμένα οπτικά μοτίβα όπως η παρουσία ζώων, τεχνολογικών προϊόντων ή δημοφιλών τίτλων για επωνυμίες όπως το Netflix επηρεάζουν θετικά την απήχηση.

Επιπλέον, θα μπορούσε να αξιοποιηθεί η μεταβλητή visual_People_Presence, προκειμένου να μελετηθεί η συχνότητα και η μορφή παρουσίας ανθρώπινων μορφών, το πλήθος των ατόμων ανά εικόνα, καθώς και δημογραφικά χαρακτηριστικά όπως ηλικιακές ομάδες (visual_Age_Range) και φύλο. Παράλληλα, η μεταβλητή visual_Emotional_Analysis_per_Person μπορεί να αποκαλύψει τη συναισθηματική έκφραση κάθε ατόμου εντός της εικόνας, επιτρέποντας την αποτύπωση των emotional τόνων σε πολυπρόσωπες σκηνές.

Άλλη ενδιαφέρουσα κατεύθυνση αφορά τη μεταβλητή `visual_Scene_Type`, με στόχο τη διάκριση μεταξύ αναρτήσεων που παρουσιάζουν εσωτερικούς ή εξωτερικούς χώρους, καθώς και την επιρροή του περιβάλλοντος στην απήχηση και το engagement. Παράλληλα, μπορεί να εξεταστεί η ανάλυση χρωματικών παλετών μέσω των μεταβλητών `RGB_py` και `HSL_py`, ώστε να προσδιοριστούν τα κυρίαρχα χρώματα ανά επωνυμία και η σύνδεσή τους με συγκεκριμένα sentiment ή emotional αποτελέσματα.

Η ένταξη μεταβλητών σχετικών με μάρκετινγκ πρακτικές, όπως η παρουσία Call-to-Action (CTA), αποτελεί ένα ακόμη σημαντικό πεδίο διερεύνησης, καθώς μπορεί να επηρεάζει άμεσα την ενεργή εμπλοκή του κοινού με το περιεχόμενο.

Επιπλέον, μελλοντικές μελέτες μπορούν να πραγματοποιήσουν διαπλατφορμική σύγκριση, αξιοποιώντας περιεχόμενο από άλλα ΜΚΔ όπως το Facebook, το TikTok, το X (Twitter) ή το LinkedIn. Η σύγκριση μεταξύ αυτών μπορεί να αποκαλύψει το βαθμό στον οποίο οι επωνυμίες διαφοροποιούν το sentiment, emotional ή topic προφίλ τους, ανάλογα με τη φύση της πλατφόρμας και τα χαρακτηριστικά του κοινού της.

Τέλος, η ενσωμάτωση ποιοτικών δεδομένων μπορεί να ενισχύσει τη βάθος της ερμηνείας. Ενδεικτικά, η διεξαγωγή συνεντεύξεων με διαχειριστές περιεχομένου ή η ανάλυση σχολίων χρηστών μπορεί να προσφέρει ουσιαστική κατανόηση της πρόσληψης του περιεχομένου από το κοινό, συμπληρώνοντας τα αριθμητικά ευρήματα. Παράλληλα, η αξιοποίηση πιο εξελιγμένων εργαλείων LLM, με υψηλότερη υπολογιστική ικανότητα (βλ. Διάγραμμα 17) και κατανόηση συμφραζομένων, μπορεί να προσφέρει ακόμα μεγαλύτερη ακρίβεια στη γλωσσική και οπτική ανάλυση.

Διάγραμμα 17: Παρακολούθηση Αποτελεσμάτων IQ Test Τεχνητής Νοημοσύνης



Πηγή: Lott, M. (2024). IQ Test – Tracking AI. TrackingAI.org.

https://www.trackingai.org/IQ_main.html

6.3 Πρακτικές Εφαρμογές των Ευρημάτων

Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης μπορούν να προσφέρουν ουσιαστική καθοδήγηση σε επαγγελματίες του ψηφιακού μάρκετινγκ, της διαχείρισης περιεχομένου και τις επωνυμίας strategy. Μέσα από την ανάλυση προκύπτει με σαφήνεια ότι δεν αρκεί απλώς η παρουσία σε μια ψηφιακή πλατφόρμα: απαιτείται στρατηγική σκέψη, συναισθηματική συνέπεια και οπτική ταυτότητα.

Αρχικά, αναδεικνύεται η σημασία της θετικής sentiment φόρτισης και του σταθερού emotional tone. Περιεχόμενο που εκπέμπει συναισθήματα όπως joy, trust και θετική προσμονή έχει περισσότερες πιθανότητες να τραβήξει την προσοχή και να διαμορφώσει έναν θετικό δεσμό με το κοινό. Επαγγελματίες του χώρου μπορούν να αξιοποιήσουν αυτά τα μοτίβα ως οδηγό για τη δημιουργία περιεχομένου που «μιλά» στις ανάγκες και τις προσδοκίες των χρηστών, ειδικά σε πλατφόρμες με έντονο οπτικο-συναισθηματικό χαρακτήρα όπως το Instagram.

Παράλληλα, η μελέτη δείχνει πόσο σημαντική είναι η συνεκτική θεματολογία. Η στρατηγική χρήση topics και hashtags επιτρέπει στις επωνυμίες να καλλιεργούν μια σαφή ταυτότητα, να αφηγούνται με συνέπεια και να δημιουργούν κοινότητες γύρω από τις αξίες τους. Παραδείγματα όπως το #ShotoniPhone ή το #AccentureMoments δείχνουν πως ένα απλό hashtag μπορεί να λειτουργήσει ως κόμβος περιεχομένου, ενισχύοντας τη συλλογική συμμετοχή και τη συναισθηματική εμπλοκή.

Εξίσου κρίσιμα είναι τα οπτικά χαρακτηριστικά των αναρτήσεων. Η συνέπεια στη χρωματική παλέτα, η σωστή τοποθέτηση λογοτύπου, η χρήση συγκεκριμένων γραφιστικών μοτίβων και η λεξιλογική «πυκνότητα» (δηλαδή ο αριθμός και ο τύπος των λέξεων στο κείμενο) αποδεικνύονται στοιχεία που επηρεάζουν όχι μόνο την αναγνωρισιμότητα, αλλά και την αποτελεσματικότητα της επικοινωνίας. Για παράδειγμα, η διαρκής χρήση του pink από την T-Mobile ή η εικαστική καθαρότητα των post της Apple, ενισχύουν τη μνημονικότητα και δημιουργούν μια συνεπή εμπειρία για το κοινό.

Τέλος, η εφαρμογή εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης, όπως εκείνων που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη, ανοίγει νέους δρόμους στην αξιολόγηση και βελτιστοποίηση περιεχομένου. Οι επωνυμίες μπορούν να αξιοποιήσουν τέτοιες τεχνικές όχι μόνο για εσωτερική ανάλυση, αλλά και για benchmarking έναντι ανταγωνιστών, προσαρμογή περιεχομένου σε πραγματικό χρόνο ή πρόβλεψη συναισθηματικής απήχησης πριν από τη δημοσίευση. Με άλλα λόγια, η τεχνολογία γίνεται σύμμαχος της δημιουργικότητας, ενισχύοντας την απόδοση της ψηφιακής στρατηγικής.

6.4 Πιθανά Ερωτήματα που Προέκυψαν από την Έρευνα

Κατά τη διάρκεια της ανάλυσης, προέκυψαν ορισμένα κρίσιμα ερωτήματα που δεν απαντήθηκαν πλήρως, αλλά δημιουργούν ερευνητικές προοπτικές.

- Πώς συσχετίζεται ο οπτικός emotional τόνος με τον πραγματικό συναισθηματικό αντίκτυπο στο κοινό;
- Πόσο αξιόπιστες είναι οι LLMs συναισθηματικές ταξινομήσεις σε σύγκριση με την ανθρώπινη αντίληψη;
- Πώς επηρεάζει η σύνθεση του κοινού (π.χ. ηλικία, φύλο, περιοχή) την αντίδραση στο περιεχόμενο;
- Είναι το sentiment και το topic αποτύπωμα ενός επωνυμίας σταθερό στον χρόνο ή επηρεάζεται από εξωτερικά γεγονότα, τάσεις ή τεχνολογικές εξελίξεις;

Η απάντηση σε αυτά τα ερωτήματα θα μπορούσε να προσφέρει βαθύτερη κατανόηση των μηχανισμών επιρροής στην ψηφιακή επικοινωνία.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Andrade, N. A., Rainatto, G. C., Paschoal, D. G. E., Da Silva, F. R., & Renovato, G. (2019). Computational vision and business intelligence in the beauty segment: An analysis through Instagram. *Journal of Marketing Management*, 7(2), 11–17.
<https://doi.org/10.15640/jmm.v7n2a2>
- Argyris, Y. A., Wang, Z., Kim, Y., & Yin, Z. (2020). The effects of visual congruence on increasing consumers' brand engagement: An empirical investigation of influencer marketing on Instagram using deep-learning algorithms for automatic image classification. *Computers in Human Behavior*, 112, 106443. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106443>
- Barari, M., & Eisend, M. (2024). Computational content analysis in advertising research. *Journal of Advertising*. <https://doi.org/10.1080/00913367.2024.2407642>
- Bashari, B., & Fazl-Ersi, E. (2020). Influential post identification on Instagram through caption and hashtag analysis. *Measurement and Control*, 53(3-4), 409–415.
<https://doi.org/10.1177/0020294019877489>
- Burgos-Thorsen, S., & Munk, A. K. (2023). Opening alternative data imaginaries in urban studies: Unfolding COVID place attachments through Instagram photos and computational visual methods. *Cities*, 141, 104470. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104470>
- Carta, S., Podda, A. S., Recupero, D. R., Saia, R., & Usai, G. (2020). Popularity prediction of Instagram posts. *Information*, 11(9), 453. <https://doi.org/10.3390/info11090453>
- Gelli, F., Uricchio, T., He, X., Del Bimbo, A., & Chua, T.-S. (2018). Beyond the product: Discovering image posts for brands in social media. *Proceedings of the 2018 ACM Multimedia Conference (MM '18)*, October 22–26, 2018, Seoul, Republic of Korea, 465–473.
<https://doi.org/10.1145/3240508.3240689>
- Gelli, F., Uricchio, T., He, X., Del Bimbo, A., & Chua, T.-S. (2020). Learning visual elements of images for discovery of brand posts. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 16(2), Article 56. <https://doi.org/10.1145/3385413>
- Himmelboim, I., Maslowska, E., & Araujo, T. (2024). Integrating network clustering analysis and computational methods to understand communication with and about brands: Opportunities and challenges. *Journal of Advertising*, 53(2), 296–306.
<https://doi.org/10.1080/00913367.2023.2166629>
- Hossain, M. S., Babu, M. A., & Yusuf, K. M. (2024). Exploring emotional dynamics: Word count effects in Facebook posts by sports shoe brands. *Heliyon*, 10(2024), e39808.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39808>

- Kim, T., Kim, H., & Kim, Y. (2019). How do brands' Facebook posts induce consumers' e-word-of-mouth behavior? *Journal of Advertising Research*, 59(3), 284–300. <https://doi.org/10.2501/JAR-2019-027>
- Kim, Y. (2023). Exploring organizational self-(re)presentations on visual social media: Computational analysis of startups' Instagram photos based on unsupervised learning. *SAGE Open*, 13(4), 1–20. <https://doi.org/10.1177/21582440231211631>
- Kim, Y., & Kim, J. H. (2020). Using photos for public health communication: A computational analysis of the Centers for Disease Control and Prevention Instagram photos and public responses. *Health Informatics Journal*, 26(3), 2159–2180. <https://doi.org/10.1177/1460458219896673>
- Kim, Y., Song, D., & Lee, Y. J. (2020). Antivaccination on Instagram: A computational analysis of hashtag activism through photos and public responses. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(20), 7550. <https://doi.org/10.3390/ijerph17207550>
- Peng, Y. (2020). What makes politicians' Instagram posts popular? Analyzing social media strategies of candidates and office holders with computer vision. *The International Journal of Press/Politics*, 26(1), 143–166. <https://doi.org/10.1177/1940161220964769>
- Yoo, J. J., Choi, S., & Song, H. (2023). Effect of brand prominence on fashion advertising images on Instagram: A computational analysis. *International Journal of Advertising*, 42(2), 384–407. <https://doi.org/10.1080/02650487.2022.2073133>
- Katsurai, M., & Satoh, S. (2016). Image sentiment analysis using latent correlations among visual, textual, and sentiment views. *2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2832–2836. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2016.7472195>
- Li, T., Zhu, T., Yang, J., Zhao, S., & Liu, H. (2022). Multimodal sentiment analysis with image-text interaction network. *IEEE Transactions on Multimedia*, 24, 123–135. <https://doi.org/10.1109/TMM.2022.3160060>
- Alghamdi, R., & Alfalqi, K. (2015). A survey of topic modeling in text mining. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 6(1), 147–153. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2015.060121>
- Gomez, L., Patel, Y., & Rusinol, M. (2017). Self-supervised learning of visual features through embedding images into text topic spaces. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 4231–4239. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.449>
- Putthividhy, D., Attias, H. T., & Nagarajan, S. S. (2010). Topic regression multi-modal latent Dirichlet allocation for image annotation. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on*

Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 3408–3415.

<https://doi.org/10.1109/CVPR.2010.5540000>

- Statista. (2023). Brand values of the most valuable technology brands worldwide. *Statista*.
<https://www.statista.com/statistics/267966/brand-values-of-the-most-valuable-technology-brands-in-the-world/>
- Ashley, C., & Tuten, T. (2017). Creative strategies in social media marketing: An exploratory study of branded social content and consumer engagement. *Journal of Advertising*, 46(1), 19–32.
<https://doi.org/10.1080/00913367.2017.1405751>
- Gandhi, A., Adhvaryu, K., Poria, S., Cambria, E., & Hussain, A. (2023). Multimodal sentiment analysis: A systematic review of history, datasets, multimodal fusion methods, applications, challenges, and future directions. *Information Fusion*, 91, 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2022.09.025>
- Zhang, K., Wang, J., & Gao, X. (2021). A cognitive brain model for multimodal sentiment analysis based on attention neural networks. *Neurocomputing*, 423, 173–187.
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.10.021>
- Pathak, A. R., Pandey, M., & Rautaray, S. (2021). Topic-level sentiment analysis of social media data using deep learning. *Applied Soft Computing*, 107, 107352.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107440>
- Hamdaoui, F., & Mtibaa, A. (2022). A survey on deep multimodal learning for computer vision: Advances, trends, applications, and datasets. *The Visual Computer*, 38(6), 1321–1340.
<https://doi.org/10.1007/s00371-021-02166-7>
- Yu, J., & Xia, R. (2022). Hierarchical Interactive Multimodal Transformer for aspect-based multimodal sentiment analysis. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 13(3), 190–200. doi
[10.1109/TAFFC.2022.3171091](https://doi.org/10.1109/TAFFC.2022.3171091)
- Kim, T., Yoo, H., & Lee, S. (2023). Multimodal approaches for analyzing user interactions on social media platforms. *Journal of Interactive Media*, 17(2), 45–63. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-61807-4>
- Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural language processing with Python: Analyzing text with the natural language toolkit*. O'Reilly Media.
- De Smedt, T., & Daelemans, W. (2012). Pattern for Python. *Journal of Machine Learning Research*, 13(Jun), 2063–2067.
- Barot, S. (2025, February 14). *5 best Python sentiment analysis libraries*. Aglowid IT Solutions.
<https://aglowiditsolutions.com/blog/best-python-sentiment-analysis-libraries/>

- Kopp, C. M. (2024, July 25). *What is brand awareness? Definition, how it works, and strategies*. Investopedia. <https://www.investopedia.com/terms/b/brandawareness.asp>
- Lott, M. (2024). *IQ Test – Tracking AI*. TrackingAI.org. https://www.trackingai.org/IQ_main.html
- Hofmann, T. (1999). Probabilistic latent semantic analysis. *Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 289–296.
- Sherman, L. E., Payton, A. A., Hernandez, L. M., Greenfield, P. M., & Dapretto, M. (2016). *The Power of the Like in Adolescence: Effects of Peer Influence on Neural and Behavioral Responses to Social Media*. *Psychological Science*, 27(7), 1027–1035. <https://doi.org/10.1177/0956797616645673>
- Aslam, M. M. (2006). Are you selling the right colour? A cross-cultural review of colour as a marketing cue. *Journal of Marketing Communications*, 12(1), 15-30. <https://doi.org/10.1080/13527260500247827>
- Labrecque, L. I., & Milne, G. R. (2012). Exciting red and competent blue: The importance of color in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(5), 711–727. <https://doi.org/10.1007/s11747-010-0245-y>
- Singh, S. (2006). Impact of color on marketing. *Management Decision*, 44(6), 783–789. <https://doi.org/10.1108/00251740610673332>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ι

Prompt για Ανάλυσης Κειμένων της Στήλης "Description" στο Αρχείο Excel

Enhanced Prompt for "Description" Column Analysis & Enrichment of Excel File

Objective:

Analyze the "Description" column in the provided Excel file and enrich it with detailed insights through the following analyses:

1. Sentiment Analysis
2. Emotional Analysis
3. Topic Categorization
4. Grouped Unique Category Assignment

The enriched data should be presented in new columns adjacent to the original descriptions.

Required Analyses & New Columns

1. Sentiment Analysis
 - Objective: Classify each description into one of the following sentiment categories:
 - Positive
 - Neutral
 - Negative
 - Approach:
 - Consider word choice, contextual meaning, and emotional tone for accurate classification.
 - Account for negations, intensifiers, and implicit sentiments.
 - Output: Results will be presented in the "Sentiment Analysis" column.
2. Emotional Analysis

- Objective: Identify the dominant emotion expressed in each description, choosing from:
 - Joy
 - Sadness
 - Anger
 - Fear
 - Surprise
 - Trust
- Approach:
 - Apply keyword extraction and analyze contextual indicators to determine the prevailing emotion.
 - If multiple emotions are present, select the most dominant based on frequency and relevance.
- Output: Results will be presented in the "Emotional Analysis" column.

3. Topic Categorization

- Objective: Categorize each description into one or more of the following predefined topics:
 - Involve
 - Empower
 - Inform
 - Collaborate
 - User-Generated Content
 - Consult
 - Announce
 - Brand-Generated Content

- Post from Employee
 - Downloads
 - Crisis Management
 - Employee-Generated Content
 - Product Characteristics
 - Games
 - Purpose Promotion
 - Contests
 - Integration with Other Company / Partnership / Co-Branding
 - Social Responsibility
 - Teaser for New Product
 - Product Promotion
 - E-Commerce
 - Public Relations
 - Sweepstakes/Giveaway
 - Brand Affinity / Momentum Effect / Celebration / Brand's Big Event
 - Event Promotion
 - Festivals
 - Advertising
 - Sales Promotion
- Approach:
 - Use keyword extraction and contextual analysis to identify relevant topics.
 - If multiple topics are present, list all applicable ones, separated by commas.

- Output: Results will be presented in the "Topic Category" column.

4. Grouped Unique Category Assignment

- Objective: Assign each description to one or more of the following broader thematic categories:
 - Artificial Intelligence & Computing (AI, Machine Learning, Quantum Computing, Cloud Computing, Data Management)
 - Hardware & Devices (Smartphones, Tablets, Laptops, Accessories, Smart Devices, Semiconductors, GPUs)
 - Software & Platforms (Operating Systems, Creative Software, Enterprise Software, Messaging Apps)
 - Telecommunications & Networking (5G, Telecommunications, IoT, Networking)
 - Entertainment & Digital Media (Streaming, Content Creation, Social Media, VR/AR)
 - E-Commerce & Business Solutions (E-commerce, Digital Payments, Digital Marketing, Advertising, Consulting)
 - Professional Development & Workforce (Job Recruitment, Networking, Digital Transformation)
 - Cybersecurity & Digital Safety (Cybersecurity awareness, Data security tips, Online safety)
 - Sustainability & Corporate Social Responsibility (Sustainability efforts, Community outreach)
 - Business & Workplace Trends (Thought Leadership, Digital Trends, Workplace Trends)
 - Behind-the-Scenes & Events (Behind-the-scenes content, Tech Events, Promotional Events)
- Approach:

- Analyze the description's content for contextual relevance to the broader categories.
- If multiple categories are applicable, list all relevant ones, separated by commas.
- Output: Results will be presented in the "Grouped Unique Category" column.

Final Excel File Structure

Additional Guidelines

- Ensure high accuracy in the analysis and category assignments.
- If a description does not clearly fit into any predefined category, clearly indicate this.
- The final file must be delivered in Excel format (.xlsx).
- Categories and topics must be clearly stated without duplication.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙΙ

Κώδικας Αυτοματοποιημένης Επεξεργασίας και Πολυτροπικής Ανάλυσης Δεδομένων με Python & OpenAI API

```
# Σύνδεση στο Google Drive
from google.colab import drive

try:
    drive.mount('/content/drive/')
    print("Google Drive mounted successfully!")
except Exception as e:
    print(f"Error mounting Google Drive: {e}")
```

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-

"""
Copyright © 2024–2025 Chrysanthos Spyrou. All rights reserved.

This code is part of the undergraduate thesis conducted by
Chrysanthos Spyrou
in partial fulfillment of the requirements for the degree at ΤΕΡΑΚ.

Reproduction, distribution, or use of this content without the
explicit permission
of the author is strictly prohibited.
"""
```

```
"""
Ο κώδικας αρχικοποιεί τις απαραίτητες βιβλιοθήκες για ανάλυση
δεδομένων, μηχανική μάθηση,
στατιστική ανάλυση, χειρισμό ημερομηνιών, επεξεργασία κειμένου,
ανάλυση συναισθήματος,
αναγνώριση χρωμάτων και χρήση του OpenAI API. Περιλαμβάνει επίσης
διαχείριση αρχείων και JSON.
"""

# Load libraries
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

# For machine learning (if required)
```

```

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, mean_squared_error,
classification_report

# For statistical analysis
import scipy.stats as stats

# For date and time manipulation
from datetime import datetime, timedelta

# For handling JSON and file I/O
import json
import os
import sys

# For working with regular expressions
import re

# To suppress warnings (optional)
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

# shutil
import shutil

# Sentiment
from textblob import TextBlob

#Emotional
#from nrclex import NRCLex

# RGB Colors
import cv2
from sklearn.cluster import KMeans

# Bar
from tqdm import tqdm

# Auto folder merged
import glob

# OpenAI
import base64
from openai import OpenAI

```

```

'''
Συγχωνεύει δύο αρχεία Excel βάσει της στήλης "filename",
διατηρώντας όλες τις εγγραφές.
Χρησιμοποιήσαμε how="left", ο κώδικας κρατάει όλα τα δεδομένα από
το df1 και προσθέτει όσα υπάρχουν στο df2 μόνο αν υπάρχει
αντιστοιχία στο "filename".
Αν στο df2 υπάρχουν εγγραφές που δεν υπάρχουν στο df1, τότε αυτές
οι εγγραφές δεν θα εμφανιστούν στο τελικό αρχείο.
'''

df1 = pd.read_excel("/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/TOP50_RandomSample50_part2.xlsx") # Το κύριο αρχείο
df2 = pd.read_excel("/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/colors_AI_PY.xlsx") # Το αρχείο με τα νέα δεδομένα

# Συγχώνευση βάσει της στήλης "filename"
merged_df = df1.merge(df2, on="filename", how="left")

merged_df.to_excel("/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/RandomSample50_final.xlsx", index=False)

```

Automatic Folder Merging

```
!pip install openpyxl
```

```

# Auto folder merged

# Αποθήκευση των ονομάτων των αρχείων CSV στον φάκελο σε μια λίστα
csv_files = glob.glob('/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/visual/Split_Photos_AI/*.csv')

# Δημιουργία μιας κενής λίστας για τα dataframes
dfs = []

# Διάβασμα όλων των αρχείων CSV και προσθήκη τους στη λίστα
for file in csv_files:
    try:
        df = pd.read_csv(file, low_memory=False)
        dfs.append(df)
    except pd.errors.ParserError as e:
        print(f"Error parsing {file}: {e}")

# Ενώση όλων των dataframes σε ένα
if dfs: # Check if dfs is not empty before concatenating
    merged_df = pd.concat(dfs)
    # Αποθήκευση του ενωμένου dataframe σε ένα αρχείο CSV

```

```
merged_df.to_csv('/content/drive/MyDrive/Degree-407/Dataset/visual/Split_Photos_AI/Marged.csv', index=False)
else:
    print("No CSV files found or parsed successfully.")
```

```
# Excel Συνάρτηση για εξαγωγή hashtags, mentions και emojis
'''
Ο κώδικας διαβάζει ένα αρχείο Excel και εξάγει hashtags, mentions
και
emojis από τη στήλη "description" χρησιμοποιώντας κανονικές
εκφράσεις.
Τα αποτελέσματα αποθηκεύονται σε νέες στήλες και το ενημερωμένο
αρχείο
αποθηκεύεται ξανά ως Excel.
'''

df = pd.read_excel('/content/drive/MyDrive/Degree-407/Dataset/TOP20_final.xlsx')

# Συνάρτηση για εξαγωγή hashtags
def extract_hashtags(text):
    if pd.isna(text):
        return ''
    return ' '.join(re.findall(r'#\w+', str(text)))

# Συνάρτηση για εξαγωγή mentions
def extract_mentions(text):
    if pd.isna(text):
        return ''
    return ' '.join(re.findall(r'@\w+', str(text)))

# Συνάρτηση για εξαγωγή emojis
def extract_emojis(text):
    if pd.isna(text):
        return ''
    emoji_pattern = re.compile("[
        u"\U0001F600-\U0001F64F" # emoticons
        u"\U0001F300-\U0001F5FF" # symbols & pictographs
        u"\U0001F680-\U0001F6FF" # transport & map symbols
        u"\U0001F1E0-\U0001F1FF" # flags
        u"\U00002700-\U000027BF" # Dingbats
        u"\U0001F900-\U0001F9FF" # Supplemental Symbols and
Pictographs
        u"\U00002600-\U000026FF" # Misc symbols
        u"\U0001FA70-\U0001FAFF" # Extended-A symbols
    ]+", flags=re.UNICODE)
```

```

        return ' '.join(emoji_pattern.findall(str(text)))

# Δημιουργία νέων στηλών
df['hashtags'] = df['description'].apply(extract_hashtags)
df['mentions'] = df['description'].apply(extract_mentions)
df['emojis'] = df['description'].apply(extract_emojis)

# Αποθήκευση νέου αρχείου
df.to_excel('/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/TOP20_final_update.xlsx', index=False)

print("✅ Έγινε εξαγωγή hashtags, mentions & emojis με επιτυχία!")

```

```

# Sentiment and Emotional
'''
Ο κώδικας χρησιμοποιεί τη βιβλιοθήκη TextBlob για ανάλυση
συναίσθηματος σε περιγραφές (description)
από ένα αρχείο Excel. Υπολογίζει τον βαθμό συναισθηματικής πόλωσης
(polarity) για κάθε
περιγραφή και αποθηκεύει τα αποτελέσματα σε νέα στήλη,
αποθηκεύοντας το ενημερωμένο αρχείο.
'''

# Sentiment
# https://aglowiditsolutions.com/blog/best-python-sentiment-analysis-libraries/#:~:text=Python%20libraries%20like%20NLTK%2C%20TextBlob,important%20natural%20language%20processing%20technique.

df = pd.read_excel(cd)
sentiment = []

for text in df["description"]:
    #print(text)

    try:
        blob = TextBlob(text)
        sentiment.append(blob.sentiment.polarity)

    except:
        sentiment.append(None)

df['sentiment py'] = sentiment
df.to_excel("/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/sentiment.xlsx", index=False)

```

```
'''
```

```
Ο κώδικας αναλύει τα συναισθήματα από τις περιγραφές (description) του αρχείου Excel χρησιμοποιώντας το NRClex. Τα συναισθήματα αποθηκεύονται σε νέο DataFrame, το οποίο συνδυάζεται με τα αρχικά δεδομένα και αποθηκεύεται σε νέο αρχείο Excel.
```

```
'''  
# Emotional  
  
df = pd.read_excel("/content/drive/MyDrive/Degree-407/Dataset/sentiment.xlsx")  
  
# Εξαγωγή περιγραφών  
descriptions = df['description'].dropna().tolist()  
  
# Ανάλυση συναισθημάτων  
emotion_results = []  
for text in descriptions:  
    # Convert text to string before processing  
    text = str(text) # This line ensures text is always a string  
    emotions = NRClex(text).affect_frequencies # Ανίχνευση  
    συναισθημάτων  
    emotion_results.append(emotions)  
  
# Μετατροπή των αποτελεσμάτων σε DataFrame  
emotion_df = pd.DataFrame(emotion_results)  
  
# Συνένωση με το αρχικό DataFrame  
df_emotions = pd.concat([df.loc[df['description'].notna()],  
emotion_df], axis=1)  
  
# Αποθήκευση σε νέο αρχείο Excel  
output_path = "/content/drive/MyDrive/Degree-407/Dataset/TOP20_final_enriched_py.xlsx"  
df_emotions.to_excel(output_path, index=False)  
  
print(f"Τα αποτελέσματα αποθηκεύτηκαν στο: {output_path}")  
'''
```

```
# Images
```

```
'''  
Ο κώδικας μετράει τον αριθμό των φωτογραφιών για κάθε brand μέσα σε έναν κύριο φάκελο. Εμφανίζει τα αποτελέσματα και επισημαίνει τα brands που έχουν λιγότερες από 50 φωτογραφίες.  
'''
```

```

brands_folder = "/content/drive/MyDrive/Degree-407/Dataset/visual/brands"

# Παίρνουμε όλους τους φακέλους (τα brand names)
brands = sorted(os.listdir(brands_folder))

# Ελέγχουμε πόσες φωτογραφίες έχει κάθε brand
brand_photo_counts = {}

for brand in brands:
    brand_path = os.path.join(brands_folder, brand)
    if os.path.isdir(brand_path): # Βεβαιωνόμαστε ότι είναι
# φάκελος
        num_photos = len([f for f in os.listdir(brand_path) if
f.lower().endswith(('.jpg'))])
        brand_photo_counts[brand] = num_photos

# Εκτυπώνουμε τα αποτελέσματα
for brand, count in brand_photo_counts.items():
    print(f"Το brand '{brand}' έχει {count} φωτογραφίες.")

# Εκτυπώνουμε brands με λιγότερες από 50 φωτογραφίες
print("\n👉 Brands με λιγότερες από 50 φωτογραφίες:")
for brand, count in brand_photo_counts.items():
    if count < 50:
        print(f"⚠️ Το brand '{brand}' έχει **μόνο {count}
φωτογραφίες!**")

```

```

# Ορίζει την τιμή των δειγμάτων (samples) που θα χρησιμοποιηθούν.

NUMBERS_OF_SAMPLES = 50

df = pd.read_excel(input_path)

# Filter df keeping only rows whose 'filename' value ends with
'jpg'
df_jpg = df[df['filename'].str.endswith('.jpg', na=False)]

sampled_df = df_jpg.groupby('BRANDS').sample(n=NUMBERS_OF_SAMPLES,
random_state=42)

# Extract and copy the image in 'path_to_images' whose filename is
equal to the concatenation of the columns 'BRANDS' and 'filename'
of the sampled_df dataframe. The output path is
'path_to_selected_images'

```

```

# Create the destination directory if it doesn't exist
os.makedirs(path_to_selected_images, exist_ok=True)

for index, row in sampled_df.iterrows():
    path = str(row['BRANDS']).lower() + '/' + str(row['filename'])
    source_path = os.path.join(path_to_images, path)
    destination_path =
os.path.join(path_to_selected_images, str(row['filename']))
    if os.path.exists(source_path):
        shutil.copy(source_path, destination_path)

sampled_df.to_excel(output_path, index=False)

```

```

'''
Ο κώδικας χωρίζει τις φωτογραφίες από έναν φάκελο σε υποφάκελους
των 50 εικόνων.
Δημιουργεί νέους φακέλους (Batch_1, Batch_2, κ.λπ.) και αντιγράφει
τις εικόνες
στους αντίστοιχους φακέλους.
'''

source_folder = (path_to_selected_images)

# Ορίζουμε τον φάκελο όπου θα δημιουργηθούν οι νέοι φάκελοι
destination_folder = "/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/Split_Photos2"

# Δημιουργούμε τον φάκελο προορισμού αν δεν υπάρχει
os.makedirs(destination_folder, exist_ok=True)

# Παίρνουμε τη λίστα με τα αρχεία
files = sorted(os.listdir(source_folder))

# Ρυθμίζουμε πόσες φωτογραφίες θα έχει κάθε φάκελος
batch_size = 50
folder_count = 1

# Δημιουργούμε τους φακέλους και μετακινούμε τις φωτογραφίες
for i in range(0, len(files), batch_size):
    batch_files = files[i:i+batch_size]

    # Δημιουργούμε τον νέο φάκελο
    folder_name = f"Batch_{folder_count}"
    folder_path = os.path.join(destination_folder, folder_name)
    os.makedirs(folder_path, exist_ok=True)

```

```

# Μετακινούμε τις φωτογραφίες
for file in batch_files:
    src_path = os.path.join(source_folder, file)
    dst_path = os.path.join(folder_path, file)
    shutil.copy(src_path, dst_path)

    folder_count += 1

print("Οι φωτογραφίες έχουν χωριστεί επιτυχώς σε φακέλους!")

```

```

'''
Ο κώδικας εξάγει τις 5 κυρίαρχες αποχρώσεις από κάθε εικόνα σε RGB
και HSL μορφή,
χρησιμοποιώντας K-Means clustering. Τα αποτελέσματα αποθηκεύονται
σε αρχείο Excel
για το αντίστοιχο batch εικόνων.
Note: 10-15 λεπτά οι 50 φωτογραφίες.
'''

# Ορίζουμε τη διαδρομή του φακέλου
folder_path = "/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/Split_Photos2/Batch_19"
output_xlsx = "/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/visual/python_RGB/Batch_19.xlsx"

def extract_color_palette_rgb(image_path, num_colors=5):
    try:
        img = cv2.imread(image_path)
        if img is None:
            raise ValueError(f"Could not open image: {image_path}")

        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        img = img.reshape((-1, 3))

        kmeans = KMeans(n_clusters=num_colors, n_init=10,
random_state=42)
        kmeans.fit(img)

        colors_rgb = kmeans.cluster_centers_.astype(int)
        return [tuple(int(c) for c in color) for color in
colors_rgb]
    except Exception as e:
        print(f"Error processing {image_path}: {e}")
        return []

def extract_color_palette_hsl(image_path, num_colors=5):

```

```

try:
    img = cv2.imread(image_path)
    if img is None:
        raise ValueError(f"Could not open image: {image_path}")

    img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
    img = img.reshape((-1, 3))

    kmeans = KMeans(n_clusters=num_colors, n_init=10,
random_state=42)
    kmeans.fit(img)

    colors_rgb = kmeans.cluster_centers_.astype(int)
    colors_hsl = [
        tuple(int(c) for c in cv2.cvtColor(np.uint8([[color]]),
cv2.COLOR_RGB2HLS)[0][0])
        for color in colors_rgb
    ]
    return colors_hsl
except Exception as e:
    print(f"Error processing {image_path}: {e}")
    return []

def process_images(folder_path, output_xlsx, num_colors=5):
    results = []

    if not os.path.exists(folder_path):
        print(f"Folder does not exist: {folder_path}")
        return

    for filename in os.listdir(folder_path):
        image_path = os.path.join(folder_path, filename)
        if not os.path.isfile(image_path):
            continue

        rgb_palette = extract_color_palette_rgb(image_path,
num_colors)
        hsl_palette = extract_color_palette_hsl(image_path,
num_colors)

        results.append({
            "filename": filename,
            "RGB py": rgb_palette,
            "HSL py": hsl_palette
        })

df = pd.DataFrame(results)

```

```
df.to_excel(output_xlsx, index=False)
print(f"Results saved to {output_xlsx}")

# Εκτέλεση της επεξεργασίας εικόνων
process_images(folder_path, output_xlsx)
```

```
# AI ChatGPT ανάλυση
!pip install openai
!pip install --upgrade openai
```

```
api_key='sk-proj-i8nbnMOS...' # API Key
```

```
PROMPT = """
Task: Perform a comprehensive analysis of the provided visual
advertisement, extracting information for the following points.
Return the results in a structured list format for direct CSV
export. No JSON format is required.

Special Instructions:
1. For "Logo Presence", list ALL detected logos separated by
commas. If no logos are detected, return "N/A".
2. For "Text Content", provide the FULL text found in the image.
3. For "Emojis", place the emoji analysis at the END of the output:
  - Emojis: Indicate Yes/No if emojis exist.
  - Emojis - List: List all emojis found in the image (if any).
  - Emojis Sentiment: Assess the sentiment of the emojis
(Positive, Negative, Neutral).
4. For "People Presence" analysis:
  - People Presence: Yes/No
    - Yes → If people are present in the image.
    - No → If no people are present (all related fields will be
N/A).
    - Number of People: Total count of people detected. If People
Presence is No, return N/A.
    - Gender: Identify as Male, Female, Both (if multiple people of
different genders), or Unclear if not determinable. If People
Presence is No, return N/A.
    - Age Range: Approximate age range for each detected person
(e.g., Child, Teen, Adult, Senior). If not determinable, return
Unclear.
    - Emotional Analysis per Person: Provide the emotion for each
detected person (e.g., Person 1: Happy, Person 2: Angry). If
emotion is not determinable for a person, return Unclear. If People
Presence is No, return N/A.
```

- Pose & Gesture: Describe body posture and gestures for each detected person (e.g., Standing, Sitting, Waving). If not determinable, return Unclear.

5. For Scene Analysis:

- Scene Type: Indoor/Outdoor
- Weather Condition (if outdoor): Sunny, Rainy, Cloudy, etc.
- Time of Day: Morning, Afternoon, Evening, Night (based on lighting and shadows)

6. For Clothing & Accessories Analysis:

- Clothing Type: Categorize clothing (e.g., Casual, Formal, Sporty)
- Color of Clothing: List primary colors of clothing
- Accessories: Identify any accessories (e.g., Hat, Glasses, Bag)

7. For Brand Visibility and Typography:

- Brand Visibility: Rate how visible the brand is in the image (Low, Medium, High)
- Typography Analysis: Evaluate the readability of the text (e.g., High Contrast, Low Contrast, Legible, Non-Legible)

8. For Visual Focal Points:

- Focal Point Detection: Identify the primary area that draws attention in the image (e.g., Face, Logo, Product)

9. For Advertisement Analysis:

- Call-to-Action Strength: Evaluate the strength of the CTA (Strong, Moderate, Weak)
- Emotional Trigger: Identify if the advertisement aims to trigger specific emotions (e.g., Trust, Happiness, Fear)

10. Color Palette Analysis:

1. Color Name: List all primary colors detected (e.g., Red, Green, Blue)
2. Color Palette - Prominent Colors (RGB): Provide the RGB values for all primary colors (e.g., (255, 0, 0), (0, 255, 0))
3. Secondary Colors: Identify any secondary colors present in the image (e.g., Orange, Purple, Cyan)
4. Secondary Colors RGB: Provide the RGB values for all secondary colors (e.g., (255, 165, 0), (128, 0, 128))
5. Color Palette - Prominent Colors (HSL): Provide the HSL values for all primary colors (e.g., (0°, 100%, 50%), (120°, 100%, 50%))

- If no secondary colors are detected, return "N/A"

- List all colors in a comma-separated format

11. Separate each analysis point using line breaks.
12. Do not use JSON formatting.

Analysis Points:

1. Image Topic - Primary
2. Image Topic - Secondary
3. Image Emotional Tone (fear, anger, anticipation, trust, surprise, positive, negative, sadness, disgust, joy, anticipation)
4. Color Name
5. Color Palette - Prominent Colors (RGB)
6. Secondary Colors
7. Secondary Colors RGB
8. Color Palette - Prominent Colors (HSL)
9. Brightness (amount of lumens on a surface)
10. Illuminance Contrast (spatial/temporal light differences)
11. Text Presence (Yes/No)
12. Text Content (Full text from the image)
13. Fonts (Serif, Sans-serif, Handwritten, etc.)
14. Heading Font Size (approximate size)
15. Font Size (for headings, subheadings, body text)
16. Word Direction (Left-to-Right / Right-to-Left)
17. Text Style (Bold, Italics, Uppercase)
18. Letter Spacing (in mm)
19. Word Distance (in mm)
20. Text Alignment (Centered, Left-aligned, Right-aligned, Justified)
21. Handwritten Text (Yes/No)
22. Image to Text Ratio (percentage of image vs. text space)
23. Logo Presence (List ALL detected logos, or N/A)
24. Logo Position (Top-left, Bottom-right, Centered, etc.)
25. Logo Position 2 (specific location e.g., on clothing, wall, etc.)
26. Call to Action (CTA) Presence (Yes/No)
27. Call to Action (CTA) Text (e.g., "Buy Now", "Learn More")
28. Call to Action (CTA) Position (e.g., Bottom-Center)
29. Call to Action (CTA) Presence Based (where in the text it appears)
30. Proximity of Words (close, spaced out, clustered)
31. Existence of Empty Space (Yes/No) and its impact
32. Symbols of Motion (e.g., arrows, motion lines)

33. Sentiment - Image (Positive, Negative, Neutral)
34. Sentiment - Text (Positive, Negative, Neutral)

35. Slogan (if any)
36. Advertised Brand Position (where the brand is placed and its prominence)
37. Content Topic (e.g., product promotion, seasonal sale)

38. Shape - Unity (Unified, Segmented, Occluded)
39. Shape - Demarcation (Smooth, Not Smooth)
40. Shape - Balanced (Balanced, Not Balanced)
41. Shape - Indicating (Indicating, Not Indicating)
42. Shape Contrast (With Expectations, With Ground)
43. Shape - Dimensionality (Height, Width, Length)

44. Visual Texture - Surface Color (hue, saturation, lightness)
45. Visual Texture - Hue
46. Visual Texture - Saturation
47. Visual Texture - Lightness

48. Materiality - Reflectance (mirror-like, matte)
49. Materiality - Opacity (Transparent, Opaque)
50. Materiality - Fluorescence (Yes/No)

51. Positioning (placement in the visual space)
52. Orientation (angle of perception)
53. Spacing (distance from other elements)
54. Movement (Is there movement? Yes/No)

55. People Presence (Yes/No)
56. Number of People (if People Presence is No, return N/A)
57. Gender (Male, Female, Both, Unclear, or N/A if People Presence is No)
58. Age Range (Child, Teen, Adult, Senior, or Unclear if not determinable)
59. Emotional Analysis per Person
60. Pose & Gesture

61. Scene Type (Indoor/Outdoor)
62. Weather Condition (if outdoor)
63. Time of Day

64. Clothing Type
65. Color of Clothing
66. Accessories

```
67. Brand Visibility
68. Typography Analysis
69. Focal Point Detection

70. Call-to-Action Strength
71. Emotional Trigger

72. Emojis (Yes/No)
73. Emojis - List (All emojis used)
74. Emojis Sentiment (Positive, Negative, Neutral)
```

Additional Notes:

```
- If any value is not determinable from the image, return "N/A" for
that specific field.
- Ensure that Emojis Analysis appears at the end of the report.
- Maintain a clean key-value pair format for easy CSV export.
"""
```

```
'''
Ο κώδικας χρησιμοποιεί το OpenAI GPT-4o-mini Vision API για να
αναλύσει εικόνες από έναν συγκεκριμένο φάκελο.
Οι εικόνες κωδικοποιούνται σε base64 και αποστέλλονται στο API με
ένα προκαθορισμένο prompt.
Τα αποτελέσματα εξάγονται, μετατρέπονται σε δομή key-value και
αποθηκεύονται σε αρχείο CSV.
```

Note: 10-15 λεπτά 50 φωτογραφίες

```
'''

# Initialize OpenAI client
client = OpenAI(api_key=api_key)

# Φάκελος με τις εικόνες και διαδρομή για CSV
image_folder = '/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/Split_Photos2/Batch_19'
output_csv = "/content/drive/MyDrive/Degree-
407/Dataset/visual/Split_Photos_AI/images-AI-Batch_19.csv"

# PROMPT
prompt = PROMPT

# Δημιουργία λίστας για όλα τα αποτελέσματα
all_data = []

# Loop για κάθε εικόνα στον φάκελο
for image name in os.listdir(image_folder):
```

```

image_path = os.path.join(image_folder, image_name)

# Διαβάζουμε και κωδικοποιούμε την εικόνα σε base64
with open(image_path, 'rb') as image_file:
    image_base64 =
base64.b64encode(image_file.read()).decode('utf-8')

# Κλήση GPT-4o-mini Vision API για κάθε εικόνα
response = client.chat.completions.create(
    model="gpt-4o-mini",
    messages=[
        {"role": "system", "content": "You are an AI assistant
that analyzes images."},
        {
            "role": "user",
            "content": [
                {"type": "text", "text": prompt},
                {"type": "image_url", "image_url": {"url":
f"data:image/png;base64,{image_base64}"}}
            ],
        },
    ],
    max_tokens=8000,
)

# Ανάγνωση αποτελέσματος
output = response.choices[0].message.content
# print(f"Analysis for {image_name}:\n", output)

# Parse αποτελέσματος σε key-value pairs
lines = output.strip().split('\n')
data = {'Image Name': image_name}
for line in lines:
    match = re.match(r"^(.*?):\s*(.*)$", line)
    if match:
        key = match.group(1).strip()
        value = match.group(2).strip()
        data[key] = value

# Προσθήκη των δεδομένων στη λίστα
all_data.append(data)

# Μετατροπή σε DataFrame
df = pd.DataFrame(all_data)
# Αποθήκευση όλων των αποτελεσμάτων σε CSV
df.to_csv(output_csv, index=False)
print(f"All analyses saved to {output_csv}")

```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙΙΙ

Χρονολογικό Εύρος Αναρτήσεων ανά Επωνυμία

Ο πίνακας παρουσιάζει το εύρος χρονολογικής παρουσίας των αναρτήσεων κάθε επωνυμίας, όπως υπολογίστηκε από τη μεταβλητή `timing_year`. Τα έτη αναφέρονται στο πρώτο και στο τελευταίο έτος εμφάνισης κάθε brand στο δείγμα.

BRAND	Πρώτο Έτος (min)	Τελευταίο Έτος (max)	duration_years
APPLE	2017	2024	8
GOOGLE	2014	2024	11
MICROSOFT	2016	2024	9
AMAZON	2014	2024	1
FACEBOOK	2013	2022	10
ORACLE	2013	2024	12
AIT	2012	2023	12
VERIZON	2020	2024	1
IBM	2020	2024	5
ACCENTURE	2017	2023	8
NVIDIA	2014	2023	10
TMOBILE	2013	2023	12
INSTAGRAM	2014	2023	11
QUALCOMM	2014	2023	1
YOUTUBE	2013	2024	12
ADOBE	2020	2024	1
NETFLIX	2021	2024	11
LINKEDIN	2012	2024	13
CISCO	2013	2022	10

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ IV

Περιγραφή Μεταβλητών Ανάλυσης Περιεχομένου Εικόνας και Λεζάντας

Ο παρακάτω πίνακας περιλαμβάνει όλες τις μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν στην ανάλυση περιεχομένου εικόνας και λεζάντας. Οι περιγραφές έχουν προσαρμοστεί ώστε να αντανακλούν με ακρίβεια την προέλευση και λειτουργία κάθε μεταβλητής.

Όνομα Μεταβλητής	Περιγραφή
BRANDS	Όνομα Επωνυμίας
BRAND_ID	ID αναγνωριστικό Επωνυμίας
post_id	Μοναδικό αναγνωριστικό κάθε ανάρτησης
filename	Όνομα αρχείου εικόνας της ανάρτησης
file_extension	Μορφή αρχείου εικόνας
description	Κείμενο περιγραφής της ανάρτησης στο Instagram
likes	Αριθμός επισημάνσεων 'μου αρέσει'
comments	Αριθμός σχολίων στην ανάρτηση
PIR	Post Interaction Ratio: λόγος σχολίων προς likes
mentions_0no_1yes	Ενδείκτης αναφορών σε άλλους λογαριασμούς
hashtags_0no_1yes	Ενδείκτης hashtags
timing_date	Ημερομηνία ανάρτησης σε πλήρη μορφή (YYYY-MM-DD)
timing_day	Ημέρα εβδομάδας κατά την οποία έγινε η ανάρτηση (π.χ. Δευτέρα)
timing_month	Όνομα μήνα κατά την οποία έγινε η ανάρτηση (π.χ. Ιανουάριος)
timing_day_no	Αριθμός ημέρας του μήνα (1–31) κατά την ανάρτηση
timing_month_no	Αριθμός μήνα (1–12) κατά την ανάρτηση
timing_year	Έτος κατά το οποίο πραγματοποιήθηκε η ανάρτηση
length_countwords	Μήκος κειμένου σε λέξεις
No_Characters	Μήκος κειμένου σε χαρακτήρες

id	ID αναγνωριστικό ανάρτησης
No_emojis	Χρήση emojis στην ανάρτηση ή στην εικόνα
first_hashtag	Πρώτο hashtags
first_mention	Πρώτη αναφορά (tag)
hashtags	Όλα τα hashtags
mentions	Όλα τα tags
emojis	Χρήση emojis στην ανάρτηση
Sentiment_Analysis_AI	Κατάταξη του συναισθήματος της λεζάντας (θετικό, ουδέτερο, αρνητικό) μέσω ανάλυσης γλώσσας με GPT 4o.
Emotional_Analysis_AI	Ανάλυση του κυρίαρχου συναισθήματος της λεζάντας (π.χ. χαρά, λύπη, θυμός) με χρήση GPT 4o.
Topic_Category_AI	Θεματική κατηγοριοποίηση του περιεχομένου της λεζάντας βάσει GPT 4o
Grouped_Unique_Category_AI	Αντιστοίχιση της λεζάντας με γενικές θεματικές κατηγορίες (π.χ. AI & Computing, Entertainment), βάσει GPT 4o.
Sentiment_py	Ανάλυση συναισθήματος της ανάρτησης με python
fear	Βαθμός παρουσίας του φόβου στο κείμενο της ανάρτησης με python
anger	Βαθμός παρουσίας του θυμού με python
anticip	Βαθμός παρουσίας προσμονής ή προσδοκίας με python
trust	Βαθμός παρουσίας εμπιστοσύνης με python
surprise	Βαθμός παρουσίας έκπληξης με python
positive	Βαθμός παρουσίας θετικότητας με python
negative	Βαθμός παρουσίας αρνητικότητας με python
sadness	Βαθμός παρουσίας λύπης με python
disgust	Βαθμός παρουσίας απέχθειας με python
joy	Βαθμός παρουσίας χαράς με python
anticipation	Βαθμός παρουσίας προσμονής ή προσδοκίας με python

RGB_py	Χρωματικά χαρακτηριστικά RGB εικόνας με python
HSL_py	Χρωματικά χαρακτηριστικά HSL(Hue, Saturation, Lightness) εικόνας με python
visual_Primary_Topic	Τopic του περιεχομένου
visual_secontary_Topic	Δευτερεύον Topic του περιεχομένου
visual_Emotional_Tone	Εντοπισμένα συναισθήματα στο κείμενο ή στην εικόνα
visual_color_name	Όνομα χρωμάτων
visual_Color_Palette_rgb	Χρωματικά χαρακτηριστικά εικόνας σε RGB
visual_Secondary_Colors	Δευτερεύον χρωματικά χαρακτηριστικά εικόνας
visual_Secondary_Colors_RGB	RGB τιμές των δευτερευόντων χρωμάτων που ανιχνεύθηκαν στην εικόνα.
visual_Color_Palette_HSL_	Πίνακας κυρίαρχων χρωμάτων σε μορφή HSL
visual_Brightness	Εκτίμηση της φωτεινότητας της εικόνας βάσει έντασης φωτός (σε lumen).
visual_Illuminance_Contrast	Ανάλυση φωτεινών και σκοτεινών περιοχών της εικόνας (αντίθεση φωτεινότητας).
visual_Text_Presence	Ένδειξη ύπαρξης ή μη ύπαρξης κειμένου μέσα στην εικόνα.
visual_Text_Content	Το πλήρες κείμενο που εντοπίστηκε στην εικόνα.
visual_Fonts2	Εκτίμηση του τύπου γραμματοσειράς που χρησιμοποιείται στο ορατό κείμενο (π.χ. Serif, Sans-serif).
visual_Heading_Font_Size	Προσδιορισμός μεγέθους γραμματοσειράς για κύριους τίτλους (σε pixels ή μονάδες GPT).
visual_Font_Size2	Εκτίμηση του μεγέθους γραμματοσειράς για το υπόλοιπο κείμενο.
visual_Word_Direction	Κατεύθυνση ανάγνωσης του κειμένου στην εικόνα (π.χ. από αριστερά προς δεξιά).
visual_Text_Style	Χαρακτηριστικά κειμένου μέσα στην εικόνα

visual_Letter_Spacing	Αυτόματη περιγραφή δεν είναι διαθέσιμη – απαιτεί διευκρίνιση
visual_Word_Distance	Απόσταση μεταξύ των λέξεων στην εικόνα
visual_Text_Alignment	Στοιχίση κειμένου (κέντρο, δεξιά, αριστερά, πλήρης)
visual_Handwritten_Text	Παρουσία χειρόγραφου κειμένου (Ναι/Όχι)
visual_Image_text_Ratio	Αναλογία μεταξύ εικόνας και κειμένου στην ανάρτηση
visual_Logo_Presence	Παρουσία ή θέση λογοτύπου στην εικόνα
visual_Logo_Position	Θέση λογοτύπου στην εικόνα (γωνίες, κέντρο και αλλού)
visual_Logo_Position2	Θέση λογοτύπου σε αντικείμενα ή άλλου
visual_CTA_Presence	Ανιχνεύθηκε Call To Action (CTA) στο οπτικό (Ναι/Όχι)
visual_CTA_Text	Κείμενο που περιέχει το CTA μέσα στην εικόνα
visual_CTA_Position	Θέση του CTA στο οπτικό (π.χ. Κάτω-Δεξιά)
visual_CTA_Presence_Based	Παρουσία CTA με βάση το περιεχόμενο του κειμένου
visual_Proximity_Words	Απόσταση λέξεων (κοντά, αραιά, ομαδοποιημένα)
visual_Existence_Empty_Space	Ύπαρξη κενού χώρου
visual_Symbols_of_Motion	Σύμβολα κίνησης (π.χ. βέλη, γραμμές)
visual_Sentiment_Image	Ανάλυση Sentiment της εικόνας
visual_Sentiment_Text	Ανάλυση Sentiment του κειμένου στην εικόνα
visual_Slogan	Παρουσία σλόγκαν στην εικόνα
visual_Advertised_Brand_Position	Επωνυμία ή αναγνωριστικό της εταιρείας
visual_Content_Topic	Θεματική κατηγορία του περιεχομένου
visual_Shape_Unity	Ενιαίο, διαχωρισμένο ή καλυμμένο σχήμα
visual_Shape_Demarcation	Οριοθέτηση σχήματος (ομαλή ή μη)
visual_Shape_Balanced	Ισορροπία σύνθεσης (ισορροπημένη ή όχι)
visual_Shape_Indicating	Σχήμα που δείχνει κατεύθυνση ή όχι
visual_Shape_Contrast	Αντίθεση με φόντο ή με προσδοκίες
visual_Shape_Dimensionality	Διαστάσεις σχήματος (ύψος, πλάτος, βάθος)

Visual_Texture_Surface_Color	Χαρακτηριστικά μέσα στην εικόνα
Visual_Texture_Hue	Χαρακτηριστικά μέσα στην εικόνα
Visual_Texture_Saturation	Χαρακτηριστικά μέσα στην εικόνα
Visual_Texture_Lightness	Χαρακτηριστικά μέσα στην εικόνα
visual_Materiality_Reflectance	Αντανακλαστικότητα (γυαλιστερό ή ματ)
visual_Materiality_Opacity	Διαφάνεια (διάφανο ή αδιαφανές)
visual_Materiality_Fluorescence	Φωσφορίζον υλικό (Ναι/Όχι)
visual_Positioning	Θέση στο οπτικό πεδίο
visual_Orientation	Κατεύθυνση ή γωνία προβολής στοιχείων στην εικόνα
visual_Spacing	Απόσταση από άλλα στοιχεία
visual_Movement	Παρουσία κίνησης (Ναι/Όχι)
visual_People_Presence	Παρουσία πόσα άτομα υπάρχουν
visual_Number_of_People	Αριθμός ατόμων στην εικόνα
visual_Gender	Φύλο των ατόμων στην εικόνα (Άνδρας, Γυναίκα και τα δύο)
visual_Age_Range	Παρουσία ηλικιακής ομάδας ατόμων
visual_Emotional_Analysis_per_Person	Εντοπισμένα Emotional άτομων στην εικόνα
visual_Pose_Gesture	Στάση σώματος και χειρονομίες ατόμων
visual_Scene_Type	Τύπος σκηνής (εσωτερικός ή εξωτερικός χώρος)
visual_Weather_Condition	Καιρικές συνθήκες (αν είναι εξωτερική σκηνή)
visual_Time_of_Day	Ώρα ημέρας (π.χ. πρωί, βράδυ)
visual_Clothing_Type	Τύπος ενδυμασίας (π.χ. casual, formal)
visual_Color_of_Clothing	Κύρια χρώματα ρούχων
visual_Accessories	Αξεσουάρ (π.χ. γυαλιά, καπέλο)
visual_Brand_Visibility	Ορατότητα της επωνυμίας στην εικόνα
visual_typography_Analysis	Ανάλυση αναγνωσιμότητας της γραμματοσειράς
visual_Focal_Point_Detection	Κύριο σημείο εστίασης στην εικόνα
visual_CTA_Strength	Ένταση του CTA (π.χ. ισχυρό, ασθενές)
visual_Emotional_Trigger	Emotional που προκαλεί η εικόνα
visual_Emojis	Χρήση emojis στην εικόνα

visual_Emojis_List	Λίστα με όλα τα emojis που εμφανίζονται στην εικόνα
visual_Emojis_Sentiment	Ανάλυση Sentiment του emojis στην εικόνα
visual_Font_Size	Μέγεθος γραμματοσειράς
text_topic_involve	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_empower	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_inform	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_collaborate	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_ugc	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_consult	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_announce	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_brand_generated_content	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_post_from_employee	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_downloads	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_crisis_management	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_employee_generated_content	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_product_characteristics	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_games	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_purpose_promotion	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_contests	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_integration_with_other_company	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_social_responsibility	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_teaser_for_new_product	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_product_promotion	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_ecommerce	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_public_relations	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_giveaway	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_brand_affinity	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_event_promotion	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_festivals	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_advertising	Ποσοστό Topic του κειμένου
text_topic_sales_promotion	Ποσοστό Topic του κειμένου
max_topic	Μέγιστο Topic κατηγορία του κειμένου
max_emotinal	Μέγιστο Emotional του κειμένου

clean_topic	Καθάρισμα Topic από “text_topic_”
word_count	Μήκος κειμένου σε λέξεις
visual_Emotional_Tone_First	Πρώτο Emotional του Visual
text_Topic_First	Πρώτο Topic_Category του LLM
text_Topic_Unique_First	Πρώτο Grouped_Unique_Category του LLM

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ V

Πίνακας με ποσοστό Sentiment

Ο παρακάτω πίνακας παρουσιάζει την κατανομή των sentiment (θετικό, αρνητικό, ουδέτερο) που εντοπίστηκαν στο περιεχόμενο των 50 αναρτήσεων του δείγματος. Τα ποσοστά αφορούν τη συχνότητα εμφάνισης κάθε κατηγορίας sentiment, όπως αυτή προέκυψε από την υπολογιστική ανάλυση.

BRANDS	Negative_AI	Neutral_AI	Positive_AI	Negative_py	Neutral_py	Positive_py	visual_Negative	visual_Neutral	visual_Positive
01. APPLE	1	18	31	1	16	33	3	19	28
02. GOOGLE	4	14	32	4	13	33	0	2	48
03. MICROSOFT	1	24	25	4	20	26	0	4	46
04. AMAZON	2	19	29	2	18	30	0	0	50
06. FACEBOOK	5	17	28	5	16	29	0	6	44
07. ORACLE	0	13	37	1	10	39	0	3	47
08. ATT	4	21	25	4	20	26	2	0	46
09. VERIZON	0	10	40	4	6	40	1	2	46
10. IBM	0	13	37	0	10	40	0	12	38
11. ACCENTURE	2	15	33	4	11	35	0	1	49
12. NVIDIA	3	16	31	4	15	31	0	5	45
13. TMOBILE	4	19	27	4	19	27	0	0	50
14. INSTAGRAM	2	4	44	2	1	47	1	4	45
15. QUALCOMM	3	13	34	3	13	34	0	4	46

16. YOUTUBE	0	21	29	0	21	29	1	0	49
17. ADOBE	1	19	30	2	16	32	1	3	46
18. NETFLIX	3	29	18	3	28	19	4	1	44
19. LINKEDIN	3	17	30	6	13	31	1	0	49
20. CISCO	0	13	37	0	11	39	0	6	43