



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Τεχνικές Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας για τους  
Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Χρήστου Δημόπουλου

**Επιβλέπων:** Συμεών Παπαβασιλείου  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΚΑΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΥ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΔΙΚΤΥΩΝ ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ  
Αθήνα, Σεπτέμβριος 2022





Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο  
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών  
Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής και Συστημάτων Πληροφορικής  
Εργαστήριο Διαχείρισης και Βέλτιστου Σχεδιασμού Δικτύων Τηλεματικής

## Τεχνικές Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας για τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης

### ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Χρήστου Δημόπουλου

**Επιβλέπων:** Συμεών Παπαβασιλείου  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 21<sup>η</sup> Σεπτεμβρίου, 2022.

.....  
Συμεών Παπαβασιλείου  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Γεώργιος Ματσόπουλος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Ιωάννα Ρουσσάκη  
Επίκουρος Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2022

.....  
**ΧΡΗΣΤΟΣ ΔΗΜΟΠΟΥΛΟΣ**  
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός  
και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © – All rights reserved Χρήστος Δημόπουλος, 2022.  
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

*στην οικογένεια μου*



# Περίληψη

Η διπλωματική αυτή εργασία εξετάζει τη συμβολή της επιστήμης Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας στην επίτευξη των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης. Πρόκειται για ένα σύνολο 17 στόχων-προτάσεων που θεσπίστηκαν το 2015 από τον Οργανισμό Ηνωμένων Εθνών και υιοθετήθηκαν από τα κράτη-μέλη με σκοπό να τους πραγματοποιήσουν σε μία χρονική κλίμακα 15 ετών. Η παρακολούθηση της προόδου των χωρών πραγματοποιείται μέσω 244 αριθμητικών δεικτών αναφορικά με την προσέγγιση ή την απόκλιση τους από τους προαναφερθέντες στόχους. Εστιάζοντας σε κείρια ζητήματα όπως η φτώχεια, η υγεία και η ισότητα των φύλων, τίθενται έτσι τα θεμέλια για ένα καλύτερο και βιώσιμο μέλλον.

Η εργασία πραγματεύεται την κατασκευή ενός μοντέλου ταξινόμησης κειμενικών αποσπασμάτων με βάση τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης, με απώτερο στόχο την εννοιολογική σύνδεση τους και την αξιοποίηση αδόμητης πληροφορίας για εξαγωγή γνώσης. Η λειτουργία του μοντέλου στηρίζεται στην αρχιτεκτονική του προεκπαιδευμένου μοντέλου BERT, το οποίο υπάγεται στην κατηγορία νευρωνικών δικτύων Transformers. Η εκπαιδευτική διαδικασία του μοντέλου υποβοηθείται από το σύνολο δεδομένων OSDG-CD, το οποίο συνιστά άμεσο αποτέλεσμα της δουλειάς εκατοντάδων εθελοντών, οι οποίοι συνεισφεραν στην κατανόηση των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης μέσω της πλατφόρμας OSDG Community Platform (OSDG-CP). Συγχρόνως, προτείνεται η βιβλιοθήκη ανοικτού κώδικα 'text2sdg', ως εύχρηστη εργαλειοθήκη για την απεικόνιση κειμενικών αποσπασμάτων στο πλαίσιο της Βιώσιμης Ανάπτυξης. Μέσω της παραπάνω διαδικασίας, κατασκευάζεται επιπλέον το SDG πλέγμα, πάνω στο οποίο ανιχνεύονται κοινότητες παρεμφερών Στόχων. Το SDG πλέγμα μπορεί να αποτελέσει πυξίδα συνεργασίας μεταξύ ενδιαφερομένων, καθώς εκφράζει τη διασυνδεσιμότητα των Στόχων και προτρέπει στη καθολική προσέγγιση τους ως ομάδες και όχι ως μεμονωμένες οντότητες. Αναγνωρίζοντας, δηλαδή, ισχυρές συνδέσεις, οι ενδιαφερόμενοι καλούνται να αναγνωρίσουν Στόχους που αλληλοεπηρεάζονται και αλληλοεξαρτώνται και να προβούν στην εκπλήρωση τους με πιο μεθοδικό και ολιστικό τρόπο.

Η αξία ενός ταξινομητή αδόμητων κειμένων στο πλαίσιο των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης επεκτείνεται και στην πληρέστερη μελέτη και κατανόηση τάσεων στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης. Το μοντέλο ταξινόμησης εφαρμόζεται σε αναρτήσεις λογαριασμών επίσημων φορέων - κυβερνητικών και μη - στο Twitter, για δύο ξεχωριστές χρονικές περιόδους. Με αυτόν τον τρόπο, αντικατοπτρίζεται η έμφαση που δίνεται σε κάθε Στόχο και η επίδραση της επικαιρότητας σε αυτήν, ενώ εξάγονται χρήσιμα συμπεράσματα αναφορικά με τη θέση που κατέχει το όραμα Βιώσιμης Ανάπτυξης στη διεθνή γνώμη. Η έρευνα ολοκληρώνεται με την ανίχνευση τυχόν διαφοροποιήσεων ανάμεσα σε κυβερνήσεις, φορείς και μη κερδοσκοπικούς οργανισμούς, στον τρόπο προσέγγισης της Βιώσιμης Ανάπτυξης. Τονίζονται πιθανές αβλεψίες και αστοχίες στο βαθμό ευαισθητοποίησης γύρω από τους Στόχους και αναγνωρίζεται περισσότερο η αξία της διασυνδεσιμότητάς τους κατά την προβολή τους στα διαδικτυακά μέσα. Η παράλληλη ενίσχυση δράσεων μεταξύ ενδιαφερομένων στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης δύναται να συνεισφέρει στην έγκαιρη και έγκυρη επίτευξη ενός βιώσιμου μέλλοντος μέχρι το 2030.

**Λέξεις Κλειδιά** — Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης, Οργανισμός Ηνωμένων Εθνών, Κλιματική Αλλαγή, Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, BERT, Twitter, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανική Μάθηση, Επιστήμη Δεδομένων, Κοινωνικά Δίκτυα





# Abstract

This thesis aims to uncover the contribution of Natural Language Processing techniques in Sustainable Development Goals (SDGs) achievement. The SDGs were set up in 2015 by the United Nations General Assembly and are intended to be achieved by the year 2030. They form a collection of 17 interlinked global goals designed to be a 'blueprint to achieve a better and more sustainable future for all'. Consisting of 244 indicators across 17 goals, measuring the SDGs progress is a huge challenge. Governments, organizations and researchers have recognized the potential of Data Science to enhance evidence-based decision making at global, national, and local levels and to drive the implementation of SDGs.

The dissertation focuses on building a classifier of text excerpts with respect to the SDGs, aiming towards their semantic connection and the utilization of unstructured data for knowledge extraction. The model's functionality relies on the architecture of the pre-trained BERT model, which belongs to the general neural network category of Transformers. The training process of the model implements the OSDG-CD dataset, the imminent result of work of hundreds of volunteers, who contributed to the understanding of the Sustainable Development Goals through the OSDG Community Platform (OSDG-CP). At the same time, the open-source library 'text2sdg' is introduced, as a user-friendly toolkit for the mapping of text excerpts in the Sustainable Development context. Through the aforementioned process, the SDG nexus is constructed and communities of similar Goals are detected on it. The SDG nexus can act as a partnership compass between stakeholders, since it expresses the interconnectivity between Goals and promotes a more wholesome approach. Thus, by identifying strong connections between Goals, stakeholders can detect groups of SDGs that co-affect and co-depend on each other and strive towards their accomplishment in a more meticulous manner.

The value of a text classifier with respect to the Sustainable Development context extends over a more wholesome analysis and comprehension of trends in social network media. The classifier is applied on Twitter posts made by accounts of official parties - governmental and beyond - for two separate time periods. In this manner, the emphasis given to each Goal and the impact of currency are better reflected, while useful conclusions are extracted, in relation to the position that the vision of Sustainable Development holds in public opinion. The research concludes with the detection of possible variations between governments, NGOs and international organisations in their approach of SDGs. Oversights and shortages of awareness around the Goals are highlighted, while the value of SDG interconnectivity and exposure in social media is emphasized. If mutually reinforcing actions between stakeholders are taken and trade-offs are minimized, the 2030 SDGs agenda will be able to deliver on its potential.

**Keywords** — Sustainable Development Goals, United Nations, Climate Change, Natural Language Processing, BERT, Twitter, Neural Networks, Machine Learning, Data Science, Social Networks



# Ευχαριστίες

Η διπλωματική αυτή σηματοδοτεί τη λήξη ενός κεφαλαίου στη ζωή μου, αυτού των φοιτητικών μου χρόνων στη σχολή ΗΜΜΥ του ΕΜΠ. Μέσα σε διάστημα πέντε ετών, βίωσα πρωτόγνωρες εμπειρίες - άγχη, αγωνίες, αλλά και στιγμές ενθουσιασμού και χαράς - γνώρισα εκπληκτικούς ανθρώπους και φίλους, αποκόμισα γνώσεις και αναμνήσεις που διαμόρφωσαν το άτομο που είμαι σήμερα, γράφοντας αυτό το κείμενο.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κύριο Συμεών Παπαβασιλείου, καθηγητή της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου, ο οποίος υπήρξε επιβλέπων της διπλωματικής αυτής εργασίας και μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα. Έπειτα, οφείλω ένα ευχαριστώ στους Τάσο Ζαφειρόπουλο και Ελένη Φωτοπούλου, μεταδιδακτορικούς ερευνητές του εργαστηρίου Διαχείρισης και Βελτίστου Σχεδιασμού Δικτύων Τηλεματικής, οι οποίοι μου παρείχαν διαρκή καθοδήγηση και στήριξη κατά την εκπόνηση της εργασίας μέσα σε ένα πνεύμα εξαιρετικής συνεργασίας.

Στη συνέχεια, νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω τους φίλους που έκανα στη σχολή και έκαναν αυτό το ταξίδι αξέχαστο, και ιδιαίτερα τον κολλητό μου Δημήτρη, τη Ναυσικά, τη Μαρία, τον Γιώργο. Ευχαριστώ, επίσης, τους παιδικούς μου φίλους, Γιάννη, Νίκη, Μάριο και Λάμπρο. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω του γονείς μου, Αγνή και Χαράλαμπο, καθώς και τον αδερφό μου, Παναγιώτη, που βρίσκονταν πάντα δίπλα μου για να με στηρίζουν ανιδιοτελώς.

Χρήστος Δημόπουλος  
Σεπτέμβριος 2022



# Περιεχόμενα

Περιεχόμενα	xiii
Λίστα Σχημάτων	xv
Κατάλογος Πινάκων	xvi
<b>1 Εισαγωγή</b>	<b>1</b>
1.1 Διατύπωση του προβλήματος	1
1.2 Πρότερη Δουλειά	1
1.3 Η δική μας συνεισφορά	2
1.3.1 Ταξινομητής Κειμένων σχετικών με τα SDGs	2
1.3.2 Οπτικοποίηση του SDG Πλέγματος	2
1.3.3 Μελέτη τάσεων για τα SDGs στο Twitter	2
1.4 Δομή της εργασίας	2
<b>2 Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης (SDGs)</b>	<b>3</b>
2.1 Ιστορία των SDGs	3
2.2 Επισκόπηση των SDGs	4
2.3 Το σύνολο δεδομένων OSDG-CD	11
<b>3 Θεωρητικό Υπόβαθρο</b>	<b>13</b>
3.1 Μηχανική Μάθηση	13
3.2 Βαθιά Μάθηση	16
3.2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	16
3.2.2 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης	18
3.2.3 Αλγόριθμος Οπίσθιας Διάδοσης (Backpropagation)	19
3.2.4 Βελτιστοποίηση	20
3.2.5 Μεταφορά Μάθησης	21
3.2.6 Πολυδιεργασική Μάθηση	21
3.3 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας	22
3.3.1 Γλωσσικές Αναπαραστάσεις	23
3.3.2 Γλωσσικά Μοντέλα	25
3.4 Αρχιτεκτονικές Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων	26
3.4.1 Μηχανισμοί Προσοχής	26
3.4.2 Μοντέλο Transformer Encoder-Decoder	30
3.4.3 Το μοντέλο BERT	33
3.5 Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων	35
3.5.1 Βασικά Στοιχεία Θεωρίας Γραφημάτων	35
3.5.2 Ανίχνευση Κοινοτήτων σε Γράφους	37
3.5.3 Ο αλγόριθμος Μεγιστοποίησης Αρθρωτότητας	38
<b>4 Πειραματικές Μέθοδοι και Υλοποίηση</b>	<b>39</b>
4.1 Προεπεξεργασία κειμένου	39

4.2	Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Μοντέλου . . . . .	40
4.3	Η βιβλιοθήκη <i>text2sdg</i> . . . . .	42
4.4	Δημιουργία SDG πλέγματος . . . . .	44
<b>5</b>	<b>Μελέτη τάσεων στο Twitter</b> . . . . .	<b>49</b>
5.1	Η εργαλειοθήκη TWINT . . . . .	50
5.2	Εξόρυξη και προεπεξεργασία Tweets . . . . .	50
5.3	SDG Τάσεις περιόδου 2018-2022 . . . . .	51
5.4	SDG Τάσεις περιόδου 2010-2014 . . . . .	54
<b>6</b>	<b>Επίλογος</b> . . . . .	<b>59</b>
6.1	Σύνοψη και Συμπεράσματα . . . . .	59
6.2	Μελλοντικές Επεκτάσεις . . . . .	60
<b>A</b>	<b>Βιβλιογραφία</b> . . . . .	<b>61</b>

# Λίστα Σχημάτων

2.0.1 Οι Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης από τον Οργανισμό Ηνωμένων Εθνών. . . . .	3
2.2.1 Οι 17 Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης (SDGs). . . . .	5
2.2.2 Διασυνδεδεμένοι Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης. . . . .	7
2.2.3 Η 'τούρτα' των SDGs. . . . .	9
2.3.1 Το λογότυπο της πλατφόρμας ανοικτού κώδικα OSDG - Community Platform. . . . .	11
2.3.2 Αθροιστική συνάρτηση κατανομής του ποσοστού συμφωνίας πάνω στα κειμενικά αποσπάσματα του OSDG-CD (έκδοση 2022.04). . . . .	12
2.3.3 Κατανομή των προτεινόμενων SDGs για τα κειμενικά αποσπάσματα με ποσοστό συμφωνίας μεγαλύτερο του 55%. . . . .	12
3.1.1 Προβλήματα Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης . . . . .	14
3.1.2 Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης και πεδία εφαρμογής. [Raw20] . . . . .	15
3.2.1 Απεικόνιση των βιολογικών νευρώνων (αριστερά) και της μαθηματικής προτυποποίησής τους (δεξιά). Πηγή: [Kar] . . . . .	16
3.2.2 Feed-forward Νευρωνικό Δίκτυο. . . . .	17
3.2.3 Απεικόνιση ενός απλού (αριστερά) και ενός βαθιού (δεξιά) Νευρωνικού Δικτύου. [Kam] . . . . .	17
3.2.4 Γραφική Παράσταση της Σιγμοειδούς Συνάρτησης. . . . .	18
3.2.5 Γραφική Παράσταση της Συνάρτησης tanh. . . . .	19
3.2.6 Γραφική Παράσταση της Συνάρτησης ReLU. . . . .	19
3.2.7 Οπτικοποίηση Καθόδου Κλίσης για πολύ μικρό (αριστερά) και πολύ μεγάλο (δεξιά) ρυθμό μάθησης. . . . .	21
3.2.8 Οπτικοποίηση της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης. . . . .	22
3.3.1 Τα επίπεδα ενός γενικού προβλήματος NLP. . . . .	23
3.3.2 Οι μηχανισμοί CBOW και Skip-Gram στη μέθοδο Word2Vec [MJ13]. . . . .	24
3.3.3 Το παραθυροποιημένο νευρωνικό γλωσσικό μοντέλο που προτάθηκε από τον Bengio [BC03]. . . . .	25
3.4.1 Shiba Inu με ρούχα: Παράδειγμα χρήσης μηχανισμού οπτικής προσοχής [Wen]. . . . .	27
3.4.2 Αυτοπροσοχή: με κόκκινο η προς εξέταση λέξη και με μπλε τα επίπεδα ενεργοποίησης της προσοχής. [CM16] . . . . .	28
3.4.3 Global/Local Attention: οπτικοποίηση των μηχανισμών [LD15]. . . . .	29
3.4.4 Οι μηχανισμοί προσοχής Scaled-Dot-Product και Multi-Head [LI17]. . . . .	30
3.4.5 Οπτικοποίηση υψηλού επιπέδου του transformer. Οι στοίβες κωδικοποιητή και αποκωδικοποιητή με 6 στρώματα η καθεμία [Ala]. . . . .	31
3.4.6 Οπτικοποίηση της εσωτερικής αρχιτεκτονικής του πρώτου στρώματος κωδικοποίησης στη στοίβα του κωδικοποιητή [Ala]. . . . .	31
3.4.7 Η συνολική αρχιτεκτονική του μοντέλου Transformer [LI17]. . . . .	32
3.4.8 Οι διαδικασίες προεπαίδευσης και finetuning του BERT [DK19]. . . . .	33
3.4.9 Μηχανισμός αυτοπροσοχής στο BERT [Ala19]. . . . .	34
3.4.10 Αναπαράσταση εισόδου του BERT. Τα εμφυτεύματα εισόδου είναι το άθροισμα των εμφυτευμάτων των tokens, των τμημάτων πρότασης και της θέσης [DK19]. . . . .	34
3.4.11 Το μοντέλο BERT σε διάφορα προβλήματα [Ala18]. . . . .	35
3.5.1 Παράδειγμα γράφου του δικτύου the polbooks network [NM08]. . . . .	36
3.5.2 Παράδειγμα αναπαράστασης γειτονιάς. Η γειτονιά του κόμβου 1 είναι το σύνολο κόμβων που αποτελείται από τους 2,3,5,6 και 7. [NM08]. . . . .	36

3.5.3 Παράδειγμα ανίχνευσης κοινοτήτων σε γράφο. Ο υπογράφος με τους κόμβους 2,3,4,5,16 είναι μία κλίκα [Cos14]. . . . .	38
4.2.1 Καμπύλες μάθησης του μοντέλου για 4 εποχές. . . . .	41
4.2.2 Πίνακας Σύγκρισης της ταξινόμησης των 15 SDGs. . . . .	43
4.3.1 Το λογότυπο της βιβλιοθήκης <i>text2sdg</i> . . . . .	44
4.4.1 Απεικόνιση του SDG πλέγματος. . . . .	45
4.4.2 Ανιχνευθείσες κοινότητες του SDG πλέγματος. . . . .	47
5.0.1 Απεικόνιση αναρτήσεων στο Twitter στους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης. . . . .	49
5.3.1 SDG Τάσεις ανά κατηγορία λογαριασμών για την περίοδο 2018-2022. . . . .	52
5.3.2 Ιστογράμματα τάσεων ανά ομάδα λογαριασμών σε κοινό διάγραμμα [2018-2022]. . . . .	53
5.3.3 Πέντε πιο δημοφιλείς Στόχοι ανά ομάδα λογαριασμών [2018-2022]. . . . .	54
5.3.4 Διαγράμματα πίτας SDG τάσεων ανά ομάδα λογαριασμών [2018-2022]. . . . .	55
5.4.1 SDG Τάσεις ανά κατηγορία λογαριασμών για τις περιόδους 2010-2014 και 2018-2022. . . . .	56
5.4.2 Ιστογράμματα τάσεων ανά ομάδα λογαριασμών σε κοινό διάγραμμα [2010-2014]. . . . .	57
5.4.3 Πέντε πιο δημοφιλείς Στόχοι ανά ομάδα λογαριασμών [2010-2014]. . . . .	58



# Κατάλογος Πινάκων

3.1	Επισκόπηση δημοφιλών μηχανισμών προσοχής. . . . .	27
3.2	Επισκόπηση γενικών κατηγοριών προσοχής. . . . .	27
4.1	Παράδειγμα αποτελεσμάτων του WordPiece tokenizer σε διάφορα παράγωγα λέξεων [13]. . . . .	40
4.2	Περίληψη της διαδικασίας fine-tuning του μοντέλου για 4 εποχές. . . . .	41
4.3	Αναφορά ταξινόμησης ανά κλάση για το σύνολο δεδομένων επικύρωσης. . . . .	42
5.1	Λέξεις-κλειδιά ανά Στόχο Βιώσιμης Ανάπτυξης για την εξόρυξη tweets. . . . .	51



# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

### 1.1 Διατύπωση του προβλήματος

Ο στόχος της διπλωματικής αυτής είναι να εξετάσει τη συνεισφορά τομέων της επιστήμης, όπως είναι η Επιστήμη Δεδομένων και η Μηχανική Μάθηση, στην κοινωνική ευημερία και παγκόσμια βιωσιμότητα. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιούνται τεχνολογίες Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας, ώστε να επιτευχθεί η εξαγωγή πληροφορίας από αδόμητες πηγές δεδομένων (κείμενα) και η ταξινόμηση τους σε σχέση με κάποιους από τους **Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης (Sustainable Development Goals - SDGs)**, έτσι όπως αυτοί έχουν οριστεί από τα Ηνωμένα Έθνη. Ως επέκταση, εξετάζονται σε μορφή γράφου τυχόν σχέσεις που αναπτύσσονται μεταξύ των Στόχων, καθώς και αναδυόμενες τάσεις γύρω από αυτούς, όπως αυτές εκφράζονται από λογαριασμούς επίσημων φορέων στα κοινωνικά μέσα δικτύωσης (Twitter).

### 1.2 Πρότερη Δουλειά

Άτομα και φορείς με περιορισμένη κατανόηση των SDGs αντιμετωπίζουν δυσκολίες στην κατανόηση και αντιστοίχιση των τοπικών προκλήσεων και δραστηριοτήτων τους στο ευρύτερο πρίσμα των SDGs. Αναζητώντας προγενέστερη συνεισφορά στη βιβλιογραφία, προκύπτουν διάφορες προσεγγίσεις που ενσωματώνουν τεχνολογίες αιχμής της Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στη σφαίρα της Βιώσιμης Ανάπτυξης και επιχειρούν να αντιμετωπίσουν τις παραπάνω δυσκολίες. Η σημαντικότερη ερευνητική συνεισφορά επί του θέματος έγγειται στην εργασία Open Source SDG (OSDG) [PS20], στην οποία αναπτύσσεται μια ολιστική οντολογία των SDGs μέσω της σύζευξης μιας τυπικής SDG οντολογίας και ενός συστήματος multi-label ταξινόμησης των Στόχων, το οποίο προκύπτει από τη σύνδεση ενός μοντέλου παλινδρόμησης και ενός θεματικού μοντέλου. Καθοριστική σημασία σε προσπάθειες σημασιολογικής απεικόνισης κειμένων σε σχέση με τα SDGs συντελεί η βάση δεδομένων **OSDG Community Dataset (OSDG-CD)** [OSD22], η οποία αποτελείται από χιλιάδες αποσπάσματα κειμένων, που έχουν επισημανθεί με βάση τους Στόχους από περίπου 1,000 επιστήμονες της πλατφόρμας OSDG Community Platform (OSDG-CP) σε πάνω από 110 κράτη.

Στο πεδίο της Μηχανικής Μάθησης, οι [Pin19], εφάρμοσαν έναν αλγόριθμο single-label ταξινόμησης των Στόχων με βάση Δέντρα Απόφασης, ενώ οι [Sci20] επιστράτευσαν ένα Gradient Boosting Decision Tree σε ένα πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης αναρτήσεων σχετικών με τα SDGs στο Twitter ως πληροφορίες ή δράσεις. Ακολούθως, οι [Nug20] χρησιμοποίησαν έναν Naïve Bayes ταξινομητή, ώστε να διαχωρίσουν ειδησεογραφικά άρθρα σε σχέση με τα SDGs, και οι [EIA20] ταξινόμησαν αναφορές βιωσιμότητας με βάση τον FastText αλγόριθμο. Στην Ιαπωνία, οι [Mat22] με τη βοήθεια ενός BERT μοντέλου υλοποίησαν έναν multi-label ταξινομητή που επιτρέπει τη σημασιολογική απεικόνιση μεταξύ πρακτικών και προκλήσεων στο γενικό πλαίσιο των SDGs, μια μέθοδο οπτικοποίησης του SDG πλέγματος με βάση τη ταυτόχρονη εμφάνιση των Στόχων σε κείμενα και μια διαδικασία σύζευξης ανάμεσα σε τοπικές προκλήσεις και πρωτοβουλίες που πραγματώνουν πιθανές λύσεις. Τέλος, οι [WM21] ανέπτυξαν το πρώτο πακέτο ανοικτού κώδικα *text2sdg*, το οποίο εντοπίζει την παρουσία των SDGs σε κείμενα.

### 1.3 Η δική μας συνεισφορά

Η προσφορά αυτής της διπλωματικής εργασίας μπορεί να διαχωριστεί σε τρεις κύριους άξονες: 1) την ανάπτυξη ενός ταξινομητή κειμένων υψηλής ευστοιχίας σε σχέση με τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης, 2) την οπτικοποίηση του SDG πλέγματος και των σχέσεων που αναπτύσσονται μεταξύ των Στόχων με χρήση τεχνικών Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων και 3) τη μελέτη αναδυόμενων τάσεων σχετικών με τα SDGs στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης (Twitter), όπως αυτές εκφράζονται στους λογαριασμούς επίσημων φορέων.

#### 1.3.1 Ταξινομητής Κειμένων σχετικών με τα SDGs

Για την υλοποίηση του ταξινομητή κειμένων με βάση τον Στόχο Βιώσιμης Ανάπτυξης που πραγματεύονται, επιστρέφεται το μοντέλο Βαθιάς Μάθησης **BERT** (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [DK19]. Για τη διαδικασία fine-tuning του προεκπαιδευμένου BERT μοντέλου, χρησιμοποιείται το **OSDG-CD** σύνολο δεδομένων [OSD22], το οποίο περιλαμβάνει χιλιάδες επισημασμένα κειμενικά αποσπάσματα με βάση κάποιον από τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης. Επιπλέον, προτείνεται το πακέτο ανοικτού κώδικα *text2sdg*, η χρησιμότητα του οποίου έγγειται στην άμεση ταξινόμηση κειμένων σε κάποιον από τους Στόχους. Τα κείμενα εισόδου αντιστοιχίζονται σε όλους τους Στόχους με κάποια πιθανότητα, επιτρέποντας στον χρήστη να αναλύσει περιπτώσεις κειμένων που πραγματεύονται έννοιες από πάνω από έναν Στόχο κάθε φορά.

#### 1.3.2 Οπτικοποίηση του SDG Πλέγματος

Με βάση τον πίνακα σύγχυσης που προκύπτει από τον άνωθι ταξινομητή, δημιουργείται το SDG πλέγμα και οπτικοποιούνται οι δεσμοί μεταξύ των Στόχων. Στη συνέχεια, επιστρατεύοντας τεχνικές της περιοχής **Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων**, εντοπίζονται κοινότητες στον γράφο του πλέγματος, οι οποίες μαρτυρούν ισχυρές σχέσεις ανάμεσα στους Στόχους, που δύνανται να αξιοποιηθούν για πληρέστερη κατανόηση και επίτευξη της Βιώσιμης Ανάπτυξης στο σύνολο της.

#### 1.3.3 Μελέτη τάσεων για τα SDGs στο Twitter

Τέλος, το μοντέλο γλωσσικής αναπαράστασης που υλοποιήθηκε, χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση αναρτήσεων στο Twitter με βάση την αναφορά τους σε κάποιον από τους Στόχους. Οι αναρτήσεις αυτές συλλέγονται από επίσημους λογαριασμούς φορέων της Ευρωπαϊκής Ένωσης, των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής, Μη Κυβερνητικών Οργανισμών και Διεθνών Οργανισμών, ενώ η συγκέντρωση των σχετικών αναρτήσεων επιτυγχάνεται μέσω λέξεων-κλειδιών που αντικατοπτρίζουν το νόημα καθενός από τους Στόχους. Επιπλέον, προκειμένου να διαφάνεται η χρονική εξέλιξη των τάσεων γύρω από τα SDGs, μελετώνται αναρτήσεις δύο ξεχωριστών χρονικών περιόδων: στο διάστημα 2010-2014 και στο διάστημα 2018-2022. Μέσα από αυτήν τη διαδικασία, κατανοείται πληρέστερα η έμφαση που δίνεται από επίσημους φορείς σε κάθε Στόχο στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης ανά τα χρόνια και τονίζονται τυχόν διαφοροποιήσεις ανάμεσα σε κυβερνήσεις και μη κερδοσκοπικούς οργανισμούς.

## 1.4 Δομή της εργασίας

Η εργασία διαρθρώνεται σε έξι διακριτά κεφάλαια. Στο **Κεφάλαιο 2** αναλύονται ενδελεχώς οι Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης, όπως ορίστηκαν πρώτη φορά από τον Οργανισμό Ηνωμένων Εθνών, καθώς και η βάση δεδομένων OSDG-CD. Το **Κεφάλαιο 3** παρέχει στον αναγνώστη το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο αναφορικά με μοντέλα γλωσσικής αναπαράστασης, με μοντέλα Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας από την περιοχή της Βαθιάς Μάθησης, καθώς και με τεχνικές Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων για γράφους. Στο **Κεφάλαιο 4** περιγράφεται η διαδικασία fine-tuning του BERT μοντέλου, με γνώμονα την τελική επίδοση του μοντέλου, καθώς και η διαδικασία οπτικοποίησης του SDG πλέγματος και ο εντοπισμός κοινοτήτων σε αυτό. Επιπλέον, προτείνεται το πακέτο ανοικτού κώδικα *text2sdg*, το οποίο χρησιμεύει για την ταξινόμηση κειμένων σε κάποιον από τους Στόχους. Το **Κεφάλαιο 5** πραγματεύεται τη μελέτη τάσεων γύρω από τα SDGs, όπως αυτές εκφράζονται σε αναρτήσεις στο Twitter, συνοδευόμενη από κατάλληλο σχολιασμό των αποτελεσμάτων. Τέλος, το **Κεφάλαιο 6** παρέχει μια τελική σύνοψη της εργασίας, καθώς και μελλοντικές επεκτάσεις της από την επιστημονική κοινότητα.

## Κεφάλαιο 2

# Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης (SDGs)

Οι **Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης (Sustainable Development Goals - SDGs)**, γνωστοί και ως Παγκόσμιοι Στόχοι, υιοθετήθηκαν από τον Οργανισμό Ηνωμένων Εθνών το 2015 (Post-2015 Development Agenda) ως ένα παγκόσμιο κάλεσμα για δράση, προκειμένου να τερματιστεί η φτώχεια, να προστατευτεί ο πλανήτης και να διασφαλιστεί μέχρι το 2030 παγκόσμια ειρήνη και ευημερία. Πρόκειται για μια συλλογή από 17 διασυνδεδεμένους στόχους, σχεδιασμένους ώστε να υπηρετούν μια διεθνή στρατηγική για ένα πιο βιώσιμο μέλλον [RA05]. Με το πέρας του 2015, διαδέχθηκαν τους **Στόχους Ανάπτυξης της Χιλιετίας (Millennium Development Goals - MDGs)** [Pro12] και συνοδεύονται από επιμέρους σκοπούς (targets) και δείκτες (indicators) που ποσοτικοποιούν την επίτευξη τους [HB16]. Στη δεκαετία μεταξύ 2020 και 2030, επιδιώκεται η επίτευξη της πλειονότητας αυτών των σκοπών.



Σχήμα 2.0.1: Οι Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης από τον Οργανισμό Ηνωμένων Εθνών.

### 2.1 Ιστορία των SDGs

Η έννοια των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης πρωτοεμφανίστηκε στο Συνέδριο Βιώσιμης Ανάπτυξης του Οργανισμού Ηνωμένων Εθνών (**United Nations Conference on Sustainable Development**), το οποίο διεξήχθη στο Ρίο ντε Τζανέιρο, Βραζιλία, 2012. Σκοπός του συνεδρίου ήταν να δημιουργήσει ένα σύνολο από παγκόσμιους διασυνδεδεμένους στόχους, σχετιζόμενους με περιβαλλοντολογικές, πολιτικές και οικονομικές προκλήσεις που αντιμετωπίζει η ανθρωπότητα.

Έτσι, το 2015 ο ΟΗΕ επέλεξε μέσω ψηφοφορίας 17 στοχεύσεις διεθνούς εμβέλειας που θα βελτίωναν την ανθρωπότητα, αντικαθιστώντας τους 8 Στόχους Ανάπτυξης της Χιλιετίας. Η **2030 Agenda for Sustainable Development** υιοθετήθηκε από όλα τα κράτη μέλη του ΟΗΕ και αποτέλεσε μια διεθνή στρατηγική για την επίτευξη ειρήνης και ευημερίας όλων των λαών του πλανήτη, την καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής και την εξάλειψη κάθε μορφής ανισότητας και αδικίας. Στον πηρύνα αυτής βρίσκονται οι 17 Στόχοι (SDGs), οι οποίοι αποτελούν ένα κάλεσμα για δράση από όλες τις χώρες - ανεπτυγμένες και αναπτυσσόμενες - ως μια μορφή παγκόσμιας συνεργασίας και προέκυψαν έπειτα από συνεργασία κρατών και των Ηνωμένων Εθνών, συμπεριλαμβανομένου και του Τμήματος Οικονομικών και Κοινωνικών Υποθέσεων του ΟΗΕ (**UN Department of Economic and Social Affairs - UNDESA**).

Σήμερα, το Παράρτημα των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης (**Division for Sustainable Development Goals - DSDG**) της UNDESA παρέχει αξιοσημείωτη στήριξη και ενίσχυση των δεξιοτήτων για τα SDGs και τις συσχε-

τιζόμενες με αυτά θεματικές ενότητες, όπως είναι η ύδρευση, η ενέργεια, το κλίμα, οι ωκεανοί, η αστικοποίηση, οι μεταφορές, οι επιστήμες και η τεχνολογία. Επιπλέον, το DSDG προσφέρει την Παγκόσμια Αναφορά Βιώσιμης Ανάπτυξης (**Global Sustainable Development Report - GSDR**), καθώς και πληθώρα άλλων συνεταιρισμών, ενώ συντελεί καθοριστικό ρόλο στην αξιολόγηση της εφαρμογής της 2030 Agenda και τον Στόχων γενικότερα. Προκειμένου το όραμα των SDGs να αποτελέσει πραγματικότητα, κρίνεται απαραίτητη η πληρέστερη κατανόηση των Στόχων και η ισχυρή δέσμευση κάθε εμπλεκόμενου, πρακτικές που δεσμεύεται να ενισχύσει το DSDG.

Από το 2015 και έπειτα, τα SDGs έχουν κατευθύνει και εμπνεύσει κυβερνήσεις και εμπλεκόμενους να λάβουν αναμορφωτικές δράσεις, τόσο σε ατομικό όσο και σε συλλογικό επίπεδο [ξοσηι ετ αλ]. Συγχρόνως, η UNDESA της Γενικής Γραμματείας του ΟΗΕ λειτουργεί ως διεπαφή μεταξύ διεθνών πολιτικών της οικονομικής, κοινωνικής και περιβαλλοντολογικής σφαίρας και εθνικών δράσεων. Για τον σκοπό αυτό, το Τμήμα διαχειρίζεται πολλαπλές βάσεις δεδομένων για τη συλλογή πληροφοριών σχετικά με την υλοποίηση των SDGs, οι οποίες παρέχουν διαφάνεια στις συνεισφορές εθνικών κυβερνήσεων και λοιπών φορέων. Το 2018, η UNDESA εισήγαγε **ανοικτό κάλεσμα για καλές πρακτικές**, επιτυχημένες περιπτώσεις και τυχόν διδάγματα που προέκυψαν κατά την εφαρμογή των Στόχων. Περισσότερες από 700 υποβολές πραγματοποιήθηκαν από κυβερνήσεις, το σύστημα των Ηνωμένων Εθνών, την κοινωνική πρόνοια, τον ιδιωτικό τομέα και άλλους ενδιαφερόμενους ανά τον πλανήτη. Τα αποτελέσματα του ανοικτού καλέσματος δημοσιεύθηκαν το 2019 μέσω διαδικτυακής πλατφόρμας, φανερώνοντας περισσότερες από 500 καλές πρακτικές των SDGs με φανερές ενδείξεις θετικών επιδράσεων και αλλαγών. Το δεύτερο ανοικτό κάλεσμα για καλές πρακτικές των SDGs έκλεισε στις 14 Μαρτίου 2021, δίνοντας έμφαση σε δράσεις που θα μπορούσαν να κλιμακωθούν ανά την υφήλιο.

Καθώς διανύουμε τη δεκαετία της δράσης για τα SDGs, προκύπτει επιτακτική ανάγκη της συνεισφοράς της επιστήμης στην ενίσχυση και επιτάχυνση της προσπάθειας διάδοσης και επίτευξης των Στόχων μέχρι το 2030. Η ανάλυση δεδομένων και η ανίχνευση προτύπων, μάλιστα, μπορεί να αποδειχθεί ωφέλιμη στην εφαρμογή του σχεδίου για Βιώσιμη Ανάπτυξη.

## 2.2 Επισκόπηση των SDGs

Ακολούθως, αναγράφονται οι **17 Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης** με περισσότερες λεπτομέρειες, καθώς και οι επιμέρους στοχεύσεις (*targets*) καθενός εξ αυτών. Τυπικά, κάθε Στόχος περιλαμβάνει 8-12 στοχεύσεις, καθεμία εξ αυτών συνδεδεμένη με 1 έως 4 δείκτες (*indicators*) που ποσοτικοποιούν την πρόοδο προς την επίτευξη τους. Οι στοχεύσεις διαχωρίζονται σε 'στοχεύσεις αποτελέσματος' (**outcome targets**), οι οποίες περιγράφουν τις προς επίτευξη συνθήκες, και σε 'στοχεύσεις μεθόδων υλοποίησης' (**means of implementation targets**). Οι δεύτερες εισήχθησαν κατά τη διάρκεια διαπραγματεύσεων γύρω από τα SDGs, έπειτα από ανησυχίες κρατών-μελών για τον τρόπο επίτευξης των Στόχων.

### 1. SDG 1: Μηδενική Φτώχεια

#### Τερματισμός της φτώχειας κάθε μορφής παντού.

Ο πρώτος Στόχος δεσμεύεται να εξαλείψει τις συνθήκες ακραίας φτώχειας παγκοσμίως μέχρι το 2030, λαμβάνοντας υπόψη εθνικές ιδιαιτερότητες. Προκειμένου να αποτρέψει φαινόμενα επανεμφάνισης φτώχειας σε πληθυσμούς που ανέκαμψαν, ο Στόχος αυτός προνοεί με μέτρα που ενδυναμώνουν τον ανθεκτικό βιοπορισμό, όπως είναι η εγκαθίδρυση συστημάτων κοινωνικής πρόνοιας. Αποτελείται από **7 στοχεύσεις** και **13 μετρικές** που ποσοτικοποιούν την πρόοδο επίτευξης. Οι πέντε πρώτες στοχεύσεις αφορούν σε αποτελέσματα: εξάλειψη ακραίας φτώχειας, μείωση της φτώχειας κατά το ήμισυ, εφαρμογή συστημάτων κοινωνικής ασφάλισης, διαφάλιση ίσων δικαιωμάτων ιδιοκτησίας, βασικές υπηρεσίες, τεχνολογία και οικονομικοί πόροι. Οι δύο τελευταίες στοχεύσεις αφορούν σε μεθόδους υλοποίησης: κινητοποίηση πόρων για τον τερματισμό της φτώχειας και εγκαθίδρυση πολιτικών σε κάθε επίπεδο για την εξάλειψη της.



Σχήμα 2.2.1: Οι 17 Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης (SDGs).

## 2. SDG 2: Μηδενική πείνα

**Εξάλειψη της πείνας, εξασφάλιση ασφαλούς τροφής και βελτιωμένης θρεπτικής αξίας και προώθηση της βιώσιμης γεωργίας.**

Παγκοσμίως, 1 στους 9 ανθρώπους είναι υποσιτισμένοι, με την πλειονότητα εξ αυτών να διαμένουν σε αναπτυσσόμενες χώρες. Ο SDG 2 δεσμεύεται να επιλύσει το πρόβλημα του υποσιτισμού διεθνώς. Περιλαμβάνει **8 στοχεύσεις** και **14 μετρικές** προόδου. Οι πέντε στοχεύσεις αποτελεσμάτων διακρίνονται στις εξής: τερματισμός της πείνας και βελτιωμένη πρόσβαση σε τροφή, τερματισμός κάθε μορφής υποσιτισμού, γεωργική παραγωγικότητα, βιώσιμα συστήματα παραγωγής τροφής και ανθεκτικές γεωργικές πρακτικές και γενετική ποικιλομορφία των σπόρων, καλλιεργήσιμων φυτών και ζώων φάρμας. Οι υπόλοιπες τρεις στοχεύσεις που αφορούν σε μεθόδους περιλαμβάνουν εμπορικούς περιορισμούς, στρεβλώσεις στη διεθνή αγορά γεωργίας και καταστάματα διανομής τροφίμων και τα παράγωγά τους.

## 3. SDG 3: Καλή υγεία και ευημερία

**Διασφάλιση υγιών βίων και προώθηση της ευημερίας για όλες τις ηλικίες.**

Μολονότι οι Στόχοι Ανάπτυξης της Χιλιετίας (MDGs) κατάφεραν να περιορίσουν αισθητά μεταδιδόμενα νοσήματα, όπως είναι το AIDS, η φυματίωση και η ελονοσία, δεν απέδωσαν όπως πρέπει σε άλλες προκλήσεις υγείας, όπως είναι η παιδική και μητρική θνησιμότητα. Ο SDG 3 συνεχίζει το έργο των MDGs στην επίτευξη παγκόσμιας ευημερίας, εμπλουτίζοντας την προσπάθεια αυτή με νέες οπτικές.

Ο Στόχος αυτός περιλαμβάνει **13 στοχεύσεις** και **28 μετρικές αξιολόγησης**. Οι πρώτες 9 στοχεύσεις αφορούν σε αποτελέσματα: μείωση της μητρικής θνησιμότητας, τερματισμός όλων των αποφεύξιμων θανάτων σε ηλικία κάτω των πέντε ετών, καταπολέμηση των μολυσματικών ασθενειών, μείωση της θνησιμότητας από μη μεταδιδόμενα νοσήματα, πρόωθηση της ψυχικής υγείας, αποφυγή και θεραπεία της κατάχρησης ουσιών, περιορισμός των οδικών ατυχημάτων και θανάτων, οικουμενική πρόσβαση στην αναπαραγωγή, οικογενειακός σχεδιασμός και εκπαίδευση, οικουμενική υγειονομική περίθαλψη και περιορισμός των ασθενειών και θανάτων από επικίνδυνα χημικά και ρύπανση. Οι επόμενες 4 στοχεύσεις αφορούν σε μεθόδους υλοποίησης του Στόχου: εφαρμογή του World Health Organization (WHO) Framework Convention για περιορισμό των καπνιζόμενων προϊόντων, υποβοήθηση της έρευνας και ανάπτυξης και οικουμενική πρόσβαση σε φθηνά εμβόλια και φάρμακα, οικονομική ενίσχυση των συστημάτων υγείας και του υγειονομικού προσωπικού στις αναπτυσσόμενες χώρες και βελτίωση συστημάτων έγκαιρης προειδοποίησης σε περίπτωση παγκόσμιων υγειονομικών κρίσεων.

#### 4. SDG 4: Ποιοτική εκπαίδευση

**Εξασφάλιση συμπεριληπτικής και δίκαιης ποιοτικής εκπαίδευσης και προώθηση ευκαιριών δια βίου μάθησης για όλους.**

Ο τέταρτος Στόχος υπογραμμίζει τη σύνδεση μεταξύ βασικής εκπαίδευσης και επαγγελματικής κατάρτισης, ενώ δίνει έμφαση σε μία δίκαιη και ποιοτική προσέγγιση δια βίου μάθησης, έννοιες που απουσίαζαν από τους MDGs. Περιλαμβάνει **10 στοχεύσεις** και **12 δείκτες**. Οι πρώτες επτά στοχεύσεις αφορούν σε αποτελέσματα: δωρεάν πρωτοβάθμια και δευτεροβάθμια εκπαίδευση, ισότιμη πρόσβαση σε προνήπια εκπαίδευση, προσιτή τεχνική, επαγγελματική και τριτοβάθμια εκπαίδευση, κατάρτιση για οικονομική ευημερία, εξάλειψη διακρίσεων στον χώρο της παιδείας, εξάλειψη του αναλφαριθμητισμού και εκπαίδευση γύρω από τη βιώσιμη ανάπτυξη και την παγκόσμια αγωγή του πολίτη. Οι υπόλοιπες τρεις στοχεύσεις περιλαμβάνουν τη δημιουργία συμπεριληπτικών και ασφαλών σχολείων, την κατωχύρωση υποτροφιών στην τριτοβάθμια βαθμίδα και την παροχή καταρτιζόμενων εκπαιδευτικών στις αναπτυσσόμενες χώρες.

#### 5. SDG 5: Ισότητα των φύλων

**Επίτευξη ισότητας των φύλων και ενδυνάμωση όλων των γυναικών και κοριτσιών.**

Ο SDG 5 έρχεται να συμπληρώσει το έργο των MDGs γύρω από την ισότητα των φύλων, αντιμετωπίζοντας προκλήσεις όπως η έμφυλη βία, οικονομικές διακρίσεις και τη χαμηλή συμμετοχή των γυναικών στον πολιτικό βίο. Περιλαμβάνει **9 στοχεύσεις** και **14 δείκτες**. Οι πρώτες έξι, στοχεύσεις περιγράφουν αποτελέσματα εφαρμογής του Στόχου: τερματισμός των διακρίσεων κατά των γυναικών, εξάλειψη της βίας εναντίον τους, όπως είναι η σεξουαλική εκμετάλλευση και εμπορία, μείωση επιβλαβών πρακτικών, όπως είναι οι παιδικοί γάμοι και ο ακρωτηριασμός των γυναικείων γεννητικών οργάνων, αναγνώριση της απλήρης οικιακής εργασίας μλεσω δημόσιων παροχών, υποδομές και κοινωνική πρόνοια για την προώθηση ισότιμων υποχρεώσεων εντός του νοικοκυριού, παροχή ίσων ευκαιριών στις γυναίκες για ηγετικές θέσεις στον πολιτικό, οικονομικό και δημόσιο βίο και τέλος διασφάλιση σεξουαλικής υγείας και των δικαιωμάτων αναπαραγωγής. Οι υπόλοιπες τρεις στοχεύσεις αφορούν μεθόδους υλοποίησης: παροχή στις γυναίκες οικονομικών πόρων και περιουσιών, πρόσβαση στη χρήση τεχνολογίας και ενδυνάμωση της νομοθεσίας γύρω από την ισότητα φύλων.

#### 6. SDG 6: Καθαρό νερό και υγιεινή

**Διασφάλιση διαθεσιμότητας και βιώσιμης διαχείρισης του νερού και της υγιεινής για όλους.**

Ο έκτος Στόχος συμπληρώνει τον ρόλο των MDGs πάνω στην πρόσβαση πόσιμου νερού και υγιεινής, συμπεριλαμβάνοντας έννοιες όπως η διαχείριση υδάτινων πόρων και αποβλήτων, η διαφύλαξη της ποιότητας του νερού και η προστασία από υδάτινες καταστροφές. Οι **8 στοχεύσεις** του SDG 6 ποσοτικοποιούνται με **11 μετρικές**, με τις πρώτες έξι στοχεύσεις να αφορούν σε αποτελέσματα (διασφάλιση καθαρού νερού, πρόσβαση σε υγιεινή και απολύμανση, μείωση της μόλυνσης νερού από χημικά απόβλητα και πλαστικά, ασφαλής επαναχρησιμοποίηση υδάτινων πόρων, προστασία υδάτινων οικοσυστημάτων κλπ.), ενώ οι δύο τελευταίες σε μεθόδους υλοποίησης (προώθηση υγιεινής και πόσιμων πηγών ύδρευσης στις αναπτυσσόμενες χώρες και υποστήριξη τοπικών δράσεων στη διαχείριση υδάτινων πόρων).

#### 7. SDG 7: Προσιτή και καθαρή ενέργεια

**Εξασφάλιση της πρόσβασης σε προσιτή, αξιόπιστη, βιώσιμη και μοντέρνα ενέργεια για όλους.**

Η πρόσβαση σε προσιτές και καθαρές πηγές ενέργειας αποτελεί καθοριστικό προαπαιτούμενο για την εκπλήρωση πολλών από του Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης, όπως είναι η εξάλειψη της φτώχειας, η αύξηση της παραγωγής τροφίμων, η παροχή καθαρού νερού και η ενδυνάμωση της δημόσιας υγείας. Σήμερα, 1.6 δισεκατομμύρια ανθρώπων παγκοσμίως δεν έχουν πρόσβαση στον ηλεκτρισμό, ενώ 2.5 δισεκατομμύρια στηρίζονται σε παραδοσιακές μεθόδους βιομάζας ως πηγή ενέργειας.



Ο SDG 7 έχει **5 στοχεύσεις** που ποσοτικοποιούνται από **6 μετρικές**. Οι πρώτες τρεις που αφορούν σε αποτελέσματα περιλαμβάνουν παγκόσμια πρόσβαση σε μοντέρνες πηγές ενέργειας, αύξηση το μεριδίου των ανανεώσιμων πηγών στον ενεργειακό χάρτη και διπλασιασμό του διεθνές ρυθμού βελτίωσης στην ενεργειακή αποδοτικότητα. Οι υπόλοιπες δύο αφορούν σε μεθόδους υλοποίησης: πρόωθηση της διεθνούς συνεργασίας για την παροχή καθαρής ενέργειας με χρήση της τεχνολογίας και ενίσχυση των επενδύσεων στην βιομηχανία ενέργειας με στόχο την τεχνολογική ανάπτυξη και παροχή ενεργειακών πόρων στις αναπτυσσόμενες χώρες.



Σχήμα 2.2.2: Διασυνδεδεμένοι Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης.

## 8. SDG 8: Κοινωνική εργασία και οικονομική πρόοδος

**Πρόωθηση της διαρκούς, συμπεριληπτικής και βιώσιμης οικονομικής ανάπτυξης, της πλήρους και παραγωγικής απασχόλησης και της αξιοπρεπούς εργασίας για όλους.**

Η πρόωθηση της κοινωνικής εργασίας και οικονομικής προόδου υπό το πρίσμα της βιώσιμης ανάπτυξης και του σεβασμού προς τα ανθρώπινα δικαιώματα και της οικολογίας μπορεί να συντελέσει καθοριστικά στην αντιμετώπιση της φτώχειας, τόσο στις αναπτυσσόμενες χώρες όσο και στις βιομηχανικές οικονομίες. Ο όγδοος Στόχος απαρτίζεται από **12 υποστοχεύσεις**, με τις πρώτες 10 να αφορούν σε αποτελέσματα (βιώσιμη οικονομική ανάπτυξη, διαφοροποίηση, καινοτομία και αναβάθμιση της οικονομικής παραγωγικότητας, βελτίωση της αποτελεσματικότητας πόρων στην παραγωγή και κατανάλωση, πλήρη απασχόληση με ίσους μισθούς, προώθηση της εργατικότητας νέων, εκπαίδευση, εξάλειψη της σκλαβιάς και παιδικής εργασίας, προστασία των εργασιακών δικαιωμάτων και διασφάλιση ασφαλών συνθηκών εργασίας, ενδυνάμωση του βιώσιμου τουρισμού, παγκόσμια πρόσβαση σε αποταμίευση, ασφάλιση και οικονομικών υπηρεσιών.) και τις δύο τελευταίες σε μεθόδους: αύξηση των παροχών για υποβοήθηση του εμπορίου και εγκαθίδρυση μια διεθνούς στρατηγικής για μισθοδότηση νέων.

## 9. SDG 9: Βιομηχανία, καινοτομία και υποδομές

**Χτίσιμο ανθεκτικών υποδομών, προώθηση της συμπεριληπτικής και βιώσιμης βιομηχανοποίησης και ενθάρρυνση της καινοτομίας.**

Επιτακτική φαίνεται και η ανάγκη επενδύσεων σε βιώσιμες υποδομές και επιστημονική και τεχνολογική έρευνα, με στόχο την οικονομική άνθηση, τη δημιουργία νέων θέσεων εργασίας και την προώθηση ευημερίας. Ο SDG 9 περιλαμβάνει **8 στοχεύσεις**, συνοδευόμενες από **12 μετρικές αξιολόγησης**. Οι πρώτες πέντε στοχεύσεις περιγράφουν επιθυμητά αποτελέσματα του Στόχου; ανάπτυξη βιώσιμων, ανθεκτικών και συμπεριληπτικών υποδομών, προώθηση βιώσιμης αστικοποίησης, πρόσβαση σε οικονομικές υπηρεσίες και αγορές, αναβάθμιση βιομηχανιών και υποδομών υπό το πρίσμα της βιωσιμότητας, ενίσχυση της έρευνας και των τεχνολογιών. Οι υπόλοιπες τρεις περιγράφουν μεθόδους υλοποίησης του Στόχου; πραγμάτωση βιώσιμης ανάπτυξης υποδομών στις αναπτυσσόμενες χώρες, υποστήριξη τεχνολογικής ανάπτυξης και βιομηχανική διαποικίληση και παγκόσμια πρόβαση στην πληροφορία και τις τεχνολογίες επικοινωνιών.

## 10. SDG 10: Μειωμένες ανισότητες

**Μείωση των ανισοτήτων εντός και μεταξύ των κρατών.**

Η άμβλυση των ανισοτήτων κάθε μορφής συνιστά μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις της βιώσιμης ανάπτυξης, καθώς περιορίζουν κοινωνικές ομάδες να συμμετάσχουν και να προσφέρουν στον κοινωνικό, οικονομικό και πολιτικό βίο. Ο Στόχος 10 έρχεται να επιλύσει το άνωτι πρόβλημα και περιλαμβάνει **10 στοχεύσεις** προς εκπλήρωση μέχρι το 2030. Οι πρώτες 7 ανήκουν στη σφαίρα των αποτελεσμάτων και αποσκοπούν στη μείωση άνισων εισοδημάτων, την προώθηση παγκόσμιας κοινωνικής, οικονομικής και πολιτικής συμπεριληπτικότητας, τη διασφάλιση ίσων ευκαιριών, τον τερματισμό των διακρίσεων, την υιοθέτηση κοινωνικών πολιτικών, τη βελτίωση διεθνών αγορών και ιδρυμάτων, την αντιπροσώπευση των αναπτυσσόμενων χωρών σε οικονομικά ιδρύματα και την εγκαθίδρυση εύρυθμων πολιτικών μεταναστεύσεως. Οι υπόλοιπες τρεις συνιστούν μεθόδους υλοποίησης και αφορούν στην ειδική μεταχείριση αναπτυσσόμενων χωρών, την ενθάρρυνση επενδύσεων σε αυτές και τη μείωση του κόστους συναλλαγών για τους μετανάστες.

## 11. SDG 11: Βιώσιμες πόλεις και κοινότητες

**Μετατροπή πόλεων και ανθρώπινων οικισμών σε συμπεριληπτικά, ασφαλή, ανθεκτικά και βιώσιμα μέρη.**

Η αστικοποίηση, ως μια από τις σημαντικότερες κατακτήσεις του 21ου αιώνα, δύναται να υποβοηθηθεί από το όραμα της βιώσιμης ανάπτυξης. Ο SDG 11 αποτελείται από **10 στοχεύσεις** προς εκπλήρωση, μετρούμενες από **15 μετρικές αξιολόγησης**. Οι επτά στοχεύσεις αποτελεσμάτων περιλαμβάνουν ασφαλή και προσιτή στέγαση και μεταφορά, συμπεριληπτική και βιώσιμη αστικοποίηση, προστασία της πολιτιστικής κληρονομιάς, μείωση του περιβαλλοντολογικού αποτυπώματος των πόλεων και πρόσβαση σε πράσινους δημόσιους χώρους. Οι τρεις στοχεύσεις μεθόδων περιλαμβάνουν ισχυρό σχεδιασμό ανάπτυξης σε εθνικό και τοπικό επίπεδο, αυτάρκεια πόρων και υποστήριξη των αναπτυσσόμενων χωρών μέσω βιώσιμων και ανθεκτικών οικισμών.

## 12. SDG 12: Υπεύθυνη κατανάλωση και παραγωγή

**Εξασφάλιση βιώσιμων προτύπων παραγωγής και κατανάλωσης.**

Ο παγκόσμιος πληθυσμός καταναλώνει περισσότερους πόρους από όσους παρέχουν τα οικοσυστήματα, ορθώνοντας την ανάγκη για ριζικές αλλαγές στον τρόπο που οι κοινωνίες παράγουν και καταναλώνουν. Ο SDG 12 περιλαμβάνει **11 στοχεύσεις**. Οι πρώτες οκτώ αφορούν σε αποτελέσματα; εφαρμογή του δεκαετούς προγράμματος για πρότυπα Βιώσιμης κατανάλωσης και παραγωγής, μείωση στο ήμισυ της κατα κεφαλήν σπατάλης τροφίμων σε επίπεδο λιανεμπορίου και καταναλωτή, μείωση των απωλειών φαγητού κατά μήκος της εφοδιαστικής αλυσίδας, απομάκρυνση χημικών και αποβλήτων, ενθάρρυνση εταιριών προς την κατεύθυνση της βιώσιμης ανάπτυξης, προαγωγή βιώσιμων πρακτικών

προμήθειας και κατάλληλη πληροφόρηση των λαών για τις στοχεύσεις τους. Οι στοχεύσεις μεθόδων υλοποίησης περιλαμβάνουν ενδυνάμωση των επιστημονικών και τεχνολογικών δυνατοτήτων αναπτυσσόμενων χωρών, ανάπτυξη και εφαρμογή εργαλείων για τη ρύθμιση των επιδράσεων της βιώσιμης ανάπτυξης και απομάκρυνση στρεβλώσεων της αγοράς, όπως η χρήση ορυκτών καυσίμων, που ευνοούν την σπάταλη κατανάλωση.

### 13. SDG 13: Δράση για το κλίμα

**Λήψη άμεσης δράσης για την αντιμετώπιση της κλιματικής αλλαγής και των επιδράσεων της.**

Η αντιμετώπιση των αρνητικών επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής αποτελεί κεντρικό μέλημα της βιώσιμης ανάπτυξης. Ο εν λόγω Στόχος εμπεριέχει **5 στοχεύσεις**, καθεμία εκ των οποίων καλύπτει ένα ευρύ φάσμα από ζητήματα γύρω από τη δράση για το κλίμα. Οι πρώτες τρεις, που αφορούν σε αποτελέσματα, περιλαμβάνουν την ενδυνάμωση αντοχής και δυνατότητα προσαρμογής σε κλιματικές καταστροφές, την ενσωμάτωση μέτρων για το κλίμα σε πολιτικές και σχεδιασμούς κρατών και την ενημέρωση των πολιτών γύρω από τα προβλήματα της κλιματικής αλλαγής. Οι δύο τελευταίες στοχεύσεις-μέθοδοι αφορούν στην εφαρμογή του Συνεδρίου για την Κλιματική Αλλαγή του ΟΗΕ και στην προώθηση προνοητικών μηχανισμών σχετικά με την κλιματική αλλαγή.



Σχήμα 2.2.3: Η 'τούρτα' των SDGs.

### 14. SDG 14: Ζωή στο νερό

**Συντήρηση και βιώσιμη χρήση των ωκεανών, θαλασσών και υδάτινων πόρων για βιώσιμη ανάπτυξη.**

Η ρύπανση και υπερεκμετάλλευση των ωκεανών, με φυσικά επακόλουθα τη μείωση της θαλάσσιας βιοποικιλότητας, την οξίνιση των υδάτων και την αύξηση πλαστικών αποβλήτων, συνιστούν προβλήματα υψίστης σημασίας. Ο SDG 14 καλείται να δώσει λύση στα άνωθι προβλήματα. Εμπεριέχει **10 στοχεύσεις** συνολικά, μαζί με **10 μετρικές αξιολόγησης**. Οι 7 στοχεύσεις - αποτελέσματα αφορούν στη μείωση της θαλάσσιας ρύπανσης, την προστασία και αναβίωση υποθαλάσσιων οικοσυστημάτων, την ελαχιστοποίηση επιδράσεων της οξίνισης των υδάτων, την προώθηση βιώσιμης αλιείας, τη διατήρηση παράκτιων και θαλάσσιων περιοχών, την εξάλειψη επιχορηγήσεων που ευνοούν την υπεραλίευση και τέλος την αύξηση οικονομικών παροχών προς βιώσιμη χρήση θαλάσσιων πόρων. Οι τελευταίες τρεις στοχεύσεις-μέθοδοι αφορούν στην ενίσχυση της επιστημονικής και τεχνολογικής κατάρτισης για τη προστασία των υδάτων, την υποστήριξη τοπικών ψαράδων και την εφαρμογή θαλάσσιων νόμων.

### 15. SDG 15: Ζωή στη στεριά

**Προστασία, αναβίωση και προώθηση βιώσιμης χρήσης των χερσαίων οικοσυστημάτων, βιώσιμη διαχείριση δασών, αντιμετώπιση της ερημοποίησης, παύση και αναστροφή της υποβάθμισης της γης και προστασία της βιοποικιλότητας.**

Η διατήρηση και βιώσιμη χρήση της βιοποικιλότητας του πλανήτη είναι καθοριστική για την κοινωνική και οικονομική ανάπτυξη των λαών και ιδίως την επιβίωση της ανθρωπότητας. Παρόλα αυτά, υπάρχουν ισχυρές ενδείξεις για διαρκή υπονόμευση της, γεγονός που ο SDG 15 καλείται να αντιμετωπίσει. Ο Στόχος εμπεριέχει **12 στοχεύσεις**, οι οποίες αξιολογούνται από **14 μετρικές**. Οι εννέα στοχεύσεις-αποτελέσματα αποσκοπούν στη διατήρηση και αναβίωση χερσαίων και ορεινών οικοσυστημάτων, τον τερματισμό της αποψίλωσης και της ερημοποίησης, την προστασία της βιοποικιλότητας και του φυσικού περιβάλλοντος ζώων, την πρόσβαση σε γενετικούς πόρους και στα ωφέληματά τους, την εξάλειψη της λαθροθηρίας και διακίνησης προστατευόμενων ειδών, την απομάκρυνση χωροκατακτητικών ειδών από χερσαία και θαλάσσια οικοσυστήματα, και την αναπροσαρμογή κυβερνητικών σχεδιασμών. Οι τρεις στοχεύσεις-μέθοδοι αποσκοπούν στην ενίσχυση οικονομικών παροχών για τη διατήρηση και βιώσιμη χρήση οικοσυστημάτων και της βιοποικιλότητας, την χρηματοδότηση και κινητροδότηση βιώσιμης δασικής διαχείρισης και την παγκόσμια καταπολέμηση της λαθροθηρίας ζώων.

### 16. SDG 16: Ειρήνη, δικαιοσύνη και ισχυροί θεσμοί

**Προώθηση ειρηνικών και συμπεριληπτικών κοινωνιών για βιώσιμη ανάπτυξη, παροχή πρόσβασης στη δικαιοσύνη για όλους και δημιουργία αποτελεσματικών, υπεύθυνων και συμπεριληπτικών θεσμών σε όλα τα επίπεδα.**

Ο ρόλος των ειρηνικών και συμπεριληπτικών κοινοτήτων στην προαγωγή βιώσιμης ανάπτυξης είναι αδιαμφισβήτητος. Ο εν λόγω Στόχος περιλαμβάνει **12 στοχεύσεις** και **24 μετρικές**. Οι δέκα πρώτες αφορούν σε αποτελέσματα: προστασία των παιδιών από την κακοποίηση, εκμετάλλευση και παράνομη διακίνηση, εφαρμογή των νόμων και ισότιμη πρόσβαση στη δικαιοσύνη, πάταξη του οργανώμενου εγκλήματος, καταπολέμηση της διαφθοράς και δωροδοκίας, δημιουργία αποτελεσματικών, υπόλογων και διαφανών θεσμών, άμεσα και συμπεριληπτικά συστήματα λήψης αποφάσεων, προώθηση της συμμετοχής στην παγκόσμια διακυβέρνηση, παροχή οικουμενικής νομικής ταυτότητας, ισότιμη πρόσβαση στην πληροφορία και διασφάλιση θεμελιωδών ελευθεριών. Οι δύο τελευταίες στοχεύσεις-μέθοδοι αφορούν στην ενδυνάμωση εθνικών ιδρυμάτων για την πάταξη του εγκλήματος και της τρομοκρατίας και στην εγκαθίδρυση και εφαρμογή αντιρατσιστικών νόμων και πολιτικών.

### 17. SDG 17: Συνεργασία για τους Στόχους

**Ενδυνάμωση των μεθόδων υλοποίησης των Στόχων και αναβίωση της παγκόσμιας συνεργατικότητας για βιώσιμη ανάπτυξη.**

Η επιτυχής εφαρμογή των 17 Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης προϋποθέτει την ύπαρξη ενός πλαισίου βαθύτερης κατανόησης τους που υπερβαίνει τα όρια μιας τυπικής δέσμευσης από επίσημους φορείς. Ταυτόχρονα με χρηματοδότηση από τον δημόσιο και ιδιωτικό τομέα, η πολιτική σκηνή αναμένεται να συνεισφέρει περαιτέρω στην επίτευξη των Στόχων και την εξάλειψη τυχόν αμφιβολιών.

Ο τελευταίος Στόχος έρχεται να ενδυναμώσει τα μέσα εφαρμογής των SDGs και να αναβιώσει την παγκόσμια συνεργατικότητα για βιώσιμη ανάπτυξη. Περιλαμβάνει **19 στοχεύσεις-αποτελέσματα** και **24 μετρικές αξιολόγησης**. Η ενδυνάμωση μια διεθνούς συνεργασίας είναι απαραίτητη για την επίτευξη των προηγούμενων 16 Στόχων, για αυτό και ο SDG 17 καλεί κράτη και οργανισμούς σε ένα πνεύμα αλληλεγγύης και αλληλοϋποστήριξης. Οι εμπλεκόμενοι κάθε μορφής - δημόσιου και ιδιωτικού τομέα, εταιρίες, κυβερνήσεις και φορείς - προσκαλούνται να συνεργαστούν, μοιράζοντας γνώση, τεχνογνωσία και οικονομική βοήθεια, για χάρη του οράματος της Βιώσιμης Ανάπτυξης.

## 2.3 Το σύνολο δεδομένων OSDG-CD

Το σύνολο δεδομένων **OSDG Community Dataset (OSDG-CD)** [OSD22] είναι το άμεσο αποτέλεσμα της δουλειάς εκατοντάδων εθελοντών, οι οποίοι συνεισφεραν στην κατανόηση των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης μέσω της πλατφόρμας **OSDG Community Platform (OSDG-CP)**. Περιλαμβάνει χιλιάδες αποσπάσματα κειμένων, τα οποία έχουν επισημανθεί σε σχέση με τα SDGs από εθελοντές της κοινότητας OSDG. Η προτεινόμενη ετικέτα κάθε κειμένου έχει επίσης επικυρωθεί από το εργαλείο *OSDG Labelling Tool (OSDG-LT)*. Τα δεδομένα που έχουν συλλεχθεί δύνανται να παρέχουν μια πληρέστερη κατανόηση των Στόχων μέσω αλγορίθμων οντολογιών και μηχανικής μάθησης.



Σχήμα 2.3.1: Το λογότυπο της πλατφόρμας ανοικτού κώδικα OSDG - Community Platform.

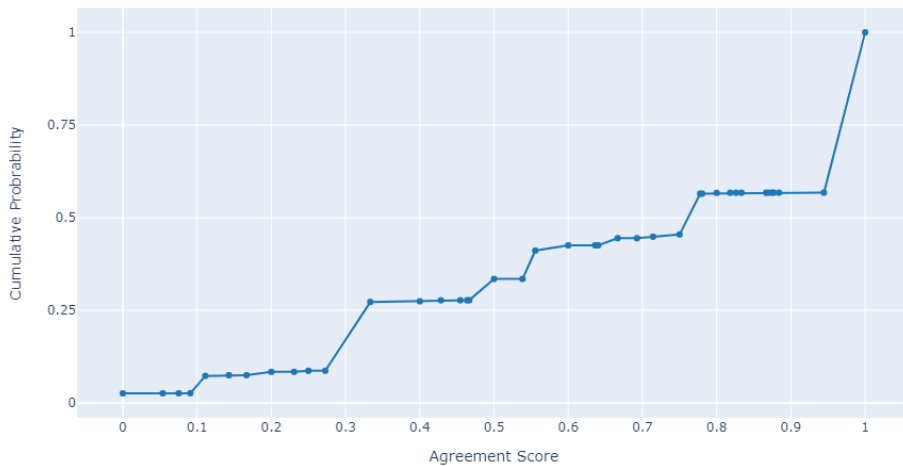
Στην συγκεκριμένη εργασία, γίνεται χρήση της τρίτης έκδοσης του συνόλου δεδομένων OSDG-CD (*Version\_2022.04*), η οποία περιλαμβάνει **32,327 κειμενικά** αποσπάσματα και σύνολο **206,546 ετικέτες**. Τα απόσπασμα αυτά έχουν έκταση μίας παραγράφου και προέρχονται από δημόσια έγγραφα, όπως αναφορές, πολιτικά έγγραφα και αποσπάσματα δημοσιεύσεων. Η πλειονότητα εξ αυτών (περισσότερα από 3,000 κείμενα) πηγάζουν από πηγές του ΟΗΕ, όπως είναι το SDG-Pathfinder και η βιβλιοθήκη SDG Library, οι οποίες συχνά συνοδεύονται από προϋπάρχουσες ετικέτες (labels). Κάθε κείμενο αποτελείται από 3 έως 6 προτάσεις και έχει έκταση 90 λέξεων κατά μέσο όρο.

Όπως αναφέρθηκε, κάθε κείμενο του συνόλου δεδομένων διασπάται σε μικρότερα αποσπάσματα έκτασης μίας παραγράφου, τα οποία στη συνέχεια επισημειώνονται από εθελοντές της OSDG κοινότητας. Καθώς τα κείμενα που έχουν συλλεχθεί συνοδεύονται από προτεινόμενες επισημάνσεις - οι οποίες συχνά δεν αντικατοπτρίζουν το περιεχόμενο της έκτασης παραγράφου - ο κάθε εθελοντής ερωτάται αν συμφωνεί ή διαφωνεί με την προτεινόμενη ετικέτα ως προς τη συνάφεια Στόχου και κειμένου. Τα κείμενα επισημειώνονται από πολλαπλούς εθελοντές, στο πνεύμα του crowd-sourcing, προκειμένου να διασφαλιστεί υψηλότερη ποιότητα επισήμανσης.

Το OSDG-CD σύνολο δεδομένων προσφέρεται σε μορφή πίνακα με τις εξής στήλες:

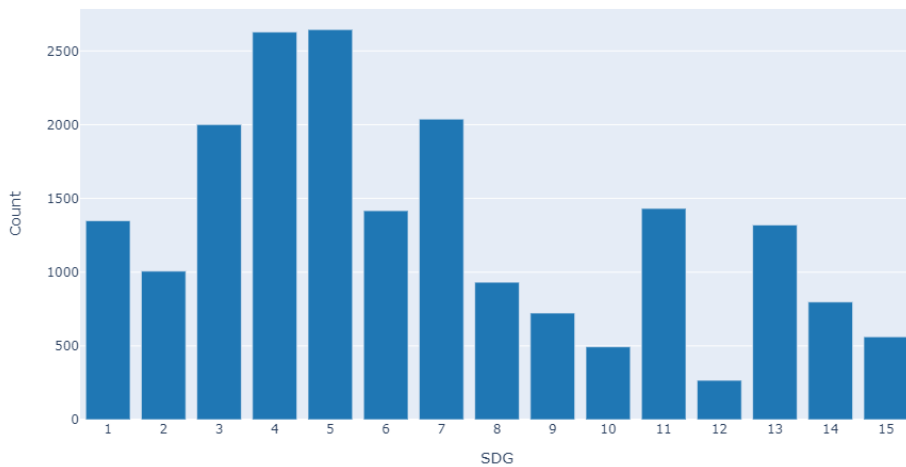
- **text\_id** - μοναδικό αναγνωριστικό των κειμενικών αποσπασμάτων.
- **doi** - το DOI του πηγαίου κειμένου από το οποίο προήλθε το απόσπασμα.
- **text** - το κειμενικό απόσπασμα καθαυτό.
- **sdg** - ο προτεινόμενος Στόχος που καλούνται οι εθελοντές να αποδεχτούν ή να απορρίψουν.
- **labels\_negative** - ο αριθμός των εθελοντών που διαφώνησαν με τον προτεινόμενο Στόχο - επισήμανση.
- **labels\_positive** - ο αριθμός των εθελοντών που συμφώνησαν με τον προτεινόμενο Στόχο - επισήμανση.
- **agreement** - το ποσοστό συμφωνίας των εθελοντών με βάση τον τύπο:

Για το πρόβλημα της ταξινόμησης κειμένων σε σχέση με τα SDGs, διατηρούνται από το σύνολο δεδομένων μόνο τα δείγματα με **ποσοστό συμφωνίας μεγαλύτερο του 55%**, στο οποίο οι θετικές ψήφοι υπερνικούν τις αρνητικές, υποδηλώνοντας έτσι συμφωνία των εθελοντών ως προς τον προτεινόμενο Στόχο. Ως εκ τούτου, διατηρούνται **19,613** δείγματα εκ των αρχικών 32,327.



Σχήμα 2.3.2: Αθροιστική συνάρτηση κατανομής του ποσοστού συμφωνίας πάνω στα κειμενικά αποσπάσματα του OSDG-CD (έκδοση 2022.04).

Τέλος, όπως διαφαίνεται και στην κατανομή των προτεινόμενων επισημειώσεων (Σχήμα 2.3.3), η παρούσα έκδοση του OSDG-CD δεν περιλαμβάνει καθόλου κειμενικά αποσπάσματα με προτεινόμενο Στόχο - επισήμανση τα SDGs 16 (Ειρήνη, δικαιοσύνη και ισχυροί θεσμοί) και 17 (Συνεργασία για τους Στόχους). Ως εκ τούτου, το πρόβλημα ταξινόμησης κειμένων σε σχέση με τα SDGs, εφεξής θα προσεγγίζεται με βάση τους **πρώτους 15 Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης** και μόνο.



Σχήμα 2.3.3: Κατανομή των προτεινόμενων SDGs για τα κειμενικά αποσπάσματα με ποσοστό συμφωνίας μεγαλύτερο του 55%.

## Κεφάλαιο 3

# Θεωρητικό Υπόβαθρο

Στο παρόν κεφάλαιο παρέχεται στον αναγνώστη το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο γύρω από τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στην εκπόνηση της εργασίας. Η **πρώτη ενότητα** καλύπτει βασικές έννοιες στη σφαίρα της παραδοσιακής Μηχανικής Μάθησης. Στη **δεύτερη ενότητα** γίνεται αναφορά σε τεχνολογίες Βαθιάς Μάθησης, όπως είναι τα τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης, η μέθοδος οπισθοδρόμησης και τεχνικές βελτιστοποίησης. Στην **τρίτη ενότητα**, περιγράφονται θεμελιώδεις έννοιες από τον χώρο της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας. Στην **τέταρτη ενότητα**, παρουσιάζονται τεχνολογίες και αρχιτεκτονικές βαθιών νευρωνικών δικτύων, με έμφαση στους μηχανισμούς προσοχής και στα μοντέλα transformers. Τέλος, στην **πέμπτη ενότητα** γίνεται μια σύντομη αναφορά σε έννοιες από τον τομέα Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων, εστιάζοντας σε αλγόριθμους ανίχνευσης κοινοτήτων πάνω σε γράφους.

### 3.1 Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένας κλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI: Artificial Intelligence) και της Επιστήμης των Υπολογιστών που εστιάζει στη χρήση δεδομένων και αλγορίθμων για τη μίμηση του τρόπου με τον οποίο μαθαίνουν οι άνθρωποι με σταδιακά βελτιωνόμενη ακρίβεια, δίχως ρητό προγραμματισμό [Sam59]. Γενικά, ο στόχος της Μηχανικής Μάθησης είναι η δημιουργία μοντέλων που δύνανται να κατανοήσουν αδόμητα δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις ή να λάβουν αποφάσεις, ιδανικά δίχως ανθρώπινη παρέμβαση ή υποβοήθηση. Αξίζει να σημειωθεί, ότι ο κλάδος της Μηχανικής Μάθησης διαφοροποιείται από τις παραδοσιακές υπολογιστικές προσεγγίσεις, καθώς οι κλασικοί αλγόριθμοι συνιστούν ρητά προγραμματισμένες εντολές.

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένα σημαντικό συστατικό του αναπτυσσόμενου τομέα της Επιστήμης Δεδομένων (data science). Σε αυτή, μέσω της χρήσης στατιστικών μεθόδων, οι αλγόριθμοι εκπαιδεύονται να κάνουν ταξινομήσεις, προβλέψεις ή συσχετίσεις, αποκαλύπτοντας βασικές γνώσεις στα έργα εξόρυξης δεδομένων (data mining projects). Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης, αφού δημιουργηθούν, τροφοδοτούνται συνεχώς με νέες εισόδους συνόλων δεδομένων (data set). Στις μέρες μας, υπάρχει μια τεράστια βιβλιοθήκη διαθέσιμων συνόλων δεδομένων για διάφορες εργασίες, που σχετίζονται με την εικόνα, το κείμενο και τον ήχο. Ο όγκος των διαθέσιμων συνόλων δεδομένων συνεχώς αυξάνεται και κάποιος που καταπιάνεται με αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης μπορεί να βρει εύκολα πλήθος δειγμάτων τόσο με ετικέτες (labels), με πληροφορίες δηλαδή για το είδος των δεδομένων, όσο και χωρίς. Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης μέσω της "επαφής" τους με ένα πλήθος διαφορετικών εισόδων παράγουν αποτελέσματα και με βάση αυτά, ανεξαρτήτως της ορθότητας ή μη των αποτελεσμάτων τους, αυτοβελτιώνονται, έως ότου παράγουν το όσο το δυνατόν καλύτερο αποτέλεσμα πάνω στην εργασία για την οποία δουλεύουν. Προφανώς, το πόσο καλά αποτελέσματα μπορεί να παράγει ένα μοντέλο εξαρτάται τόσο από τον κώδικα αυτόν καθ' αυτόν όσο και από τον αριθμό των διαφορετικών εισόδων για τις οποίες εκτελείται.

Στον τομέα της Μηχανικής Μάθησης, τα προβλήματα ταξινομούνται σε ευρείς κατηγορίες με βάση το πώς μαθαίνει ένα υπολογιστικό σύστημα και το είδος της ανάδρασης που λαμβάνει. Παρακάτω αναλύονται οι τρεις πιο διαδεδομένες κατηγορίες μάθησης του κλάδου.

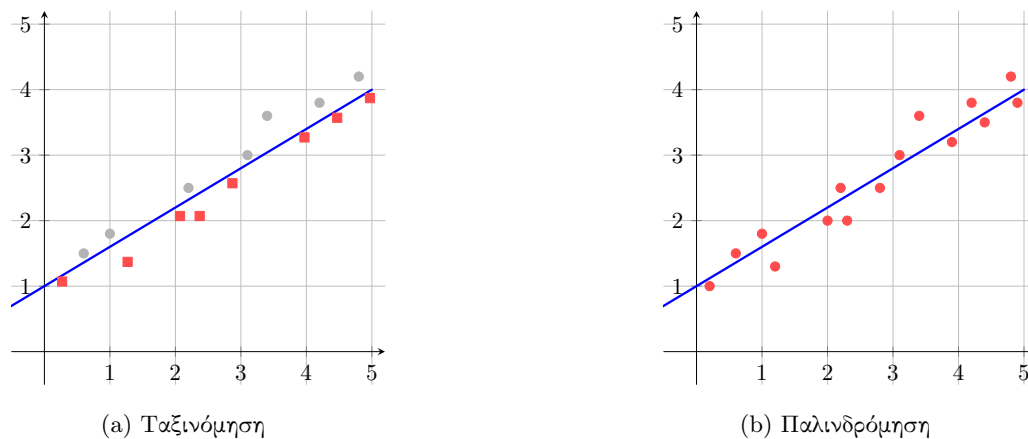
## (I) Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Στην επιβλεπόμενη μάθηση, ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης τροφοδοτείται με δείγματα δεδομένων τα οποία συνοδεύονται από ετικέτες (labels). Ως εκ τούτου, κάθε δείγμα αντιστοιχίζεται σε μία σωστή ετικέτα. Με άλλα λόγια, υπάρχουν οι μεταβλητές εισόδου  $X$  και μια μεταβλητή εξόδου  $Y$ . Ο σκοπός είναι η δημιουργία ενός αλγορίθμου που μαθαίνει μια συνάρτηση απεικόνισης  $f$  από την είσοδο προς την έξοδο. [Rus]

$$Y = f(X) \quad (3.1.1)$$

Επομένως, ο απώτερος στόχος είναι να προσεγγίσουμε τη συνάρτηση απεικόνισης τόσο καλά ώστε σε κάθε νέο δείγμα εισόδου, να μπορούμε να προβλέψουμε την ορθή μεταβλητή εξόδου του εν λόγω δείγματος. Κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης του συστήματος πάνω στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (train data set), γνωρίζοντας τις σωστές ετικέτες των δειγμάτων, ο αλγόριθμος λαμβάνει επαναληπτικά προβλέψεις της εξόδου και προβαίνει σε διορθωτικές κινήσεις με στόχο τη μείωση του σφάλματος. Η μάθηση τερματίζει μόλις ο αλγόριθμος επιτύχει ένα ικανοποιητικό επίπεδο απόδοσης.

Τα προβλήματα επιβλεπόμενης μάθησης μπορούν να διαχωριστούν σε **προβλήματα ταξινόμησης** και **προβλήματα παλινδρόμησης**. Τα πρώτα αφορούν στην πρόβλεψη των κατηγοριών ή κλάσεων που ανήκει μια άγνωστη παρατήρηση, μετά τη διαδικασία εκπαίδευσης πάνω σε δείγματα εισόδου γνωστής κλάσης. Η πιο απλή περίπτωση προβλήματος ταξινόμησης είναι τα **δυναδικά προβλήματα ταξινόμησης (binary classification)**, στα οποία υπάρχουν μόνο δύο πιθανές κλάσεις εξόδου. Τα δεύτερα αφορούν στην απεικόνιση ενός δείγματος εισόδου σε μία συνεχή τιμή εξόδου, όπως έναν ακέραιο ή μια τιμή κινητής υποδιαστολής.



Σχήμα 3.1.1: Προβλήματα Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης

## (II) Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Στη μη επιβλεπόμενη μάθηση, τα δεδομένα δεν συνοδεύονται από ετικέτες. Με άλλα λόγια, το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από ένα σύνολο διανυσμάτων  $X$  δίχως την αντιστοίχιση σε κάποια τιμή στόχο. Ως εκ τούτου, ο αλγόριθμος μάθησης καλείται να βρει ομοιότητες ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και να ανακαλύψει πρότυπα στα οποία οι τιμές στόχοι είναι μη παρατηρήσιμες ή αδύνατον να συλλεχθούν. [Hin99]

Καθώς τα μη επισημασμένα δεδομένα είναι σε μεγαλύτερη αφθονία από τα επισημασμένα, η μέθοδοι μηχανικής μάθησης που επιστρατεύουν τεχνικές μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι ιδιαίτερα ωφέλιμες. Ο στόχος της μη επιβλεπόμενης μάθησης μπορεί να αφορά στην ανάκτηση κρυφών προτύπων μέσα σε ένα σύνολο δεδομένων, αλλά και στη μάθηση χαρακτηριστικών (feature learning), η οποία επιτρέπει στην υπολογιστική μηχανή να διακρίνει με αυτοματοποιημένο τρόπο τις αναπαραστάσεις που χρειάζονται για την ταξινόμηση ανεπεξέργαστων δεδομένων.

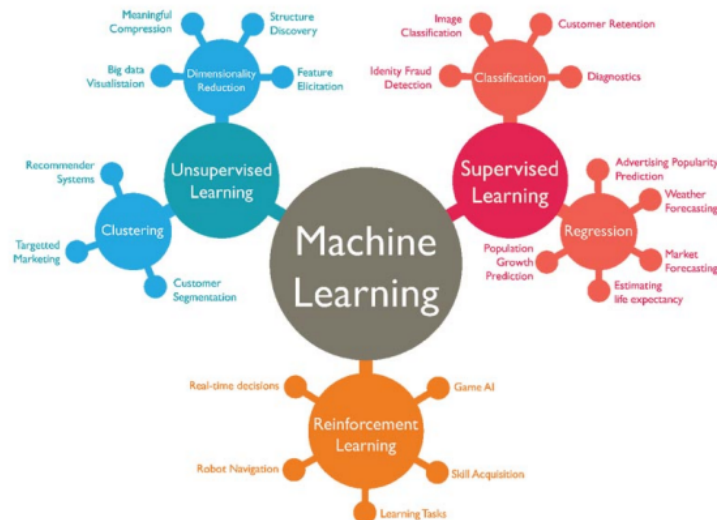
Μια μεγάλη υποκατηγορία προβλημάτων της μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι η **συσταδοποίηση (clustering)**. Ο στόχος της είναι η ομαδοποίηση παρατηρήσεων με τέτοιο τρόπο ώστε τα μέλη της ίδιας ομάδας -



συστάδας να είναι παρόμοια μεταξύ τους και να διαφέρουν από τα μέλη άλλων συστάδων. Ωστόσο, συχνά δεν μπορούμε να γνωρίζουμε το πλήθος των συστάδων που απαιτούνται ή το πώς πρέπει να μοιάζουν. Τέλος, η μη επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιείται επίσης για τη μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών σε ένα μοντέλο μέσω της διαδικασίας μείωσης διαστάσεων

### (III) Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Τέλος, η Ενισχυτική Μάθηση είναι η διαδικασία μάθησης κατά την οποία γίνεται εκπαίδευση μοντέλων Μηχανικής Μάθησης για τη λήψη μιας σειράς αποφάσεων. Το μοντέλο που εκπαιδεύεται μαθαίνει να επιτυγχάνει έναν στόχο σε ένα αβέβαιο, δυνητικά περίπλοκο περιβάλλον. Στην Ενισχυτική μάθηση, το κάθε μοντέλο αντιμετωπίζει μια κατάσταση που μοιάζει με παιχνίδι. Ο υπολογιστής χρησιμοποιεί τη δοκιμή και το σφάλμα για να βρει μια λύση στο πρόβλημα. Προκειμένου η Τεχνητή Νοημοσύνη να κάνει αυτό που έλει ο προγραμματιστής, λαμβάνει είτε ανταμοιβές, είτε ποινές για τις ενέργειες που εκτελεί. Στόχος αυτής της διαδικασίας είναι η μεγιστοποίηση της συνολικής ανταμοιβής. Ο σχεδιαστής του προβλήματος ορίζει την πολιτική ανταμοιβής, δηλαδή τους κανόνες του παιχνιδιού, ενώ δεν δίνει στο μοντέλο υποδείξεις ή προτάσεις για το πώς να λύσει το πρόβλημα. Με το τέλος της διαδικασίας το μοντέλο πρέπει να καταλάβει πώς να εκτελέσει την εργασία για να μεγιστοποιήσει την ανταμοιβή, ξεκινώντας από εντελώς τυχαίες δοκιμές και τελειώνοντας με εξελιγμένες τακτικές και υπεράνθρωπες δεξιότητες. Αξιοποιώντας τη δύναμη της αναζήτησης και πολλών δοκιμών, η ενισχυτική μάθηση είναι επί του παρόντος ο πιο αποτελεσματικός τρόπος εκπαίδευσης μιας μηχανής. Σε αντίθεση με τα ανθρώπινα όντα, η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να συγκεντρώσει εμπειρία από χιλιάδες παράλληλα παιχνίδια, εάν ένας αλγόριθμος Ενισχυτικής μάθησης εκτελείται σε μια αρκετά ισχυρή υποδομή υπολογιστή.



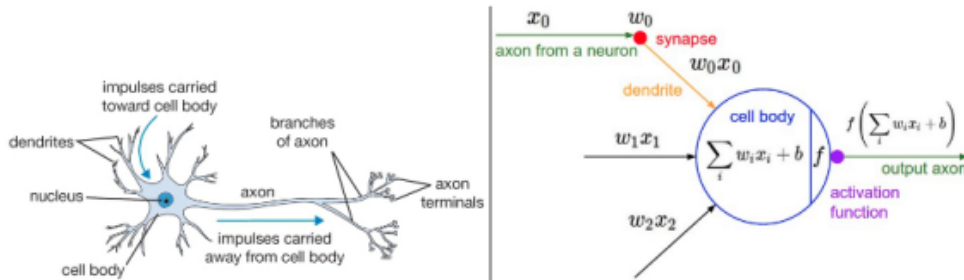
Σχήμα 3.1.2: Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης και πεδία εφαρμογής. [Raw20]

## 3.2 Βαθιά Μάθηση

Η Βαθιά Μάθηση συνιστά κλάδο της μηχανικής μάθησης και καλείται να μοντελοποιήσει δεδομένα χρησιμοποιώντας πολύπλοκες αρχιτεκτονικές με μη γραμμικούς μετασχηματισμούς [J15; BP13]. Δύο βασικές διαφορές ανάμεσα στη βαθιά και τη μηχανική μάθηση είναι πρώτον το μέγεθος των χρησιμοποιούμενων μοντέλων [LG15] και δεύτερον η εξαγωγή χαρακτηριστικών από δεδομένα. Στην παραδοσιακή μηχανική μάθηση, οι αλγόριθμοι τροφοδοτούνται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών προς ανάλυση. Αντιθέτως, στη βαθιά μάθηση, ο αλγόριθμος αποφασίζει από μόνος του ποια χαρακτηριστικά κρίνονται σχετικά, μέσω ανάλυσης ενός τεράστιου όγκου δεδομένων. Ο θεμελιώδης λίθος της Βαθιάς Μάθησης είναι τα Νευρωνικά Δίκτυα, περίπλοκα υπολογιστικά μόντελα σχεδιασμένα ώστε να προσομοιώνουν τη λειτουργία των ανθρώπινων νευρώνων. Καινοτομίες στον κλάδο της Βαθιάς Μάθησης συνέβαλαν καθοριστικά στην πρόοδο τομέων, όπως είναι η Όραση Υπολογιστών, η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και η Αναγνώριση Φωνής. Σήμερα, τεχνολογίες βαθιάς μάθησης βρίσκουν μια πληθώρα από εφαρμογές, όπως αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα, εικονικούς βοηθούς με αναγνώριση φωνής, ρομποτικά συστήματα, ιατρικά συστήματα ανίχνευσης καρκίνου κλπ.

### 3.2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANNs)** είναι υπολογιστικά μόντελα που βασίζονται σε μια αφηρημένη αναπαράσταση των ανθρώπινων νευρώνων. Προσπάθειες μοντελοποίησης των βιολογικών νευρικών συστημάτων έδωσαν το έναυσμα για την ανάπτυξη των ANNs. Με απλά λόγια, ένα Νευρωνικό ίκτυο προσομοιώνει τη λειτουργία του νευρικού συστήματος, είναι δηλαδή ένα απλοποιημένο μοντέλο του τρόπου με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος επεξεργάζεται τις πληροφορίες. Ακολουθώντας αυτό το μοτίβο λοιπόν οι αλγόριθμοι αυτοί εκπαιδεύονται, μαθαίνουν, ελιτώνονται και προσαρμόζονται όπως ακριβώς και ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Μιμούμενη, λοιπόν, λειτουργίες των νευρώνων, των βασικών υπολογιστικών μονάδων του ανθρώπινου νευρικού συστήματος, η κοινότητα της βαθιάς μάθησης πέτυχε εκπληκτικά αποτελέσματα σε μια πληθώρα προβλημάτων μάθησης.

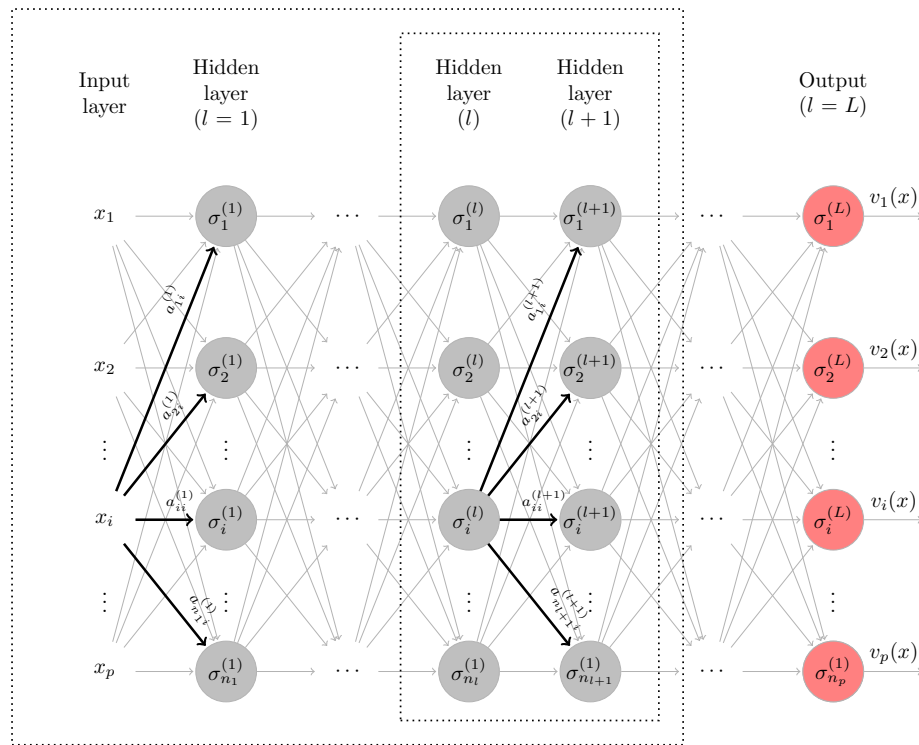


Σχήμα 3.2.1: Απεικόνιση των βιολογικών νευρώνων (αριστερά) και της μαθηματικής προτυποποίησής τους (δεξιά). Πηγή: [Kar]

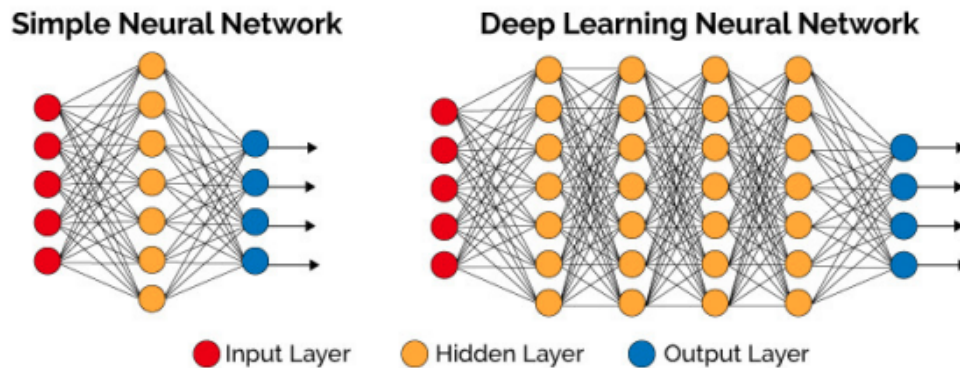
Υπάρχουν συνήθως τρία μέρη σε ένα Νευρωνικό ίκτυο : το επίπεδο εισόδου, με μονάδες που αντιπροσωπεύουν τα πεδία εισόδου  $x_i$ , ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα  $h_i$  και το επίπεδο εξόδου, με μια μονάδα ή μονάδες που αντιπροσωπεύουν το πεδίο στόχο ή τα πεδία στόχους  $y_i$ . Οι μονάδες συνδέονται με διαφορετικές αντοχές ή αλλιώς άρη σύνδεσης  $w_i$ , τα οποία μαθαίνονται κατά τη φάση της εκπαίδευσης και καθορίζουν την ισχύ και επίδραση του κάθε νευρώνα προς τους υπολοίπους. Τα δεδομένα εισόδου εισάγονται στο πρώτο επίπεδο και οι τιμές  $w_i x_i$  διαδίδονται από κάθε νευρώνα σε κάθε νευρώνα στο επόμενο επίπεδο [24]. Κατά τη διάδοση των τιμών μέσα στο Νευρωνικό ίκτυο σε κάθε επίπεδο ανάλογα με την είσοδο ενεργοποιείται κάθε ορά ένας νευρώνας από κάθε επίπεδο μέσω μιας **Συνάρτησης Ενεργοποίησης (Activation Function)  $f$** . Μερικές από τις πιο συνήθεις συναρτήσεις ενεργοποίησης παρουσιάζονται στην επόμενη ενότητα.

Προκειμένου να μοντελοποιηθούν περίπλοκες δομές δεδομένων και να δημιουργηθούν μοντέλα ικανά να μάθουν μη γραμμικές συναρτήσεις και να αποδώσουν καρπούς σε προβλήματα μηχανικής μάθησης, σχεδιάστηκαν αρχιτεκτονικές που συνδυάζουν τεχνητούς νευρώνες. Η απλούστερη περίπτωση τέτοιων αρχιτεκτονικών είναι το **πολυεπίπεδο perceptron (Multi-layered Perceptron - MLP)**, το οποίο αποτελείται από τρία μόνο επίπεδα; το επίπεδο εισόδου, το κρυφό επίπεδο και το επίπεδο εξόδου. Κάθε κόμβος του κρυφού επιπέδου και

του επιπέδου εξόδου χρησιμοποιεί μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, ακριβώς όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, μπορώντας έτσι να διακρίνει μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα. Ένα MLP το οποίο αποτελείται από περισσότερα από ένα κρυφά επίπεδα, συνιστά ένα **Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο (Deep Neural Network - DNN)**. Το επίπεδο εισόδου ενός DNN λαμβάνει τα δεδομένα εισόδου και απλώς τα τροφοδοτεί στο πρώτο κρυφό επίπεδο, δίχως κάποιον υπολογισμό. Ακολούθως, κάθε κρυφό επίπεδο επεξεργάζεται τα δεδομένα που λαμβάνει, εισάγοντας μη γραμμικότητες, και στη συνέχεια τα τροφοδοτεί στο αμέσως επόμενο επίπεδο. Με αυτόν τον τρόπο, δύναται να δημιουργηθούν αναπαραστάσεις υψηλότερου επιπέδου. Τέλος, το τελευταίο κρυφό επίπεδο τροφοδοτεί τις τελικές αναπαραστάσεις στο επίπεδο εξόδου, το οποίο λαμβάνει κάποια απόφαση ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα μάθησης.



Σχήμα 3.2.2: Feed-forward Νευρωνικό Δίκτυο.



Σχήμα 3.2.3: Απεικόνιση ενός απλού (αριστερά) και ενός βαθιού (δεξιά) Νευρωνικού Δικτύου. [Kam]

### 3.2.2 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

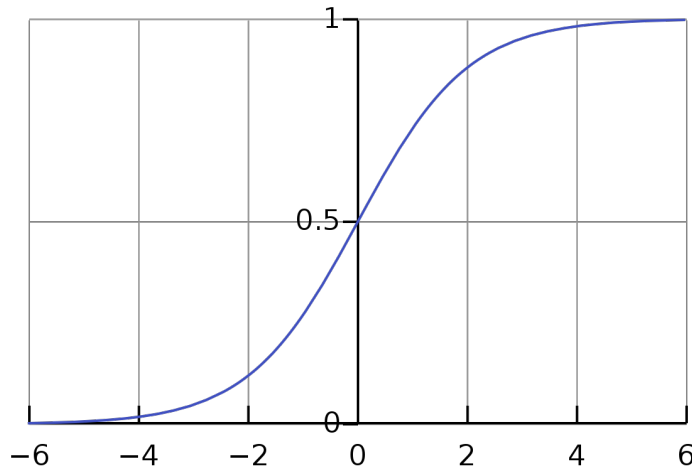
Στην ενότητα αυτή, μελετώνται οι πιο συνήθεις μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και αναλύονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους. Η συμβολή της μη γραμμικότητας που εισάγουν οι συναρτήσεις αυτές είναι καθοριστική στην μοντελοποίηση φαινομένων και συστημάτων που είναι εκ φύσεως μη γραμμικά από τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Σε περίπτωση που δεν εφαρμόζονταν, το σήμα εξόδου εκφυλλίζεται σε μια απλή γραμμική συνάρτηση. Ως αποτέλεσμα, το Νευρωνικό Δίκτυο συμπεριφέρεται ως ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης με περιορισμένες δυνατότητες μάθησης, αδυνατώντας να διακρίνει μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα ή να μάθει μη γραμμικές καταστάσεις.

#### Η Σιγμοειδής συνάρτηση

Η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid function) δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp -x} \quad (3.2.1)$$

Για είσοδο μία πραγματική τιμή απεικονίζει στην έξοδο έναν πραγματικό αριθμό στο διάστημα  $[0, 1]$ . Χρησιμοποιείται ευρέως σε ταξινομητές καθώς μικρές μεταβολές της εισόδου  $x$  οδηγούν σε μεγάλες μεταβολές της εξόδου  $y$ , επιτρέποντας στο δίκτυο να αντιλαμβάνεται ευκολότερα μικρές μεταβολές των χαρακτηριστικών εισόδου. Ωστόσο, σε κάθε ουρά στο 0 ή στο 1, οι τιμές της παραγώγου της είναι πολύ μικρές, συγκλίνοντας στο 0. Ως εκ τούτου, τα διανύσματα κλίσης "εξαφανίζονται" (φαινόμενο vanishing gradient), περιορίζοντας τις δυνατότητες μάθησης του μοντέλου.



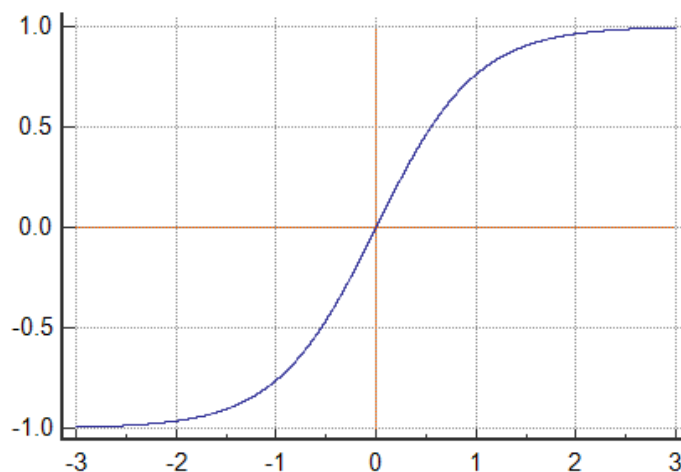
Σχήμα 3.2.4: Γραφική Παράσταση της Σιγμοειδούς Συνάρτησης.

#### Η συνάρτηση Υπερβολικής Εφαπτομένης

Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης ( $\tanh$ ) δίνεται από τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$\tanh(x) = \frac{\exp x - \exp -x}{\exp x + \exp -x} \quad (3.2.2)$$

Οι τιμές εξόδου της  $\tanh$  βρίσκονται στο διάστημα  $[-1, 1]$ . Βασικό πλεονέκτημα έναντι της σιγμοειδούς, είναι το γεγονός ότι οι παράγωγός της είναι περισσότερο απότομη, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερες τιμές εξόδου. Ως αποτέλεσμα, προσφέρει περισσότερες δυνατότητες για γρήγορη μάθηση και κατάβαση κλίσης. Παρόλα αυτά, το πρόβλημα σύγκλισης της κλίσης στο 0 κοντά στις δύο "ουρές" της συνάρτησης παραμένει.



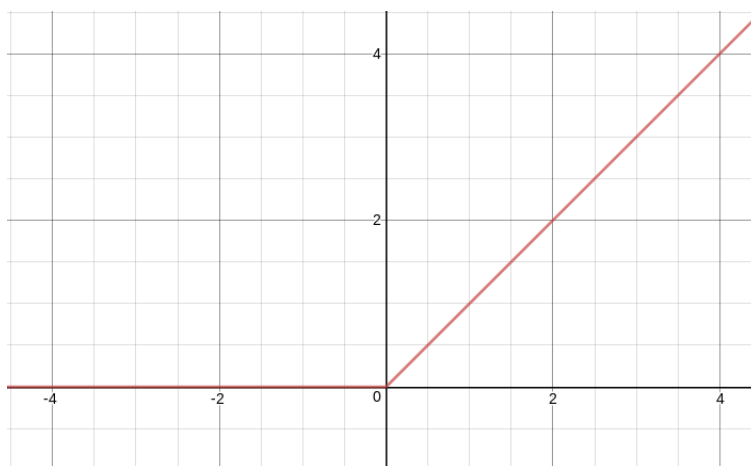
Σχήμα 3.2.5: Γραφική Παράσταση της Συνάρτησης tanh.

### Η συνάρτηση ReLU

Η συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU (Rectified Linear Unit) δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$ReLU(x) = x^+ = \max\{0, x\} \quad (3.2.3)$$

Ουσιαστικά αποτελεί ένα κατώφλι της εισόδου στο μηδέν. Σε αντίθεση με τις δύο προηγούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης, δεν περιλαμβάνει περίπλοκες υπολογιστικές πράξεις, με αποτέλεσμα να συγκλίνει πιο γρήγορα. Επιπλέον, παρέχει πιο αραιή ενεργοποίηση, με αποτέλεσμα οι νευρώνες του δικτύου να μαθαίνει πιο σημαντικά χαρακτηριστικά του προβλήματος. Ωστόσο, η διαδικασία μάθησης μπορεί να οδηγηθεί σε τέλμα, όταν οι έξοδοι των νευρώνων δίνουν διαρκώς μηδέν, σε περίπτωση αρνητικής εισόδου. Τέλος, η συνάρτηση ReLU μπορεί να προκαλέσει φαινόμενα exploding gradients κατά τα οποία οι τιμές των παραγώγων αυξάνονται με ραγδαίο ρυθμό.



Σχήμα 3.2.6: Γραφική Παράσταση της Συνάρτησης ReLU.

### 3.2.3 Αλγόριθμος Οπίσθιας Διάδοσης (Backpropagation)

Ο αλγόριθμος Backpropagation χρησιμοποιείται ευρέως για την εκπαίδευση των Νευρωνικών Δικτύων. Κατά τη φάση της εκπαίδευσης, αναζητώνται οι βέλτιστες παράμετροι (βάρη) του μοντέλου, προκειμένου να ελαχιστοποι-

ηθεί μια συνάρτηση κόστους  $L$ . Για τον σκοπό αυτό, υπολογίζονται οι απαιτούμενες κλίσεις. Μολονότι ο υπολογισμός των κλίσεων του δικτύου ακολουθεί τον κανόνα της αλυσίδας [GY16], συχνά πρόκειται για μια πολύπλοκη διαδικασία επιρρεπή σε λάθη. Ευτυχώς, οι κλίσεις μπορούν να υπολογιστούν αποδοτικά, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Οπίσθιας Διάδοσης [RJ86; YP98]. Ο εν λόγω αλγόριθμος υπολογίζει με μεθοδικό τρόπο τις παραγώγους περίπλοκων εκφράσεων μέσω του κανόνα της αλυσίδας, αποθηκεύοντας ενδιάμεσα αποτελέσματα. Για την ανανέωση των βαρών του δικτύου, μετά από κάθε υπολογισμό της συνάρτησης κόστους  $L$ , γίνεται χρήση των μερικών παραγώγων  $\frac{\partial L}{\partial w}$  της συνάρτησης κόστους σε σχέση με τα προς μάθηση βάρη  $w$  του δικτύου [GY16]. Με αυτόν τον τρόπο, το μοντέλο εκπαιδεύεται βελτιώνοντας την επίδοσή του στο έκαστο πρόβλημα.

### 3.2.4 Βελτιστοποίηση

Όπως αναφέρθηκε, κατά την εκπαίδευση ενός μοντέλου, οι παράμετροι ανανεώνονται με τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται ένα κριτήριο κόστους. Η διαδικασία βέλτιστης προσαρμογής των βαρών του δικτύου καλείται **βελτιστοποίηση**. Η πιο συνήθης κατηγορία αλγορίθμων βελτιστοποίησης βασίζονται σε υπολογισμούς κλίσεων (gradients) της συνάρτησης κόστους. Τα βάρη ανανεώνονται προς την αντίθετη κατεύθυνση του διανύσματος κλίσης, ελαχιστοποιώντας έτσι το κόστος. Παρακάτω αναλύονται οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες gradient-based μέθοδοι.

#### Κάθοδος Κλίσης (Gradient Descent)

Ο αλγόριθμος Κάθοδος Κλίσης υπολογίζει την κλίση της συνάρτησης κόστους για ολόκληρο το σύνολο δεδομένων σε σχέση με τις παραμέτρους  $\theta$  του μοντέλου σε κάθε βήμα - επανάληψη [GY16; Zha19]. Έστω  $J(\theta)$  η συνάρτηση κόστους και  $\eta \in \mathbb{R}$  ο ρυθμός μάθησης. Τότε, ο κανόνας ανανέωσης των προς εκμάθηση βαρών είναι ο ακόλουθος:

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta) \quad (3.2.4)$$

Παρόλο που ο αλγόριθμος Gradient Descent υλοποιείται εύκολα, δεν εγγυάται σύγκλιση σε ολικό ελάχιστο. Είναι πιθανόν να εγκλωβιστούμε σε κάποιο τοπικό ελάχιστο, αν ο ρυθμός μάθησης δεν επιλεγεί κατάλληλα. Επιπλέον, αν το σύνολο δεδομένων είναι πολύ μεγάλο, ο υπολογισμός του σφάλματος πάνω σε ολόκληρο το σύνολο για κάθε επανάληψη μπορεί να αποβεί υπολογιστικά κοστοβόρος.

#### Στοχαστική Κάθοδος Κλίσης (Stochastic Gradient Descent - SGD)

Ο αλγόριθμος Στοχαστικής Καθόδου Κλίσης (SGD) αποτελεί παραλλαγή του gradient descent, ως προς το γεγονός ότι η κλίση της συνάρτησης κόστους υπολογίζεται για ένα υποσύνολο των δειγμάτων και όχι για ολόκληρο το σύνολο δεδομένων. Έστω  $\mathbf{x}$  τα δείγματα της εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται και  $\mathbf{y}$  οι αντίστοιχες ετικέτες. Τότε, ο κανόνας ανανέωσης βαρών είναι ο ακόλουθος:

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta; \mathbf{x}; \mathbf{y}) \quad (3.2.5)$$

---

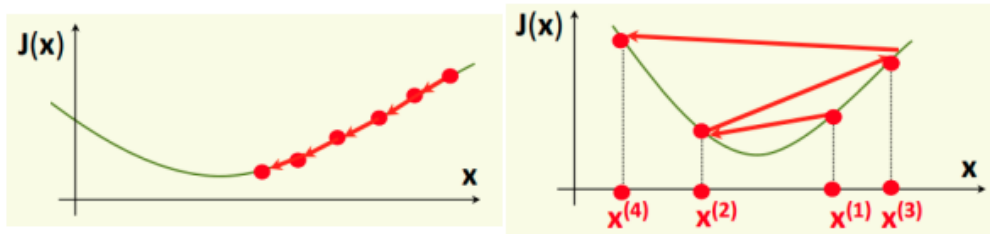
#### Algorithm 1: Stochastic Gradient Descent (SGD)

---

**Result:** set of parameters  $\theta$

- 1 initialization of convergence criterion
  - 2 initialization of learning rate  $\alpha$
  - 3 initialization of parameters  $\theta$
  - 4 **while**  $\|\eta \nabla_{\theta} J(\theta)\| > \epsilon$  **do**
  - 5      $\mathbf{x}, \mathbf{y}$  = randomly chose  $n$  training samples
  - 6     **for**  $i = 1, 2, \dots, n$  **do**
  - 7          $\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta; \mathbf{x}^{(i)}; \mathbf{y}^{(i)})$
  - 8     **end**
  - 9 **end**
-

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος συγκλίνει πιο γρήγορα σε κάποιο ελάχιστο, κάτι το οποίο ευνοεί τη χρήση του σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Ωστόσο, όπως αναφέρθηκε και πριν, οι αλγόριθμοι κατάβασης κλίσης δεν εγγυώνται σύγκλιση σε ολικό ελάχιστο της συνάρτησης κόστους. Από τη μία, επιλέγοντας πολύ μικρό ρυθμό μάθησης η σύγκλιση επιβραδύνεται, ενώ υπάρχει υψηλός κίνδυνος εγκλωβισμού σε κάποιο τοπικό ελάχιστο. Από την άλλη, μεγάλος ρυθμός μάθησης μπορεί να οδηγήσει σε ταλαντώσεις γύρω από ελάχιστα ακόμα και σε απόκλιση. [BG10]



Σχήμα 3.2.7: Οπτικοποίηση Καθόδου Κλίσης για πολύ μικρό (αριστερά) και πολύ μεγάλο (δεξιά) ρυθμό μάθησης.

### Adam

Ο βελτιστοποιητής Adam διαφέρει από τους δύο προηγούμενους, οι οποίοι χρησιμοποιούν τον ίδιο ρυθμό μάθησης για την ανανέωση όλων των βαρών. Με άλλα λόγια, ο Adam χρησιμοποιεί έναν προσαρμοζόμενο ρυθμό μάθησης, που σημαίνει ότι διατηρεί έναν ρυθμό μάθησης για καθεμία από τις παραμέτρους του μοντέλου, προσαρμόζοντας τον ξεχωριστά για κάθε βάρος. Είναι ιδανικός για προβλήματα που προϋποθέτουν την εκμάθηση πολλών παραμέτρων, λόγω της υπολογιστικής του επίδοσης και των χαμηλών απαιτήσεων σε μνήμη. Στο πεδίο της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, οι βελτιστοποιητές Adam [PJ14], Adagrad [DY11], Adadelta [D12] και BertAdam [DK19] είναι ευρέως χρησιμοποιούμενοι.

### 3.2.5 Μεταφορά Μάθησης

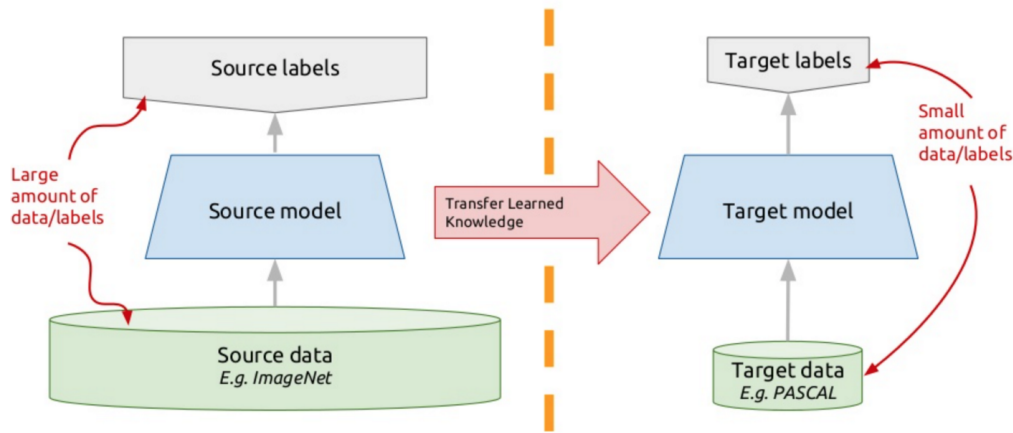
Όπως αναφέρθηκε, σε πολλά προβλήματα βαθιάς μάθησης, χρειάζεται μια πληθώρα δεδομένων για τη δημιουργία ενός μοντέλου με ικανοποιητική απόδοση. Ωστόσο, σε πολλά προβλήματα επιβλεπόμενης μάθησης, η πρόσβαση σε έναν μεγάλο αριθμό από επισημασμένα δεδομένα είναι συχνά αδύνατη, λόγω χρονικών ή υπολογιστικών περιορισμών. Στις περιπτώσεις αυτές, επιστρατεύεται η τεχνική της **μεταφοράς μάθησης (Transfer Learning)**.

Ο στόχος της Μεταφοράς Μάθησης είναι να βελτιώσει την επίδοση ενός μοντέλου πάνω σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα μάθησης (πρόβλημα στόχος), αξιοποιώντας γνώση που έχει συγκεντρωθεί κατά την εκπαίδευση σε ένα άλλο πρόβλημα - πηγή [LJ10]. Μέσω της προ-εκπαίδευσης (**pre-training**) πάνω στο πρόβλημα - πηγή, το μοντέλο αποκτά πρότερη γνώση και μαθαίνει να δημιουργεί αναπαραστάσεις υψηλού επιπέδου. Έτσι, με μια απλή διαδικασία **fine-tuning** πάνω στο πρόβλημα - στόχος, το μοντέλο όχι μόνο μαθαίνει πιο γρήγορα, αλλά επιτυγχάνει υψηλότερα επίπεδα απόδοσης σε σχέση με την απόδοση που δεν θα ενέπλεξε μεταφορά μάθησης [WS07].

Αξίζει επίσης να αναφερθεί η ειδική περίπτωση, κατά την οποία το πρόβλημα - πηγή είναι μη επιβλεπόμενης μάθησης. Τέτοια σενάρια συναντώνται συχνά στα διαλογικά συστήματα, όπου το μοντέλο προεκπαιδεύεται ως γλωσσικό μοντέλο πάνω σε ένα μεγάλο όγκο μη επισημασμένων δεδομένων, και στη συνέχεια προσαρμόζεται με fine-tuning πάνω στο πρόβλημα - στόχο διαλόγου.

### 3.2.6 Πολυδιεργασική Μάθηση

Η πολυδιεργασική μάθηση (Multi-task Learning - MTL) είναι τεχνική κατά την οποία ένα μοντέλο εκπαιδεύεται σε πολλά σχετικά προβλήματα ταυτόχρονα. Με άλλα λόγια, το μοντέλο μαθαίνει να παράγει προβλέψεις για διαφορετικά προβλήματα μάθησης την ίδια στιγμή. Το κίνητρο πίσω από αυτόν τον μηχανισμό είναι η αξιοποίηση της πληροφορίας ενός προβλήματος, ώστε να βελτιωθεί η επίδοση του μοντέλου σε ένα άλλο πρόβλημα [Bax00; Thr96]. Στη βαθιά μάθηση, η πολυδιεργασική μάθηση υλοποιείται με τη χρήση πολλών διαφορετικών νευρωνικών δικτύων, το οποία συνιστούν μέρη της ίδιας δομής και μοιράζονται κάποιες κοινές παραμέτρους. Με αυτόν τον



Σχήμα 3.2.8: Οπτικοποίηση της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης.

τρόπο, το κοινό τμήμα επηρεάζεται από όλα τα προβλήματα, ενώ το μη κοινό τμήμα μόνο από τα δεδομένα εκπαίδευσης του έκαστου προβλήματος ανεξάρτητα.

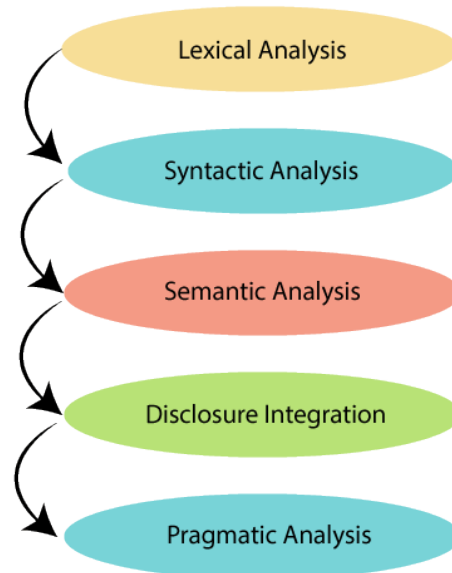
### 3.3 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (*Natural Language Processing - NLP*) αποτελεί πεδίο τομής της επιστήμης υπολογιστών, της τεχνητής νοημοσύνης και της γλωσσολογίας, και ασχολείται με την αλληλεπίδραση μεταξύ υπολογιστών και ανθρώπινων (φυσικών) γλωσσών. Πραγματεύεται την προσπάθεια ενός υπολογιστή να εξάγει χρήσιμη πληροφορία με είσοδο φυσική γλώσσα και/ή να παράγει ο ίδιος φυσική γλώσσα στην έξοδο του. Το πεδίο του NLP, λοιπόν, εστιάζει σε δύο ξεχωριστές προσεγγίσεις: την επεξεργασία και την παραγωγή της φυσικής γλώσσας. Η πρώτη αναφέρεται στην ανάλυση της γλώσσας με στόχο τη δημιουργία χρήσιμων αναπαράστασεων - αντίστοιχα με το έργο ενός αναγνώστη/ακροατή - ενώ η δεύτερη αποσκοπεί στην παραγωγή γλώσσας δεδομένης μιας αναπαράστασης - ακριβώς όπως ένας συγγραφέας/ομιλητής [Dhu15; Ena10].

Το έργο του NLP μπορεί να διαιρεθεί σε μια σειρά από υποπροβλήματα, καθένα εκ των οποίων συνιστά ένα επίπεδο ανάλυσης. Σημειώνεται ότι δεν είναι να απαραίτητο να εφαρμοστούν όλα τα επίπεδα, ούτε με κάποια αυστηρώς καθορισμένη σειρά. Τα επίπεδα που εξετάζει ο κλάδος του NLP είναι τα εξής:

1. **Phonology:** το συγκεκριμένο επίπεδο εφαρμόζεται μόνο όταν η πηγή ενός κειμένου είναι προφορικός λόγος. Μελετά την ερμηνεία ήχων ομιλίας εντός και μεταξύ λέξεων.
2. **Morphology:** ασχολείται με την κατανόηση διακριτών λέξεων βάσει μορφημάτων. Με άλλα λόγια, καταπιάνεται με τον σχηματισμό των λέξεων και τη διάφρωση τους σε προθήμα, κυρίως σώμα και επιθήμα.
3. **Lexical:** το τρίτο επίπεδο ασχολείται με την κατανόηση διακριτών λέξεων με βάση τη θέση τους στον λόγο, τη σημασία και τη σχέση τους με άλλες λέξεις. Σε κάθε λέξη ανατίθεται μια ετικέτα σχετικά με το μέρος του λόγου (part-of-speech tag).
4. **Syntactic:** το τέταρτο επίπεδο ασχολείται με την ανάλυση λέξεων μιας πρότασης με στόχο τη γραμματική δομή της πρότασης αυτής.
5. **Semantic:** η σημασιολογική επεξεργασία καθορίζει πιθανά νοήματα μιας πρότασης, συσχετίζοντας συντακτικά χαρακτηριστικά και διαφορετικά νοήματα που μπορεί να έχει μια λέξη.
6. **Discourse:** σε αντίθεση με προηγούμενα επίπεδα, το συγκεκριμένο χρησιμοποιεί κειμενικά αποσπάσματα πέραν της μιας πρότασης. Πραγματεύεται ιδιότητες ενός κειμένου συνολικά και εξάγει σημασιολογικά συμπεράσματα με βάση συνδέσεις ανάμεσα σε προτάσεις - συστατικά του κειμένου.
7. **Pragmatic:** το τελευταίο επίπεδο καταπιάνεται με τη χρήση της γλώσσας σε αληθινά σενάρια του πραγματικού κόσμου και χρησιμοποιεί εξωγενή γνώση, ώστε να ερμηνευτεί το νοήμα που επικοινωνείται από τη φυσική γλώσσα.





Σχήμα 3.3.1: Τα επίπεδα ενός γενικού προβλήματος NLP.

### 3.3.1 Γλωσσικές Αναπαραστάσεις

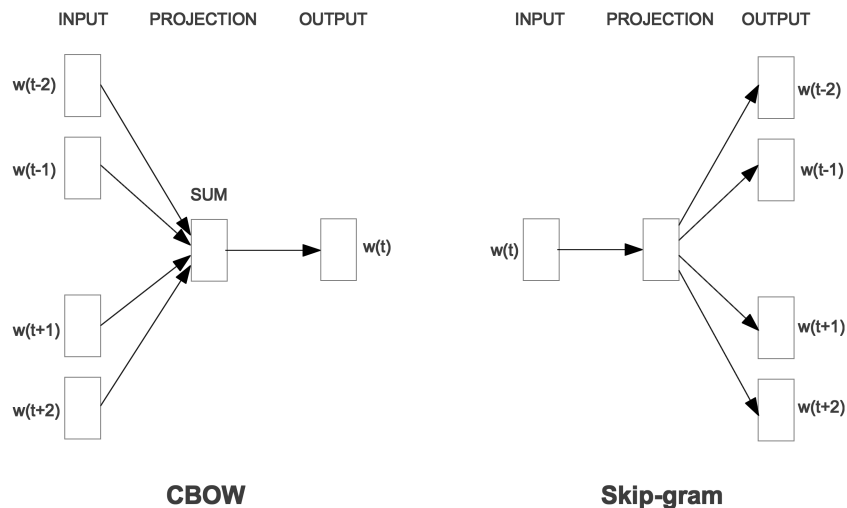
Στην ενότητα αυτή, μελετώνται διάφοροι τρόποι με τους οποίους οι λέξεις ενός κειμένου μετατρέπονται σε μαθηματικές αναπαραστάσεις, ώστε να χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι σε μοντέλα που επιλύουν διάφορα NLP προβλήματα. Σύγχρονες προσεγγίσεις του χώρου, αντιμετωπίζουν κάθε λέξη ενός λεξιλογίου ως διανυσματικές αναπαραστάσεις, οι οποίες ονομάζονται *εμφυτεύματα λέξεων* (*word embeddings*). Ο κύριος στόχος είναι να δημιουργηθούν διανύσματα λέξεων τα οποία εμπεριέχουν την έννοια ομοιότητας ή διαφοροποίησης ανάμεσα σε παρόμοιες ή διαφορετικές λέξεις αντίστοιχα. Έτσι, μετατρέποντας λέξεις σε διανυσματικές αναπαραστάσεις, μια πληθώρα μετρικών απόστασης (Jaccard, Ευκλείδεια, Συνημιτόνου κλπ.) μπορεί να εφαρμοστεί ως κριτήριο ομοιότητας τους.

Υπάρχουν δύο κύριες σημασιολογικές προσεγγίσεις για τη κατασκευή λεκτικών αναπαραστάσεων. Η πρώτη, γνωστή ως *δηλωτική σημασιολογία* (*denotational semantics*), αντιμετωπίζει τις λέξεις ως ξεχωριστά σύμβολα, δημιουργεί πιο αραιές αναπαραστάσεις και δεν ενδιαφέρεται για την έννοια της ομοιότητας μεταξύ λέξεων. Αντιθέτως, η δεύτερη προσέγγιση, γνωστή ως *σημασιολογία κατανομής* (*distributional semantics*), δημιουργεί αναπαραστάσεις με βάση τα συμφραζόμενα, διατηρώντας ομοιότητες ή διαφοροποιήσεις μεταξύ λέξεων. Η κύρια ιδέα της σημασιολογίας κατανομής είναι ότι η κατανομή των λέξεων σε ένα κείμενο συσχετίζεται με το αντίστοιχο νόημα τους. Με άλλα λόγια, σημασιολογικά κοντινές λέξεις τείνουν να εμφανίζονται σε παρόμοια συμφραζόμενα ή σε παρόμοιες κατανομές και αντιστρόφως [Har54]. Στη συνέχεια, αναλύονται σύγχρονες μέθοδοι κατασκευής εμφυτευμάτων λέξεων.

#### Επαναληπτικές Μέθοδοι Κατασκευής Εμφυτευμάτων - Word2Vec

Οι πρώιμες προσπάθειες κατασκευής των εμφυτευμάτων λέξεων στηρίχθηκαν σε μια ποικιλία συχνοτικών μεθόδων (One-Hot Vectorization, Count Vectorization, TF-IDF Vectorization, Window based co-occurrence vectorization κλπ.), οι οποίες όμως υπήρξαν υπολογιστικά ακριβές κυρίως λόγω των αραιών αναπαραστάσεων τους. Ως αποτέλεσμα, οι επαναληπτικές μέθοδοι κατασκευής εμφυτευμάτων σταδιακά απέκτησαν πρωταγωνιστικό ρόλο στον χώρο του NLP [BC03; Col11; MJ13]. Η κύρια ιδέα των μεθόδων αυτών έγκειται στην υπόθεση ότι σημασιολογικά κοντινές λέξεις εμφανίζονται σε παρόμοια συμφραζόμενα, και άρα πρέπει να έχουν "κοντινές" διανυσματικές αναπαραστάσεις. Ο σκοπός τους, λοιπόν, είναι η δημιουργία διανυσματικών αναπαραστάσεων λέξεων, εστιάζοντας στην πρόβλεψη μιας λέξης από τα συμφραζόμενα της ή στην πρόβλεψη των συμφραζομένων από μία λέξη, σε κάθε επανάληψη. Η σημαντικότερη μέθοδος που υιοθετήθηκε κατά κόρον στον χώρο του NLP, είναι η μέθοδος **Word2Vec**, που προτάθηκε από τον Mikolov [MJ13].

Το Word2Vec είναι μια υπολογιστικά αποδοτική προβλεπτική μέθοδος για την εκμάθηση εμφυτευμάτων λέξεων από καθαρό κείμενο. Ένα μεγάλο σώμα λέξεων (corpus) λειτουργεί ως είσοδος σε ένα νευρωνικό δίκτυο δύο στρωμάτων, το οποίο εκπαιδεύεται με βάση τα γλωσσολογικά συμφραζόμενα των λέξεων. Τα διανύσματα των λέξεων, έπειτα, τοποθετούνται στον χώρο αναπαραστάσεων με τέτοιο τρόπο, ώστε λέξεις που μοιράζονται παρόμοια συμφραζόμενα στο κειμενικό σώμα να βρίσκονται κοντά μεταξύ τους στον διανυσματικό χώρο. Η μέθοδος Word2Vec συνδυάζει δύο προβλεπτικές μεθόδους: την CBOW (Continuous Bag of Words) και την Skip-Gram. Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 3.3.2, ο μηχανισμός CBOW επιχειρεί να προβλέψει την "κεντρική" λέξη δεδομένων των συμφραζομένων, ενώ ο Skip-Gram μηχανισμός προσπαθεί να προβλέψει τα συμφραζόμενα δοθέντος την "κεντρική" λέξη. Κατά συνέπεια, όταν το διάνυσμα της "κεντρικής" λέξης αδυνατεί να προβλέψει επαρκώς τα συμφραζόμενα της λέξης αυτής, υπολογίζεται ένα σφάλμα και μέσω οπίσθιας διάδοσης ενημερώνονται οι τιμές των διανυσματικών αναπαραστάσεων.



Σχήμα 3.3.2: Οι μηχανισμοί CBOW και Skip-Gram στη μέθοδο Word2Vec [MJ13].

### Η μέθοδος GloVe

Η μέθοδος GloVe (Global Vectors) [PC14], σε αντίθεση με τη Word2Vec, δεν στηρίζεται μόνο σε τοπικά στατιστικά, δηλαδή πληροφορία σχετική με τα τοπικά συμφραζόμενα λέξεων, αλλά αξιοποιεί και ολικά στατιστικά (συνεμφανίσεις λέξεων) για τη δημιουργία των διανυσματικών αναπαραστάσεων. Πριν την εκπαίδευση του μοντέλου, κατασκευάζεται ένα μητρώο συνεμφανίσεων λέξεων  $X$ . Δεδομένου ενός κειμενικού σώματος με  $V$  τω πλήθος λέξεις, ο πίνακας  $X$  θα είναι διαστάσεων  $|V| \times |V|$ , με το στοιχείο  $X_{i,j}$  να υποδηλώνει πόσες φορές η λέξη  $i$  έχει εμφανιστεί μαζί με τη λέξη  $j$ . Στη συνέχεια, τα διανύσματα λέξεων αρχικοποιούνται για κάθε λέξη του λεξιλογίου και ξεκινάει η διαδικασία εκπαίδευσης με γνώμονα την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κριτηρίου  $J$ , όπως το άθροισμα των τετραγώνων σφαλμάτων. Με αυτόν τον τρόπο, το μοντέλο αξιοποιεί τα κύρια οφέλη των ολικών στατιστικών, μετρώντας συνεμφανίσεις λέξεων, ενώ συγχρόνως χρησιμοποιεί και αποδοτικές γραμμικές υποδομές, όπως το Word2Vec.

### Εμφυτεύματα με βάση τα συμφραζόμενα

Τα διανύσματα λέξεων που περιγράφηκαν παραπάνω είναι στατικά. Ωστόσο, μια λέξη μπορεί να φέρει τελείως διαφορετικό νόημα, όταν συναντάται σε διαφορετικές προτάσεις, με αποτέλεσμα οι έως τώρα μέθοδοι να αδυνατούν να αναπαραστήσουν επαρκώς τα πιθανά νοήματα μιας λέξης. Η ιδέα ότι τα συμφραζόμενα θα πρέπει να συμμετέχουν στη δημιουργία των διανυσματικών αναπαραστάσεων λέξεων και ότι διαφορετικά διανύσματα λέξεων σύμφωνα με τα συμφραζόμενα μπορούν να οδηγήσουν σε αποδοτικότερες αναπαραστάσεις, οδήγησε στην άνοδο εμφυτευμάτων με βάση τα συμφραζόμενα (Contextualized Embeddings). Τα εμφυτεύματα με βάση τα συμφραζόμενα προέρχονται από την εκπαίδευση μοντέλων όπως το BERT [DK19], το ELMo [Pa18] κ.α.

### 3.3.2 Γλωσσικά Μοντέλα

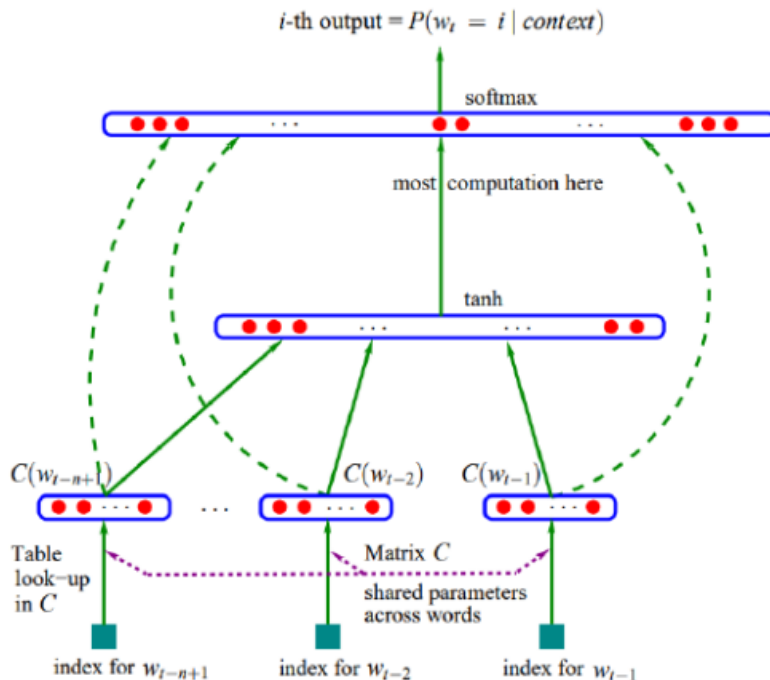
Σε μια πληθώρα προβλημάτων Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας, χρειάζεται να υπολογιστεί η πιθανοφάνεια εμφάνισης ενός αριθμού λέξεων σε μια πρόταση. Η πιθανότητα αυτή υπολογίζεται από τα *γλωσσικά μοντέλα*. Έστω μια ακολουθία από  $M$  λέξεις  $\{w_1, w_2, \dots, w_M\}$  και η πιθανότητα εμφάνισης της  $P(w_1, w_2, \dots, w_M)$ . Τότε, η πιθανότητα αυτή υπολογίζεται ως:

$$P(w_1, w_2, \dots, w_M) = \prod_{i=1}^M P(w_i | w_1, \dots, w_{i-1}) \quad (3.3.1)$$

Στόχος είναι η δημιουργία ενός μοντέλου το οποίο αποδίδει μικρή πιθανότητα στην εμφάνιση ακολουθιών οι οποίες είναι συντακτικά λάθος ή σπάνιες και αντιστρόφως μεγάλη πιθανότητα σε συχνές ή συντακτικά και γραμματικά ορθές ακολουθίες.

#### Παραθυροποιημένα Νευρωνικά Γλωσσικά Μοντέλα

Το 2003, ο Bengio πρότεινε το παραθυροποιημένο νευρωνικό γλωσσικό μοντέλο [BC03], υπερνικώντας την "κατάρτα της διαστατικότητας", ένα από τα κύρια προβλήματα στον χώρο του NLP. Μοντέλα μη γραμμικών νευρωνικών δικτύων επιτρέπουν τη μάθηση σε μεγάλα σημασιολογικά μεγέθη, με τίμημα απλώς μια γραμμική αύξηση στον αριθμό των παραμέτρων, καθιστώντας βιώσιμες τις υπολογιστικές απαιτήσεις. Από τη μία, το μοντέλο προσπαθεί να μάθει ένα διανυσματικό χώρο αναπαραστάσεων λέξεων, ενώ από την άλλη, προσπαθεί να μάθει την κατανομή πιθανότητας για ακολουθίες λέξεων. Το μοντέλο λαμβάνει ως είσοδο τα αντίστοιχα διανύσματα αναπαραστάσεων λέξεων ενός παραθύρου των  $n$  προηγούμενων λέξεων. Έτσι, κωδικοποιούνται οι λέξεις, των οποίων τα διανύσματα σημειώνονται ως  $C(w_{t-n+1}), \dots, C(w_{t-2}), C(w_{t-1})$  και ονομάζονται εμφυτεύματα λέξεων ( $C(w) \in \mathbb{R}^{d_w}$ ). Τα εμφυτεύματα λέξεων συνενώνονται και τροφοδοτούνται σε ένα κρυφό στρώμα του δικτύου, οι έξοδοι του οποίου μετά δίνονται σε ένα softmax επίπεδο.



Σχήμα 3.3.3: Το παραθυροποιημένο νευρωνικό γλωσσικό μοντέλο που προτάθηκε από τον Bengio [BC03].

Η παραπάνω διαδικασία μπορεί να συνοψιστεί στις παρακάτω εξισώσεις:

$$x = [C(w_{t-n+1}), \dots, C(w_{t-2}), C(w_{t-1})] \quad (3.3.2)$$

$$\hat{y} = \text{softmax}(\tanh(xW_1 + b_1)W_2 + b_2) \quad (3.3.3)$$

όπου  $V$  είναι το λεξιλόγιο,  $w_i \in V$ ,  $W_1 \in \mathbb{R}^{n \times d_{hid}}$ ,  $b_1 \in \mathbb{R}^{d_{hid}}$ ,  $W_2 \in \mathbb{R}^{d_{hid} \times |V|}$ ,  $b_2 \in \mathbb{R}^{|V|}$ .

Πιο πρόσφατα, τα νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης αντικαταστάθηκαν από RNNs και LSTMs για γλωσσική μοντελοποίηση. Επιπλέον, τα state-of-the-art μοντέλα που χρησιμοποιούνται, παράγοντας τα καλύτερα αποτελέσματα, είναι τα μοντέλα Transformers, τα οποία αναλύονται στην επόμενη ενότητα.

## 3.4 Αρχιτεκτονικές Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων

Στην ενότητα αυτή, καλύπτεται το θεωρητικό υπόβαθρο πίσω από αρχιτεκτονικές βαθιών νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται στο πλαίσιο της εργασίας. Σε πρώτη φάση, γίνεται αναφορά σε μηχανισμούς προσοχής και εφαρμογές αυτών στη βαθιά μάθηση. Τέλος, καλύπτεται η θεωρία γύρω από την αρχιτεκτονική των μοντέλων Transformers Encoder-Decoder, με έμφαση στο μοντέλο BERT, το οποίο εν τέλει χρησιμοποιείται στην υλοποίηση του ταξινομητή κειμένου σχετικών με τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης.

### 3.4.1 Μηχανισμοί Προσοχής

Η έννοια της προσοχής έχει λάβει αυξημένη δημοτικότητα στην κοινότητα της βαθιάς μάθησης τα τελευταία χρόνια. Κίνητρο αυτού του μηχανισμού είναι η οπτική προσοχή σε διαφορετικές περιοχές μιας εικόνας ή η συσχέτιση που αποδίδεται σε λέξεις μια πρότασης. Στον κλάδο της Όρασης Υπολογιστών, ο μηχανισμός προσοχής παρομοιάζεται με την ικανότητα του ανθρώπινου οφθαλμού να εστιάζει σε συγκεκριμένες περιοχές μιας εικόνας με μεγαλύτερη ανάλυση, αγνοώντας άλλες μικρότερου ενδιαφέροντος (πχ φόντο). Αντιστοίχως, στην Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, μέσω μηχανισμών προσοχής εξηγούνται σχέσεις ανάμεσα σε λέξεις μιας πρότασης ή και σημασιολογικά συμφραζόμενα. Για παράδειγμα, όταν εμφανίζεται η λέξη 'eating', αναμένουμε να συναντήσουμε μια λέξη που αντιστοιχεί σε τρόφιμο στη συνέχεια της πρότασης.

Επομένως, ο μηχανισμός προσοχής αφορά στην κατευθυνόμενη εστίαση, ώστε να δίνεται μεγαλύτερη προσοχή σε συγκεκριμένους παράγοντες κατά την επεξεργασία των δεδομένων. Χρησιμοποιείται συνήθως σε μοντέλα sequence-to-sequence [IV14], τα οποία δημιουργούν διανύσματα σταθερού μήκους που δεν μπορούν να αναπαραστήσουν από μόνα τους μεγάλες ακολουθίες. Μόλις γίνει εφαρμογή μηχανισμών προσοχής [BY14] το πρόβλημα αυτό επιλύεται, καθώς αντί να μαθαίνεται μια ξεχωριστή αναπαράσταση για κάθε πρόταση, το μοντέλο εστιάζει σε συγκεκριμένα διανύσματα εισόδου, με βάση τα βάρη προσοχής. Χρησιμοποιώντας προσοχή, λαμβάνουμε διανύσματα συμφραζομένων (context vectors)  $c_i$ , τα οποία εμπεριέχουν τρεις πληροφορίες:

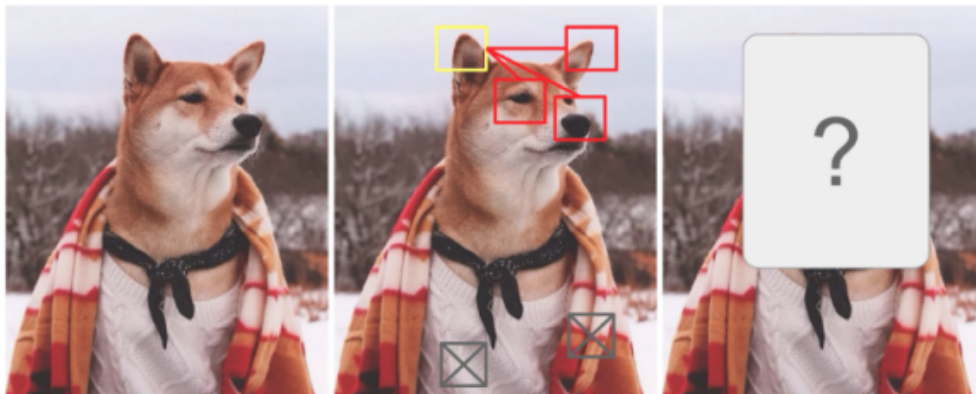
- Την κρυφή κατάσταση του κωδικοποιητή (encoder).
- Την κρυφή κατάσταση του αποκωδικοποιητή (decoder).
- Την στοίχιση μεταξύ πηγής και στόχου.

Θεωρούμε ότι το δίκτυο του κωδικοποιητή (encoder) έχει κρυφές καταστάσεις  $h_1^{enc}, h_2^{enc}, \dots, h_n^{enc}$  και το δίκτυο του αποκωδικοποιητή έχει κρυφή κατάσταση  $h_i^{dec}$  κατά το χρονικό βήμα  $i$ . Τότε, το διάνυσμα συμφραζομένων (context vector)  $c_i$  υπολογίζεται κατά το χρονικό βήμα  $i$  ως ο σταθμισμένος μέσος όρος των καταστάσεων του κωδικοποιητή με βάση τις τιμές προσοχής  $\alpha_i$ :

$$c_i = \sum_{j=1}^n \alpha_{i,j} h_j^{(enc)} \quad (3.4.1)$$

$$\alpha_{i,j} = \text{softmax}(\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)})) \quad (3.4.2)$$

όπου η συνάρτηση softmax ορίζεται ως:



Σχήμα 3.4.1: Shiba Inu με ρούχα: Παράδειγμα χρήσης μηχανισμού οπτικής προσοχής [Wen].

$$\text{softmax}(z_i) = \frac{\exp z_i}{\sum_{j=1}^K \exp z_j} \quad (3.4.3)$$

όπου  $i = 1, \dots, K$  και  $z = (z_1, \dots, z_K) \in \mathbb{R}^K$ . Η ποσότητα  $\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)})$  υπολογίζει μια μη κανονικοποιημένη τιμή στοίχισης, η οποία εκφράζει το κατά πόσο κάθε κρυφή κατάσταση της πηγής πρέπει να ληφθεί υπόψη για τον υπολογισμό κάθε εξόδου. Επομένως, τα βάρη  $\alpha_{i,j}$  υπολογίζονται με βάση το πόσο καλά ταιριάζει το ζεύγος της εισόδου στη θέση  $j$  με την έξοδο στη θέση  $i$ . Στον Πίνακα 3.1 φαίνονται μερικές από τις πιο δημοφιλείς κατηγορίες μηχανισμών προσοχής.

Name	Score - Function	Citation
Content-base attention	$\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}) = \text{cosine}[h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}]$	[GI14]
Additive	$\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}) = v_\alpha^T \tanh(W_\alpha [h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}])$	[BY14]
Location-base	$\alpha_{i,j} = \text{softmax}(W_\alpha h_i^{(dec)})$	[LD15]
General	$\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}) = h_i^{(dec)T} W_\alpha h_j^{(enc)}$	[LD15]
Dot-product	$\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}) = h_i^{(dec)T} h_j^{(enc)}$	[LD15]
Scaled-Dot-product	$\text{score}(h_i^{(dec)}, h_j^{(enc)}) = \frac{h_i^{(dec)T} h_j^{(enc)}}{\sqrt{n}}$	[LI17]

Πίνακας 3.1: Επισκόπηση δημοφιλών μηχανισμών προσοχής.

Όνομα	Περιγραφή	Πηγές
Self Attention	Συσχετίζει διαφορετικές θέσεις τις ίδιες ακολουθίας εισόδου.	[CM16]
Global/Soft Attention	Εστιάζει σε ολόκληρο τον χώρο κατάστασης εισόδου.	[ZB15]
Local/Hard Attention	Εστιάζει σε μέρος του χώρου κατάστασης εισόδου.	[ZB15]

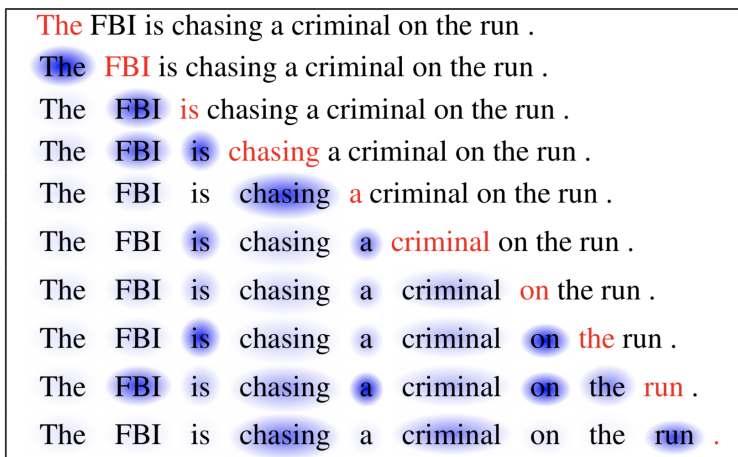
Πίνακας 3.2: Επισκόπηση γενικών κατηγοριών προσοχής.

### Αυτοπροσοχή (Self Attention)

Η αυτοπροσοχή (self attention) είναι ένας μηχανισμός προσοχής που συσχετίζει διαφορετικές θέσεις μιας ακολουθίας, προκειμένου να υπολογίσει μια αναπαράσταση της ίδιας ακολουθίας. Βρίσκει πληθώρα εφαρμογών στον τομέα του NLP, όπως είναι η ανάγνωση μηχανής [CM16], η αφαιρετική περίληψη [PR17], η κειμενική συνεπαγωγή [PJ16] και η παραγωγή περιγραφών εικόνας [LH19]. Εφαρμόζοντας αυτοπροσοχή δίχως επιπλέον πληροφορία, γίνεται να εξαχθούν παράγοντες συγγένειας μιας πρότασης και η μηχανή να μάθει συσχετίσεις ανάμεσα σε

μια λέξη και τις προηγούμενες της. Θεωρητικά, η αυτοπροσοχή μπορεί να συνδυαστεί με οποιαδήποτε score συνάρτηση, αντικαθιστώντας απλώς την ακολουθία στόχο με την ίδια ακολουθία εισόδου.

Στο παράδειγμα του Σχήματος 3.4.2 φαίνεται πώς ο μηχανισμός αυτοπροσοχής επιτρέπει στη μηχανή να μάθει συσχετίσεις ανάμεσα σε μία λέξη και στο προηγούμενο μέρος της πρότασης που ανήκει, στο πλαίσιο της κατανόησης κειμένου.



Σχήμα 3.4.2: Αυτοπροσοχή: με κόκκινο η προς εξέταση λέξη και με μπλε τα επίπεδα ενεργοποίησης της προσοχής. [CM16]

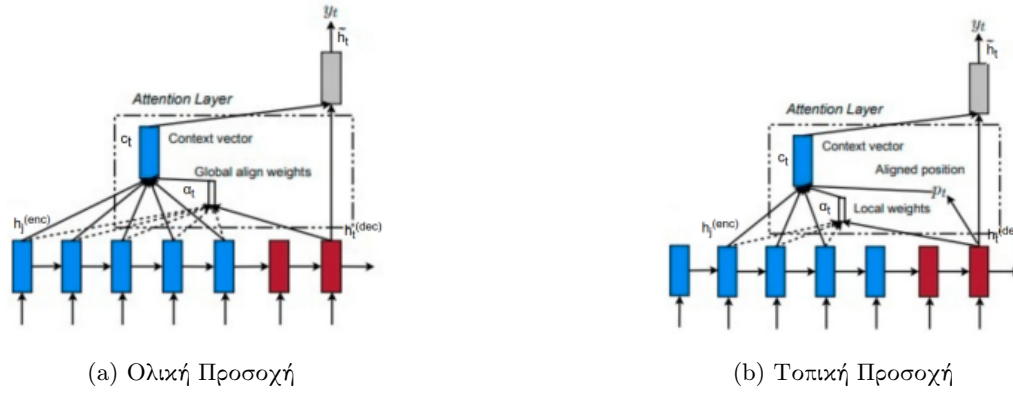
### Απαλή (Soft) και Σκληρή (Hard) Προσοχή

**Soft Attention:** Στην απαλή προσοχή, ο μηχανισμός προσοχής έχει πρόσβαση σε ολόκληρη την πηγή. Τα βάρη στοιχείων μαθαίνονται και τοποθετούνται πάνω σε όλες τις θέσεις της πηγής. Ο συγκεκριμένος μηχανισμός προσοχής καθιστά το μοντέλο ομαλό και διαφορίσιμο, ωστόσο είναι αρκετά κοστοβόρος σε περιπτώσεις μεγάλης εισόδου.

**Hard Attention:** Στην σκληρή προσοχή, ο μηχανισμός προσοχής επιλέγει ένα παράθυρο της εισόδου να εστιάσει. Έτσι, οι υπολογισμοί που απαιτούνται κατά τη συμπερασματική φάση (inference time) είναι λιγότεροι. Από την άλλη, το μοντέλο παύει να είναι διαφορίσιμο και απαιτεί περίπλοκες τεχνικές, όπως μείωση διασποράς ή ενισχυτική μάθηση, για να εκπαιδευτεί.

### Ολική (Global) και Τοπική (Local) Προσοχή

Επεκτείνοντας την αρχιτεκτονική encoder-decoder (βλ. επόμενη Ενότητα), οι ολικοί και τοπικοί μηχανισμοί προσοχής διαφέρουν ως προς το αν η προσοχή εφαρμόζεται σε όλες τις θέσεις της πηγής ή σε μερικές εξ αυτών αντίστοιχα [LD15; Sin]. Και οι δύο τύποι μηχανισμών, λαμβάνουν ως είσοδο την κρυφή κατάσταση του αποκωδικοποιητή  $h_t^{(dec)}$  κατά το χρονικό βήμα  $t$  και αποσκοπούν στην παραγωγή του διανύσματος συμφραζομένων  $c_t$ , το οποίο εμπεριέχει σχετική πληροφορία της πηγής και βοηθάει στην πρόβλεψη της επόμενης λέξης στόχου  $y_t$ . Στον μηχανισμό ολικής προσοχής, το μοντέλο παράγει σε κάθε βήμα  $t$  ένα μεταβλητού μήκους διάνυσμα βαρών  $\alpha_t$ , βάσει της τωρινής κατάστασης στόχου  $h_t^{(dec)}$  και όλων των καταστάσεων πηγής  $h_j^{(enc)}$ . Αντιθέτως, στον μηχανισμό τοπικής προσοχής, το μοντέλο πρώτα προβλέπει μια στοιχισμένη θέση  $p_t$  για την τωρινή λέξη. Έπειτα, ένα παράθυρο με κέντρο τη θέση αυτή χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του διανύσματος συμφραζομένων  $c_t$ , ως σταθμισμένος μέσος όρος των κρυφών καταστάσεων πηγής εντός του παραθύρου. [LD15]



Σχήμα 3.4.3: Global/Local Attention: οπτικοποίηση των μηχανισμών [LD15].

### Key-Value-Query Προσοχή

Ο συγκεκριμένος μηχανισμός προσοχής εισήχθει από τους [L17] και χρησιμοποιείται στο μοντέλο των Transformers. Η συνάρτηση προσοχής μπορεί να περιγραφεί ως την απεικόνιση ενός ερωτήματος (**query**) και ενός συνόλου από ζεύγη κλειδιών-τιμών (**key-value**) σε μία έξοδο. Τα ερωτήματα, τα κλειδιά, οι τιμές και οι έξοδοι είναι όλα διανύσματα. Η έξοδος υπολογίζεται ως ο σταθμισμένος μέσος όρος των τιμών, όπου τα βάρη που ανατίθενται σε κάθε τιμή υπολογίζονται μέσω μιας συνάρτησης συμβατότητας του ερωτήματος με το αντίστοιχο κλειδί.

### Scaled-Dot-Product Προσοχή

Στην Scaled-Dot-Product Προσοχή, η είσοδος αποτελείται από ερωτήματα και κλειδιά διάστασης  $d_k$  και τιμές διάστασης  $d_v$ . Τα γινόμενα πινάκων κάθε ερωτήματος με όλα τα κλειδιά υπολογίζονται και στη συνέχεια διαιρούνται με τον παράγοντα κανονικοποίησης  $\sqrt{d_k}$ . Τέλος, εφαρμόζεται στο αποτέλεσμα η συνάρτηση softmax και λαμβάνονται τα βάρη κάθε τιμής. Η έξοδος υπολογίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα των τιμών με τα αντίστοιχα βάρη. Τα ερωτήματα, τα κλειδιά και οι τιμές συγκεντρώνονται στα μητρώα  $Q, K, V$  αντίστοιχα. Επομένως, η συνάρτηση προσοχής υπολογίζει τα βάρη όλων των τιμών ταυτόχρονα ως εξής:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (3.4.4)$$

Πρόκειται για έναν αρκετά γρήγορο μηχανισμό προσοχής, καθώς οι πολλαπλασιασμοί πινάκων μπορούν να υποβοηθηθούν από κώδικα βελτιστοποίησης. Ο παράγοντας κανονικοποίησης  $\sqrt{d_k}$  αποτρέπει το γινόμενο πινάκων από το να λάβει υψηλές τιμές, οδηγώντας τη συνάρτηση softmax σε πολύ χαμηλές τιμές κλίσης.

### Multi-Head Προσοχή

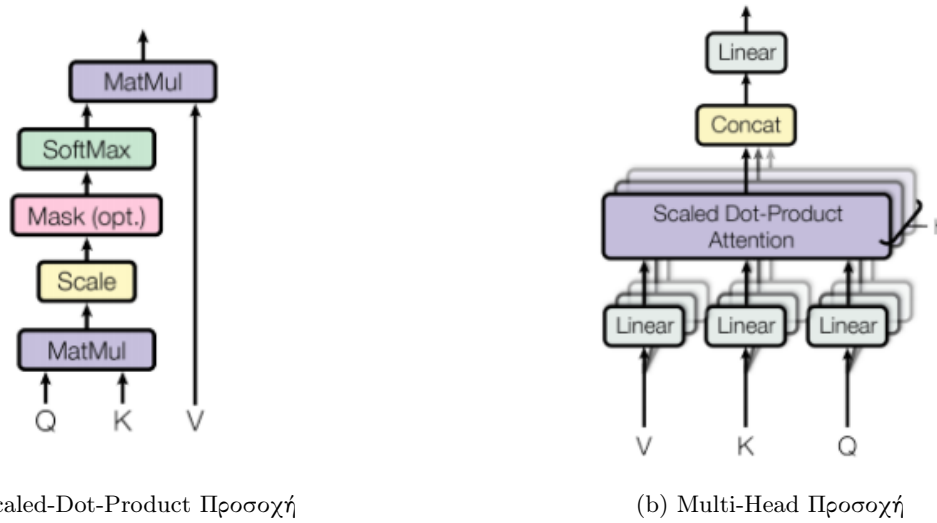
Ο μηχανισμός Multi-Head προσοχής επεκτείνει τον μηχανισμό Scaled-Dot-Product προσοχής. Αντί να εφαρμόζεται μια μοναδική συνάρτηση προσοχής με  $d_{model}$ -διαστάσεων κλειδιά, τιμές και ερωτήσεις, προβάλλει γραμμικά τα κλειδιά, τιμές και ερωτήσεις  $h$  φορές, με διαφορετικές γραμμικές προβολές στις  $d_k, d_k$  και  $d_v$ , διαστάσεις. Με αυτόν τον τρόπο, το μοντέλο μπορεί να εστιάσει ταυτόχρονα σε πληροφορία από διαφορετικούς χώρους αναπαράστασης και σε διαφορετικές θέσεις. Η μαθηματική μοντελοποίηση είναι η εξής:

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, \dots, head_h)W^Q \quad (3.4.5)$$

$$head_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \quad (3.4.6)$$

όπου  $W_i^Q \in \mathbb{R}^{d_{model} \times d_k}$ ,  $W_i^K \in \mathbb{R}^{d_{model} \times d_k}$ ,  $W_i^V \in \mathbb{R}^{d_{model} \times d_v}$  και  $W_i^O \in \mathbb{R}^{hd_v \times d_{model}}$ . Αξίζει να σημειωθεί ότι οι διαστάσεις επιλέγονται με βάση τη σχέση  $d_v = d_{model}/h$ , ώστε με τις μειωμένες διαστάσεις κάθε κεφαλής, το

υπολογιστικό κόστος να παραμένει ίδιο με την περίπτωση του μηχανισμού μιας κεφαλής πλήρους διαστατικότητας [LI17].



(a) Scaled-Dot-Product Προσοχή

(b) Multi-Head Προσοχή

Σχήμα 3.4.4: Οι μηχανισμοί προσοχής Scaled-Dot-Product και Multi-Head [LI17].

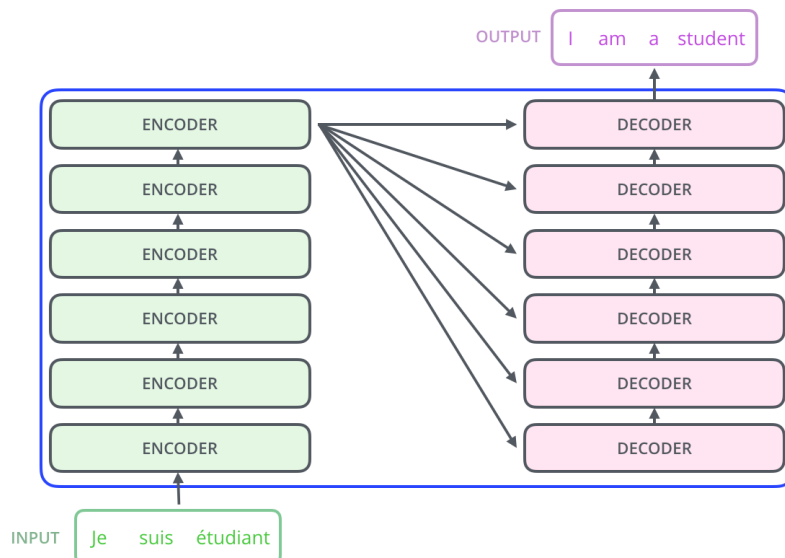
### 3.4.2 Μοντέλο Transformer Encoder-Decoder

Το 2017, η αρχιτεκτονική του δικτύου Transformer προτάθηκε από τους [LI17], επιτυγχάνοντας όχι μόνο πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με πρότερες δουλειές, αλλά και απαιτώντας σημαντικά λιγότερο χρόνο για την εκπαίδευσή του. Το μοντέλο Transformer βασίζεται αποκλειστικά σε μηχανισμό αυτοπροσοχής για τον υπολογισμό αναπαραστάσεων των εισόδων και της εξόδου. Στηρίζεται στην αρχιτεκτονική encoder-decoder, διαθέτοντας μια στοίβα κωδικοποιητή και μια αποκωδικοποιητή. Ο κωδικοποιητής απεικονίζει μια ακολουθία εισόδου  $X$  σε μια ακολουθία συνεχών αναπαραστάσεων  $z$ . Δεδομένου της  $z$ , ο αποκωδικοποιητής παράγει μια ακολουθία εξόδου  $Y$ , παράγοντας ένα στοιχείο τη φορά. Σε κάθε βήμα, το μοντέλο είναι αυτο-παλινδρομικό (**auto-regressive**), καθώς αξιοποιεί τις αμέσως προηγούμενες αναπαραστάσεις που παρήχθησαν ως επιπρόσθετες εισόδους για την παραγωγή των επόμενων [Gra13].

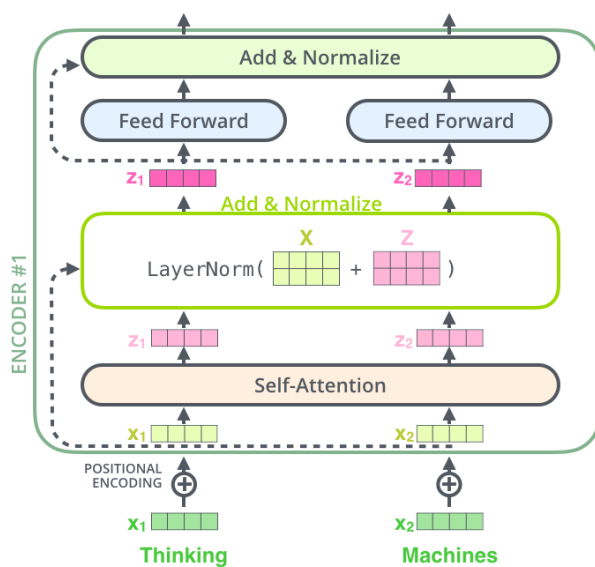
Η στοίβα κωδικοποιητή (**Encoder Stack**) αποτελείται από  $N = 6$  πανομοιότυπα στρώματα, το καθένα εκ των οποίων έχει δύο υποστρώματα. Το πρώτο υποστρώμα είναι ένας μηχανισμός multi-head αυτοπροσοχής, ενώ το δεύτερο ένα απλό position-wise fully connected feed forward δίκτυο. Η τεχνική της υπολειπόμενης σύνδεσης (Residual Connection) [HJ15] επιστρατεύεται επίσης γύρω από κάθε υποστρώμα, ακολουθούμενη από ένα στρώμα κανονικοποίησης (Normalization Layer) [LE16]. Επομένως, η έξοδος κάθε υποστρώματος είναι  $LayerNorm(x + Sublayer(x))$ , όπου  $Sublayer(x)$  είναι η συνάρτηση που εφαρμόζει το ίδιο το υποστρώμα.

Η στοίβα αποκωδικοποιητή (**Decoder Stack**) αποτελείται επίσης από  $N = 6$  πανομοιότυπα στρώματα. Επιπλέον των δύο υποστρωμάτων που συναντώνται στη στοίβα του κωδικοποιητή, κάθε στρώμα του αποκωδικοποιητή διαθέτει ένα τρίτο επιπλέον υποστρώμα, το οποίο εφαρμόζει multi-head προσοχή πάνω στις εξόδους της στοίβας κωδικοποιητή. Ομοίως με πριν, εφαρμόζονται τεχνικές υπολειπόμενης σύνδεσης και στρωμάτων κανονικοποίησης. Τέλος, εφαρμόζεται ένα είδος μάσκας στον μηχανισμό αυτοπροσοχής, ώστε η πρόβλεψη της θέσης  $i$  να εξαρτάται μόνο από πρότερες θέσεις.





Σχήμα 3.4.5: Οπτικοποίηση υψηλού επιπέδου του transformer. Οι στοίβες κωδικοποιητή και αποκωδικοποιητή με 6 στρώματα η καθεμία [Ala].

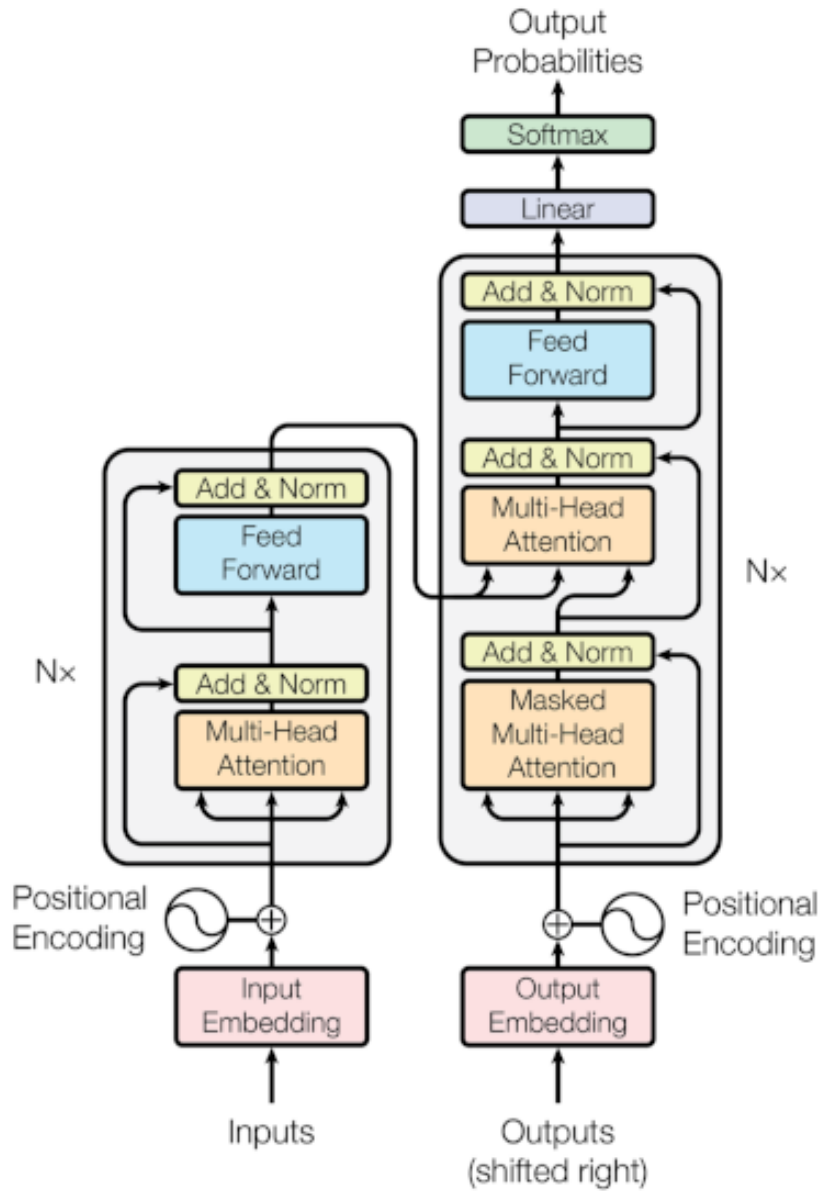


Σχήμα 3.4.6: Οπτικοποίηση της εσωτερικής αρχιτεκτονικής του πρώτου στρώματος κωδικοποίησης στη στοίβα του κωδικοποιητή [Ala].

Στο Σχήμα 3.4.6 απεικονίζεται η εσωτερική αρχιτεκτονική ενός στρώματος του κωδικοποιητή. Προκειμένου να μετατραπεί η είσοδος και η έξοδος του μοντέλου σε διανύσματα διάστασης  $d_{model}$ , χρησιμοποιούνται προεκπαιδευμένα εμφυτεύματα (**embeddings**). Η διάσταση  $d_{model}$  ορίζεται σε 512 [LI17]. Ωστόσο, καθώς το μοντέλο δεν διαθέτει αναδρομικότητα ή μηχανισμούς συνέλιξης, δεν ενσωματώνεται κάπως η έννοια της σειράς της ακολουθίας εισόδου. Για τον σκοπό αυτό, επιστρατεύεται η τεχνική **positional encoding**, η οποία ενθυλακώνει πληροφορία αναφορικά με τη σχετική ή απόλυτη θέση κάθε αντικειμένου της ακολουθίας εισόδου. Στο αρχικό μοντέλο, χρησιμοποιείται η κάτωθι τεχνική positional encoding:

$$PE_{(pos,i)} = \begin{cases} \sin(pos/10000^{i/d_{model}}), & i \text{ is even} \\ \cos(pos/10000^{i-1/d_{model}}), & i \text{ is odd} \end{cases} \quad (3.4.7)$$

όπου  $pos$  η θέση και  $i$  η διαστατικότητα. Έτσι, κάθε διάσταση του positional encoding αντιστοιχίζεται σε ένα ημιτονοειδές. Τα μήκη κύματος σχηματίζουν μια γεωμετρική πρόοδο από το  $2\pi$  μέχρι το  $100002\pi$  και έτσι αντικατοπτρίζεται η έννοια της σειράς μέσα στην ακολουθία. Εναλλακτικές τεχνικές positional encoding περιλαμβάνουν τη χρήση προεκπαιδευμένων embeddings [LI17; GN17].



Σχήμα 3.4.7: Η συνολική αρχιτεκτονική του μοντέλου Transformer [LI17].

### 3.4.3 Το μοντέλο BERT

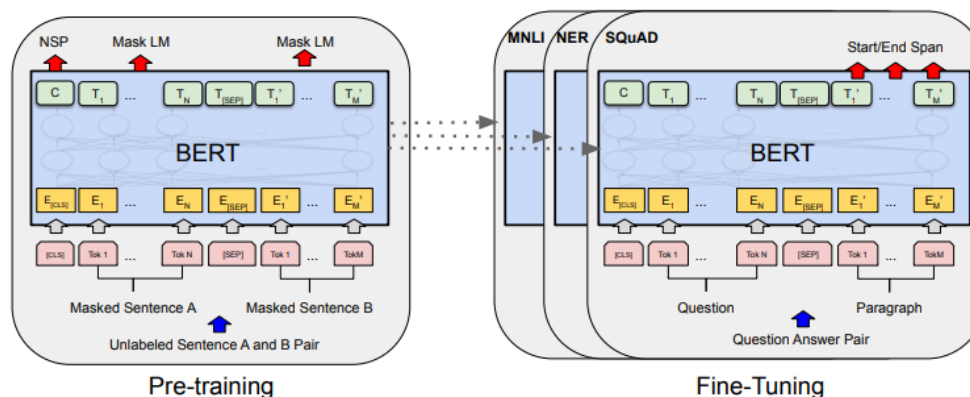
Το έτος 2018 αποτέλεσε κομβικό σημείο για την κοινότητα του NLP, με την κυκλοφορία του ELMo από την Allen AI [Pa18], του Open-GPT από την OpenAI [Rad18] και του BERT από την Google [DK19]. Από το 2018 και έπειτα, το ενδιαφέρον γύρω από τεχνικές Μεταφοράς Μάθησης άρχισε να ανθίζει. Πολλοί ερευνητές κατάφεραν να διεξάγουν πειράματα, επιτυγχάνοντας πολύ καλύτερα αποτελέσματα, καταλαμβάνοντας σημαντικά λιγότερη προσπάθεια, χρόνο και όγκο δεδομένων, απλώς χρησιμοποιώντας προεκπαιδευμένα μοντέλα και προσαρμόζοντας με fine-tuning σε συγκεκριμένα προβλήματα. Έτσι, η κυκλοφορία του μοντέλου BERT σηματοδότησε την έναρξη μιας νέας εποχής στον χώρο του NLP.

Το μοντέλο **BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)** στηρίζεται σε και επεκτείνει μια σειρά έξυπνων ιδεών που εμφανίστηκαν πρόσφατα στο NLP, όπως ήταν η ημι-επιβλεπόμενη ακολουθιακή μάθηση [MV15], το ELMo [Pa18], το ULMFiT [JS18], το OpenAI Transformer [Rad18] και το Vaswani Transformer [LI17]. Το BERT μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε μια πληθώρα γλωσσικών προβλημάτων, εισάγοντας απλώς ένα μικρό στρώμα στον πυρήνα του, όπως είναι η ταξινόμηση, προβλήματα ερωτήσεων-απαντήσεων κλπ.

Ένας από τους κύριους λόγους πίσω από την καλή απόδοση του BERT πάνω σε διαφορετικά NLP προβλήματα, είναι η προεκπαίδευση του πάνω σε δύο μη επιβλεπόμενα προβλήματα, σε αντίθεση με τα κλασικά αριστερά-προς-δεξιά και δεξιά-προς-αριστερά γλωσσικά μοντέλα [Pa18; Rad18]. Με αυτόν τον τρόπο, το μοντέλο καταφέρνει να 'κατανοήσει' τα μοτίβα που διέπουν μια γλώσσα.

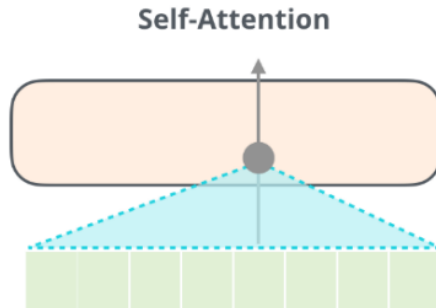
Το πρώτο πρόβλημα πάνω στο οποίο προεκπαιδεύτηκε το μοντέλο ονομάζεται "**Masked Language Modeling**" (MLM), γνωστό επίσης και ως "Cloze" στη βιβλιογραφία [Tay53]. Στο εν λόγω πρόβλημα, το 15% όλων των WordPiece ενδείξεων (tokens) κάθε πρότασης "κρύβεται" με τυχαίο τρόπο (χρησιμοποιώντας το token [MASK]) και τα τελικά κρυφά διανύσματα που αντιστοιχούν στα καλυμμένα tokens τροφοδοτούνται στην softmax εξόδου πάνω στο λεξιλόγιο, όπως ακριβώς στο κλασικό πρόβλημα Language Modeling (LM). Σε αντίθεση με τους αυτοκωδικοποιητές αποθορυβοποίησης [VA08], προβλέπονται μόνο οι κρυφές λέξεις και όχι ολόκληρη η ακολουθία εισόδου.

Το δεύτερο πρόβλημα ονομάζεται "**Next Sentence Prediction**" (NSP). Πολλά NLP προβλήματα στηρίζονται στην κατανόηση της σχέσης που διέπει δύο προτάσεις, κάτι το οποίο δεν ενσωματώνεται στο language modeling. Επομένως, προκειμένου να εκπαιδευτεί ένα μοντέλο που καταλαβαίνει σχέσεις μεταξύ προτάσεων, προεκπαιδεύεται σε ένα δυαδικό πρόβλημα πρόβλεψης επόμενης πρότασης. Ειδικότερα, όταν επιλέγονται οι προτάσεις A και B για κάθε παράδειγμα προεκπαίδευσης, το 50% των περιπτώσεων η πρόταση B ακολουθεί όντως την πρόταση A (επισημασμένη ως *IsNext*), ενώ το υπόλοιπο 50% επιλέγεται μια τυχαία πρόταση από το κείμενο (επισημασμένη ως *NotNext*). Για τη διαδικασία της προεκπαίδευσης, χρησιμοποιήθηκαν το BooksCorpus (800M λέξεις) [Zhu15] και αγγλικά κείμενα της Wikipedia (2,500M λέξεις). Για τη διαδικασία του finetuning, το μοντέλο BERT αρχικοποιείται με τις προεκπαιδευμένες παραμέτρους, και όλες οι παράμετροι αναπροσαρμόζονται χρησιμοποιώντας επισημασμένα δεδομένα του προβλήματος-στόχου. Η διαδικασίες της προεκπαίδευσης και του finetuning φαίνονται στο Σχήμα 3.4.8.



Σχήμα 3.4.8: Οι διαδικασίες προεκπαίδευσης και finetuning του BERT [DK19].

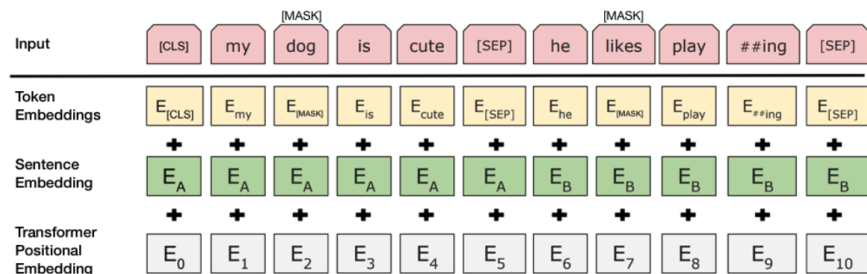
Η αρχιτεκτονική του BERT βασίζεται στην αρχική υλοποίηση του Transformer. Ουσιαστικά πρόκειται για έναν πολύστρωματικό αμφικατευθυντικό Transformer κωδικοποιητή, με μηχανισμό multi-head αυτοπροσοχής να εστιάζει στην ακολουθία εισόδου και από τις δύο κατευθύνσεις (Σχήμα 3.4.9).



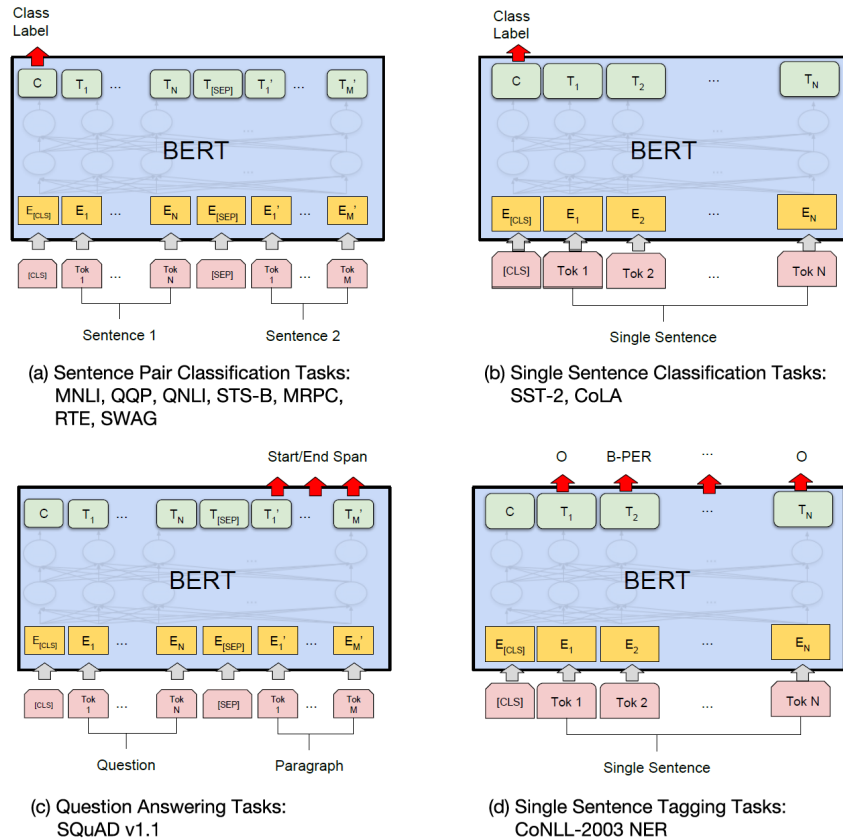
Σχήμα 3.4.9: Μηχανισμός αυτοπροσοχής στο BERT [Ala19].

Στο αρχικό άρθρο παρουσιάστηκαν δύο εκδοχές του μοντέλου BERT. Το  $BERT_{BASE}$  διαθέτει 12 στρώματα στη στοίβα του κωδικοποιητή, ενώ το  $BERT_{LARGE}$  24 στρώματα. Οι αρχιτεκτονικές BERT (BASE και LARGE) έχουν επίσης μεγαλύτερα δίκτυα πρόσθιας-τροφοδότησης (με 768 και 1024 κρυφές μονάδες αντίστοιχα) και περισσότερα κεφαλές προσοχής (12 και 16 αντίστοιχα) από την πρωτότυπη αρχιτεκτονική των Transformers (6 στρώματα κωδικοποιητή, 512 κρυφές μονάδες και 8 κεφαλές προσοχής). Εκτός από την εξαγωγή σημασιολογικών γλωσσικών εμφυτευμάτων, το BERT μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε άλλα προβλήματα, όπως ταξινόμηση, ερωταπαντήσεις ή αναγνώριση οντοτήτων, εισάγωντας απλώς ένα μικρό δίκτυο στην κεφαλή του μοντέλου. Παραδείγματα χρήσης του μοντέλου BERT φαίνονται στο Σχήμα 3.4.11.

Πιο συγκεκριμένα, προκειμένου το BERT να μπορεί να διαχειριστεί μια ποικιλία από προβλήματα, πρέπει η αναπαράσταση εισόδου να μπορεί να απεικονίσει τόσο μια απλή πρόταση όσο και ένα ζεύγος προτάσεως (πχ. <Ερώτηση, Απάντηση>) σε μια ακολουθία από tokens. Για τον σκοπό αυτό, αρχικά διακριτοποιούμε (**tokenization**) την ακολουθία εισόδου. Στο αρχικό άρθρο [DK19], χρησιμοποιείται ο WordPiece [Ya16] tokenizer με λεξιλόγιο 30000 tokens. Το πρώτο token κάθε ακολουθίας είναι πάντα ο ειδικός χαρακτήρας [CLS]. Η τελική κρυφή κατάσταση που αντιστοιχεί σε αυτό το token χρησιμοποιείται ως η συνολική ακολουθία - αναπαράσταση για προβλήματα ταξινόμησης. Ζευγάρια προτάσεων συγκεντρώνονται σε μία ακολουθία και χρησιμοποιούνται οι εξής δύο μέθοδοι για το διαχωρισμό των προτάσεων. Πρώτον, οι προτάσεις χωρίζονται από τον ειδικό χαρακτήρα [SEP] και δεύτερον, ένα ειδικό εμφύτευμα προστίθεται σε κάθε token, υποδηλώνοντας αν αυτό ανήκει στην πρόταση A ή στην B. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.4.8, το εμφύτευμα εισόδου συμβολίζεται ως  $E$ , το τελικό κρυφό διάνυσμα του ειδικού χαρακτήρα [CLS] ως  $C \in \mathbb{R}^H$  και το τελικό κρυφό διάνυσμα για το  $i$ -οστό token εισόδου ως  $T_i \in \mathbb{R}^H$ . Δοθέντος ενός token, η αναπαράσταση εισόδου του κατασκευάζεται αθροίζοντας το αντίστοιχο εμφύτευμα του token, το τμηματικό εμφύτευμα (πρώτη ή δεύτερη πρόταση) και το εμφύτευμα θέσης (Σχήμα 3.4.8). Τέλος, σημειώνεται ότι όλες οι ακολουθίες εισόδου, συμπληρώνονται (padding) ή κόβονται (truncate) ώστε να είναι συγκεκριμένου μήκους, προτού τροφοδοτηθούν στο μοντέλο (**512 tokens**). Μια μάσκα προσοχής πρέπει επίσης να δοθεί, ώστε να αγνοηθεί η πληροφορία των συμπληρωμένων tokens.



Σχήμα 3.4.10: Αναπαράσταση εισόδου του BERT. Τα εμφυτεύματα εισόδου είναι το άθροισμα των εμφυτευμάτων των tokens, των τμημάτων πρότασης και της θέσης [DK19].



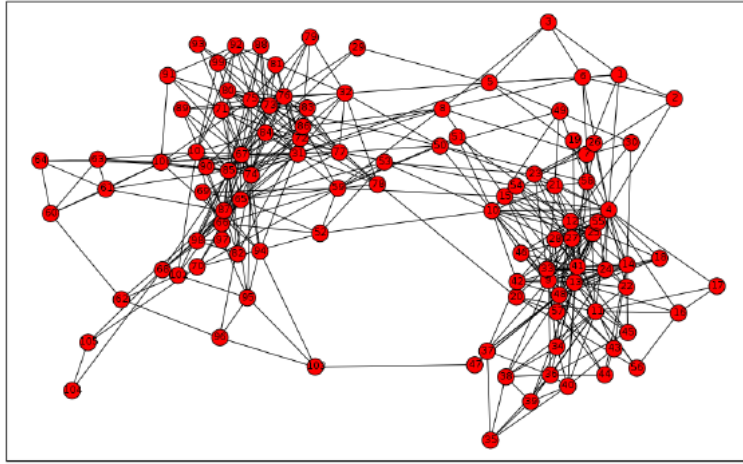
Σχήμα 3.4.11: Το μοντέλο BERT σε διάφορα προβλήματα [Ala18].

## 3.5 Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων

Τα τελευταία χρόνια, ο ολοένα αυξανόμενος όγκος πληροφορίας που διακινείται ηλεκτρονικά, η ραγδαία ανάπτυξη των δικτύων επικοινωνιών, του Διαδικτύου, καθώς και των Κοινωνικών Δικτύων, είναι μερικοί από τους λόγους που η μελέτη και η ανάλυση των δικτύων καθίσταται αναγκαία, για ένα πλήθος εφαρμογών, σε ένα ευρύ φάσμα τομέων. Οι σχέσεις που αναπτύσσονται μεταξύ οντοτήτων, σε δίκτυα που προκύπτουν ως αποτέλεσμα των παραπάνω και η μελέτη τους, εμπίπτουν στην επιστήμη της "Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων" [SK94; Kad11; New03b; KS14]. Τα δίκτυα αυτά ορίζονται και ως Σύνθετα Δίκτυα (Complex Networks), εξαιτίας της πολυπλοκότητας των δεδομένων τους και των σχέσεων μεταξύ τους. Τέτοια δίκτυα που αναπαριστούν πολύπλοκα συστήματα του πραγματικού κόσμου, εμφανίζουν συνήθως δομή, η οποία δεν είναι τυχαία, αλλά χαρακτηρίζεται από ομάδες κόμβων, οι οποίοι είναι πυκνά συνδεδεμένοι μεταξύ τους, ενώ έχουν συγκριτικά λιγότερες συνδέσεις με τους υπόλοιπους κόμβους του δικτύου. Ταυτόχρονα, οι κόμβοι μιας ομάδας εμφανίζουν σημαντικές θεματικές ή/και λειτουργικές ομοιότητες. Οι ομάδες αυτές, συχνά αναφέρονται ως Κοινότητες.

### 3.5.1 Βασικά Στοιχεία Θεωρίας Γραφημάτων

Γράφος ή γράφημα (graph) είναι μία δομή που αποτελείται από ένα σύνολο κορυφών (vertices) ή κόμβων (nodes) ή σημείων (points) που συνδέονται μεταξύ τους με ένα σύνολο ακμών (edges) ή γραμμών (lines). Ένας γράφος ορίζεται ως ένα ζεύγος  $G = (V, E)$ , όπου  $V$  αντιπροσωπεύει το σύνολο των κόμβων και  $E$  το σύνολο των ακμών του γράφου  $G$ . Το πλήθος των κόμβων ενός γράφου συμβολίζεται με  $n = |V|$  και ονομάζεται τάξη (order) του γράφου. Το πλήθος των ακμών συμβολίζεται με  $m = |E|$  και ονομάζεται μέγεθος (size) του γράφου. Κάθε ακμή προσδιορίζεται από δύο κόμβους που ονομάζονται τερματικά σημεία (end points). Αν η ακμή  $e$  έχει τα  $u, v$  ως τερματικά σημεία τότε η  $e$  ονομάζεται προσπίπτουσα (incident) στα σημεία  $u, v$ , ή λέγεται ότι η  $e$  συνδέει (connects) τα  $u, v$ . Η ακμή  $e$  συμβολίζεται με  $(u, v)$  ή  $(v, u)$ . Αν δύο κόμβοι δεν συνδέονται, ονομάζονται ως μη γειτονικοί, ή αλλιώς ανεξάρτητοι (independent).

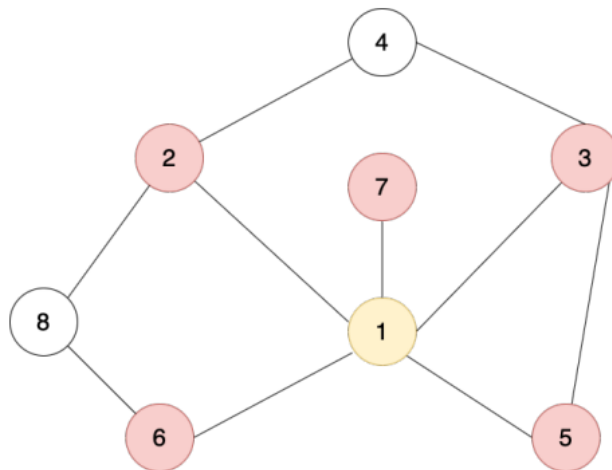


Σχήμα 3.5.1: Παράδειγμα γράφου του δικτύου the polbooks network [NM08].

Η **πυκνότητα** (density) ενός γράφου, ορίζεται από το σύνολο των ακμών του και των κόμβων του. Εάν δύο γράφοι έχουν την ίδια τάξη, αλλά διαφορετικό μέγεθος, τότε έχουν διαφορετική πυκνότητα (ο γράφος με το μεγαλύτερο μέγεθος λέμε ότι είναι πιο πυκνός από αυτόν με το μικρότερο μέγεθος).

Ένας γράφος ονομάζεται **κατευθυνόμενος** (directed), εάν περιλαμβάνει αποκλειστικά κατευθυνόμενες ακμές. Οι ακμές ενός γράφου ονομάζονται **κατευθυνόμενες**, όταν τα ζεύγη των ακμών  $(u, v)$  και  $(v, u)$  λαμβάνονται ως διατεταγμένα, δηλαδή  $(u, v) \neq (v, u)$ . Στην περίπτωση που οι ακμές δεν θεωρούνται διατεταγμένες, τότε ονομάζονται **μη διατεταγμένες ή απλές**. Αντίστοιχα, ονομάζεται **μη κατευθυνόμενος** (undirected) εάν περιλαμβάνει μόνο απλές ακμές.

Δεδομένης μιας ακμής  $(u, v)$ , ο κόμβος  $u$  ονομάζεται **γειτόνας** (ή γειτονικός) του κόμβου  $v$ , και αντίστροφα. Η **γειτονιά** (neighborhood) ενός κόμβου  $u$  (Εικόνα 3.5.2), συμβολίζεται με  $N(u)$  και είναι το σύνολο των κόμβων που ορίζεται από την σχέση:  $N(u) = [u \in V(G) | (u, v) \in E(G)]$ . Το πλήθος των γειτόνων-ακμών που προσπίπτουν στο κόμβο  $u$ , ονομάζεται **βαθμός** (degree) του κόμβου  $u$  και συμβολίζεται με  $d(u)$ . Αν για κάποιον κόμβο ισχύει  $d(u) = 0$ , ο κόμβος ονομάζεται **απομονωμένος** (isolated) και αντίστοιχα, αν ισχύει  $d(u) = 1$ , ο κόμβος ονομάζεται **εκκρεμής** (pendant). Ένας γράφος, για τον οποίο κάθε κόμβος του έχει βαθμό  $d$  ονομάζεται  **$d$ -κανονικός**.



Σχήμα 3.5.2: Παράδειγμα αναπαράστασης γειτονιάς. Η γειτονιά του κόμβου 1 είναι το σύνολο κόμβων που αποτελείται από τους 2,3,5,6 και 7. [NM08].

Δύο κόμβοι  $u$  και  $v$  λέγονται **συνδεδεμένοι** στον γράφο  $G$ , εάν υπάρχει ένα μονοπάτι μεταξύ αυτών των

δύο κόμβων. Ένας γράφος  $G$  λέγεται **συνδεδεμένος ή συνεκτικός**, εάν όλα τα ζεύγη κόμβων του είναι συνδεδεμένα. Σε διαφορετική περίπτωση, ο γράφος δεν είναι συνδεδεμένος και χωρίζεται σε **συνεκτικές συνιστώσες** (connected components), οι οποίες αποτελούνται από συνδεδεμένους υπογράφους του  $G$ . Επίσης ένας γράφος  $H' = (V', E')$ , που  $V' \subseteq V$  και  $E' \subseteq E$ , ονομάζεται **υπογράφος** (subgraph) του  $G$ . Ένας υπογράφος του οποίου όλοι οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους, ονομάζεται **κλίκα** (clique).

Ένας γράφος  $G$ , ονομάζεται **σταθμισμένος** (weighted), όταν ένας πραγματικός αριθμός  $w$ , που ονομάζεται βάρος, συνδέεται με κάθε ένα από τα άκρα του. Επίσης ένας γράφος  $G = (V_1, V_2, E)$ , καλείται **διμερής** (bipartite) εάν η ομάδα κόμβων  $V$ , χωρίζεται σε δύο ξεχωριστές (disjoint) υποομάδες  $V_1, V_2$  και κάθε άκρο συνδέει μία κορυφή του  $V_1$  με μια κορυφή του  $V_2$ , δηλαδή δεν υπάρχουν ακμές μεταξύ κόμβων της ίδιας υποομάδας.

Η πληροφορία αναφορικά με την τοπολογία ενός γράφου  $G = (V, E)$  εμπεριέχεται στον **Πίνακα Γειτνίασης (Adjacency Matrix)**  $A$ , ο οποίος είναι ένας  $n \times n$  ( $|V| \times |V|$ ) πίνακας που ορίζεται ως εξής:

$$A = (\alpha_{ij})_{n \times n} = \begin{cases} 1, & \text{if } (i, j) \in E, \forall i, j \in 1, \dots, n \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.5.1)$$

Τα διαγώνια στοιχεία του πίνακα αυτού είναι μηδενικά. Για έναν μη-κατευθυνόμενο γράφο (undirected graph), ο  $A$  είναι επίσης συμμετρικός ( $A = A^T$ ). Εάν οι ακμές είναι σταθμισμένες (weighted), ορίζεται αντίστοιχα ο **Πίνακας Βαρών (Weight Matrix)** του οποίου το στοιχείο  $w_{ij}$  εκφράζει το βάρος της ακμής μεταξύ των κορυφών  $i$  και  $j$  [Bre00; JE70].

### 3.5.2 Ανίχνευση Κοινοτήτων σε Γράφους

Συχνά, οι κόμβοι σε ένα γράφο οργανώνονται σε ομάδες, οι οποίες αίνεται να υπάρχουν μερικώς ανεξάρτητα από το υπόλοιπο κομμάτι του γράφου, με το οποίο μοιράζονται μόνο λίγες ακμές. Η σχέση μεταξύ των μελών της ομάδας είναι ισχυρότερη, όπως αίνεται από το μεγάλο αριθμό των αμοιβαίων συνδέσεων. Τέτοιες ομάδες κόμβων, μπορούν να εωρηθούν ως ανεξάρτητα συστατικά του γράφου.

Μία κοινότητα σε έναν γράφο είναι μία ομάδα κόμβων που παρουσιάζουν μεγάλη ομοιότητα μεταξύ τους, σύμφωνα με πολύ καλά ορισμένα και μετρήσιμα κριτήρια. Με άλλα λόγια, πρόκειται για ομάδες κόμβων που παρουσιάζουν κοινές ιδιότητες ή/και έχουν κοινό ρόλο/λειτουργία μέσα στο δίκτυο (π.χ. κόμβοι που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους πιο συχνά σε σχέση με άλλους κόμβους, συνιστούν μια κοινότητα). Η ανίχνευση κοινοτήτων μέσα σε έναν γράφο συνιστά ένα πρόβλημα διαμέρισης του γράφου, η ποιότητα της οποίας μπορεί να αξιολογηθεί από τις κάτωθι μετρικές:

#### Μετρική Αρθρωτότητας (Modularity)

Η μετρική *αρθρωτότητας* (modularity) εξετάζει το ποσοστό των ακμών που υπάρχουν μέσα σε μια κοινότητα σε σχέση με το ποσοστό των ακμών που θα υπήρχαν εντός της κοινότητας, αν οι ακμές του γράφου είχαν κατανεμηθεί τυχαία, διατηρώντας την κατανομή του βαθμού κόμβου (configuration model). Βασική ιδέα πίσω από τη χρήση της μετρικής αυτής, είναι η πεποίθηση ότι ένας τυχαίος γράφος δεν αναμένεται να έχει δομή κοινότητας.

Έστω δίκτυο  $G(V, E)$  με  $|E| = m$  (ή  $2m$  half-edges),  $k$  κοινότητες, πίνακα γειτνίασης  $A = (\alpha_{ij})$  και κόμβους  $i, j \in V$ , με βαθμό  $d_i, d_j$  αντίστοιχα. Με βάση το configuration model, η πιθανότητα να επιλεγεί μια half-edge προσκείμενη στον κόμβο  $j$  είναι  $p_j = d_j/(2m - 1)$ . Η πιθανότητα να σχηματιστεί μια ακμή μεταξύ των  $i, j$  είναι  $p_i p_j = d_i d_j / (2m - 1)$ . Συνεπώς, ο αναμενόμενος αριθμός ακμών μεταξύ των κόμβων  $i, j$  είναι  $P_{ij} = d_i d_j / 2m$ , για μεγάλες τιμές του  $m$ . Ως εκ τούτου, η **αρθρωτότητα** ορίζεται ως:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{l=1}^k \sum_{i \in C_l, j \in C_l} \alpha_{ij} - \frac{d_i d_j}{2m} \quad (3.5.2)$$

Το πεδίο τιμών του μεγέθους  $Q$  είναι  $[-1, 1]$ . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι η τιμή της  $Q$ , τόσο πιο καλή είναι η διαμέριση του δικτύου σε κοινότητες.

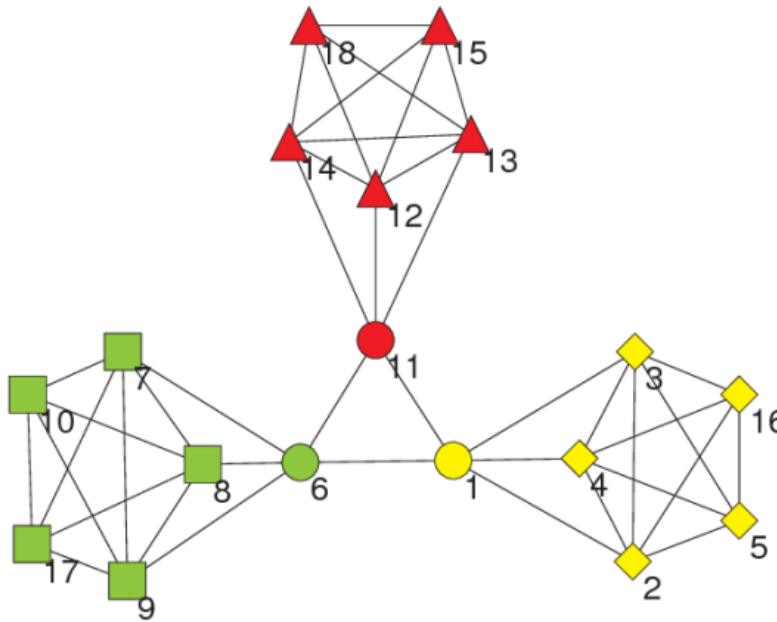
### Μετρική Επίδοση (Performance)

Μια δεύτερη μετρική που καθορίζει την ποιότητα μιας διαμέρισης σε κοινότητες είναι αυτή της επίδοσης (*performance*). Η βασική ιδέα της επίδοσης είναι ο προσδιορισμός του αριθμού των ζευγών κόμβων που έχουν ερμηνευθεί ορθά από την μέθοδο της διαμέρισης. Για τον σκοπό αυτό, προσδιορίζονται ο αριθμός των ζευγών κόμβων που ανήκουν στην ίδια κοινότητα και συνδέονται με ακμή και ο αριθμός των ζευγών κόμβων που δεν ανήκουν στην ίδια κοινότητα και δεν συνδέονται με ακμή.

Έστω δίκτυο  $G(V, E)$  με  $|V| = n$  και διαμέριση  $C = \{C_1, \dots, C_k\}$ . Τότε, η επίδοση ορίζεται ως:

$$P = \frac{|\{(i, j) \in E, C_i = C_j\}| + |\{(i, j) \notin E, C_i \neq C_j\}|}{n(n-2)/2} \quad (3.5.3)$$

Το πεδίο τιμών του μεγέθους  $P$  είναι  $[0, 1]$ . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι η τιμή της  $P$ , τόσο πιο καλή είναι η διαμέριση του δικτύου σε κοινότητες.



Σχήμα 3.5.3: Παράδειγμα ανίχνευσης κοινοτήτων σε γράφο. Ο υπογράφος με τους κόμβους 2,3,4,5,16 είναι μία κλίκα [Cos14].

### 3.5.3 Ο αλγόριθμος Μεγιστοποίησης Αρθρωτότητας

Ο άπληστος αλγόριθμος **Μεγιστοποίησης Αρθρωτότητας (Modularity Maximization)** είναι μέθοδος διαμέρισης που έχει ως στόχο την εύρεση του αριθμού κοινοτήτων, η οποία μεγιστοποιεί τη ποσότητα  $Q$ . Η μεθοδολογία που προτάθηκε από τους [New03a] είναι η εξής: Αρχικά, όλοι οι κόμβοι του δικτύου θεωρούνται ξεχωριστές κοινότητες και υπάρχουν μηδενικές ακμές στο γράφο. Σε κάθε βήμα της μεθόδου, υπολογίζεται πρώτα ποια ακμή χρειάζεται να προστεθεί, προκειμένου να προσυζητηθεί το modularity και στη συνέχεια γίνεται σύμπτυξη των κοινοτήτων, που βρίσκονται στα άκρα της. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται τόσες φορές, όσοι είναι και οι κόμβοι του δικτύου. Η πολυπλοκότητα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι  $O((n+m)n)$  ή  $O(n^2)$ , όπου  $n$  ο αριθμός των κόμβων και  $m$  ο αριθμός των ακμών.



## Κεφάλαιο 4

# Πειραματικές Μέθοδοι και Υλοποίηση

Στο τέταρτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται η μεθοδολογία κατασκευής ενός ταξινομητή κειμένων, σχετικών με τα SDGs, και οπτικοποίησης του SDG πλέγματος. Ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων OSDG-CD, ενώ για το πρόβλημα ταξινόμησης επιλέγεται το προεκπαιδευμένο μοντέλο *BERT<sub>BASE</sub>*. Σε πρώτη φάση, αναλύεται η προεπεξεργασία των δεδομένων εισόδου, ώστε να αποτελέσουν είσοδο του μοντέλου μάθησης. Έπειτα, περιγράφεται η εκπαιδευτική διαδικασία και η αξιολόγηση του μοντέλου πάνω στα δεδομένα επικύρωσης. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η βιβλιοθήκη ανοικτού κώδικα *text2sdg*, η οποία επιστρατεύει το άνωθι μοντέλο για άμεση απεικόνιση κειμένων στους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης. Τέλος, εξηγείται η κατασκευή του SDG πλέγματος με βάση τον πίνακα σύγκρισης της ταξινόμησης και αναπτύσσονται μεθοδολογίες ανίχνευσης SDG κοινοτήτων, με στόχο τη σημασιολογική συσχέτιση προκλήσεων και πιθανών λύσεων από πληθώρα ενδιφερομένων.

### 4.1 Προεπεξεργασία κειμένου

Όπως αναφέρθηκε στην Ενότητα 2.3, για τα δεδομένα εκπαίδευσης γίνεται χρήση της τρίτης έκδοσης του συνόλου δεδομένων OSDG-CD (*Version\_2022.04*), η οποία περιλαμβάνει **32,327 κειμενικά** αποσπάσματα και σύνολο **206,546 ετικέτες**. Για το πρόβλημα της ταξινόμησης κειμένων σε σχέση με τα SDGs, διατηρούνται από το σύνολο δεδομένων μόνο τα δείγματα με **ποσοστό συμφωνίας μεγαλύτερο του 55%**, στο οποίο οι θετικές ψήφοι υπερνικούν τις αρνητικές, υποδηλώνοντας έτσι συμφωνία των εθελοντών ως προς τον προτεινόμενο Στόχο. Ως εκ τούτου, διατηρούνται **19,613** δείγματα εκ των αρχικών 32,327. Επιπλέον, όπως διαφαίνεται και στην κατανομή των προτεινόμενων επισημειώσεων (Σχήμα 2.3.3), η παρούσα έκδοση του OSDG-CD δεν περιλαμβάνει καθόλου κειμενικά αποσπάσματα με προτεινόμενο Στόχο - επισήμανση τα SDGs 16 (Ειρήνη, δικαιοσύνη και ισχυροί θεσμοί) και 17 (Συνεργασία για τους Στόχους). Ως εκ τούτου, το πρόβλημα ταξινόμησης κειμένων σε σχέση με τα SDGs, προσεγγίζεται με βάση τους **πρώτους 15 Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης** και μόνο.

Σε πρώτη φάση, προβαίνουμε στην **τμηματοποίηση (tokenization)** των κειμενικών αποσπασμάτων. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται ο *BertTokenizer* [Pra21] της βιβλιοθήκης *pytorch*, ο οποίος χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο WordPiece χωρίζει τις λέξεις είτε σε πλήρεις μορφές (π.χ. μια λέξη γίνεται ένα διακριτικό), είτε σε κομμάτια λέξεων, όπου μια λέξη μπορεί να χωριστεί σε πολλαπλά tokens. Στον Πίνακα 4.1, φαίνεται ένα παράδειγμα όπου μια τέτοια τμηματοποίηση μπορεί να είναι χρήσιμη.

Διαχωρίζοντας τις λέξεις σε κομμάτια λέξεων, έχουμε ήδη προσδιορίσει ότι οι λέξεις "surfboard" και "snowboard" μοιράζονται νοήμα μέσω του λεκτικού κομματιού "board". Αυτό γίνεται χωρίς καν να κωδικοποιήσουμε τα διακριτικά ή να τα επεξεργαστούμε με οποιονδήποτε τρόπο μέσω του BERT. Η χρήση κομματιών λέξεων, λοιπόν, επιτρέπει στο BERT να αναγνωρίσει εύκολα σχετικές λέξεις, καθώς συνήθως μοιράζονται μερικά από τα ίδια διακριτικά εισόδου. Επομένως, το λεξιλόγιο που προκύπτει από την εκπαίδευση ενός BERT μοντέλου περιλαμβάνει τόσο λέξεις όσο και κομμάτια λέξεων. Τέλος, στον BERT tokenizer πέρα από όλα τα tokens

Λέξη	Token(s)
surf	['surf']
surfing	['surf', '#ing']
surfboarding	['surf', 'board', '#ing']
surfboard	['surf', 'board']
snowboard	['snow', 'board']
snowboarding	['snow', 'board', '#ing']
snow	['snow']
snowing	['snow', '#ing']

Πίνακας 4.1: Παράδειγμα αποτελεσμάτων του WordPiece tokenizer σε διάφορα παράγωγα λέξεων [13].

που προκύπτουν από τη διαδικασία, προτίθενται άλλα δύο ειδικά, τα  $[CLS]$  και  $[SEP]$ , η λειτουργία των οποίων εξηγήθηκε στην Ενότητα 3.4.3.

Σε δεύτερη φάση, τα τμηματοποιημένα κειμενικά αποσπάσματα προεπεξεργάζονται, ώστε να αποτελέσουν κατάλληλη είσοδο για το μοντέλο BERT. Κάθε ακολουθία από tokens προκαθορίζεται να είναι του ίδιου μήκους, δηλαδή των **512 tokens**, όπως ακριβώς και στο αρχικό paper [DK19]. Για ακολουθίες μικρότερου μήκους εφαρμόζονται τεχνικές *padding*, ενώ για όσες υπερβαίνουν το όριο των 512 διακριτικών (αν υπάρχουν) εφαρμόζεται *truncating*. Έπειτα, για κάθε τμηματοποιημένη ακολουθία εισόδου, κατασκευάζονται τα εξής:

- ***input\_ids***: μια ακολουθία ακεραίων που αντιστοιχίζει κάθε token εισόδου στον αναγνωριστικό αριθμό του στο λεξιλόγιο του BERT Tokenizer.
- ***segment\_mask***: (προαιρετικά) μια ακολουθία από 1 και 0, ώστε να αναγνωρίζεται αν η είσοδος αποτελείται από μία ή δύο προτάσεις. Στην περίπτωση της μίας πρότασης, πρόκειται απλώς για μια ακολουθία από μηδενικά. Στην περίπτωση των δύο προτάσεων, τα tokens της πρώτης ανατίθενται μηδενικά, ενώ αυτά της δεύτερης άσσους.
- ***attention\_mask***: (προαιρετικά) μια ακολουθία από 1 και 0, με τους άσσους να ανατίθενται στα tokens εισόδου και τα μηδενικά στα tokens που προέκυψαν από τεχνικές padding.
- ***labels***: οι ορθές ετικέτες κάθε ακολουθίας εισόδου. Στην περίπτωση μας, οι ετικέτες αναφέρονται σε έναν από τους πρώτους 15 Στόχους.

Τέλος, προβαίνουμε στον διαχωρισμό των δεδομένων εισόδου σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο επικύρωσης, κατά αναλογία 90/10. Ως εκ τούτου, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης αποτελείται από **17651** δείγματα, ενώ αυτό της επικύρωσης από **1962**, διαστατικότητας 512 το καθένα. Τα δεδομένα συγκεντρώνονται σε batches μεγέθους  $BATCH\_SIZE = 32$ , και η είσοδος του μοντέλου είναι πλέον έτοιμη για χρήση.

## 4.2 Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Μοντέλου

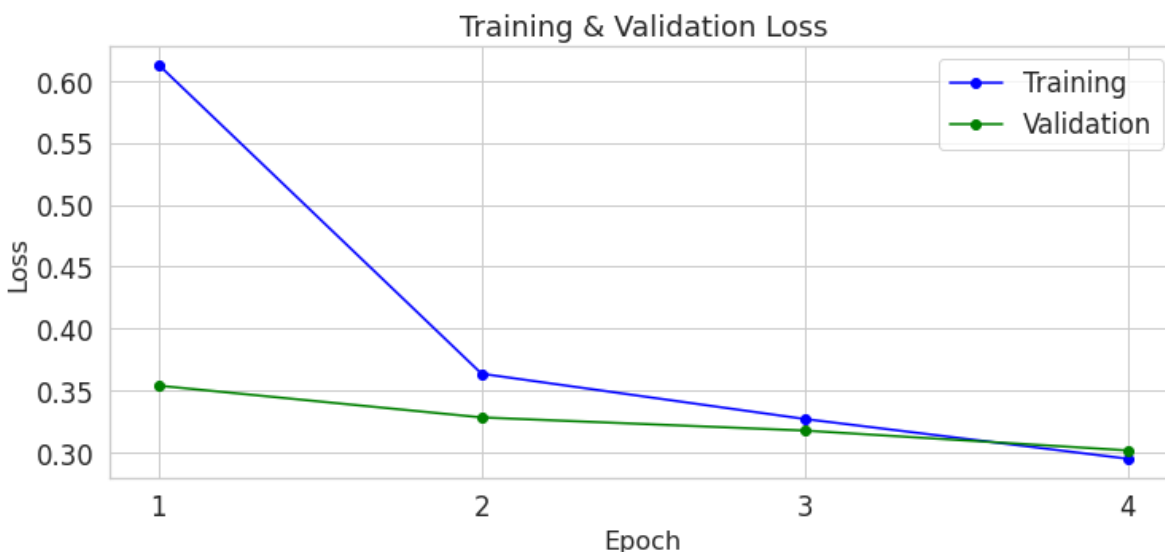
Έχοντας προεπεξεργαστεί την είσοδο του μοντέλου  $BERT_{BASE}$ , προβαίνουμε στη διαδικασία εκπαίδευσης του. Στην πράξη, επιστρατεύουμε τεχνικές μεταφοράς μάθησης (βλ. Ενότητα 3.2.5), φορτώνοντας το προεκπαιδευμένο μοντέλο *BertForSequenceClassification* της βιβλιοθήκης *transformers*. Πρόκειται για ένα απλό  $BERT_{BASE}$  μοντέλο με προστιθέμενο ένα γραμμικό στρώμα ταξινόμησης στην κεφαλή του, το οποίο χρησιμοποιείται για ταξινόμηση προτάσεων. Το επιπρόσθετο στρώμα της κεφαλής αποτελείται από ανεκπαιδευτους γραμμικούς νευρώνες μεγέθους  $[hidden\_state, number\_of\_labels]$ , ώστε η τελική έξοδος του μοντέλου να είναι ένα διάνυσμα 15 διαστάσεων που αναπαριστούν τις πιθανοφάνειες της εισόδου να ανήκει σε καθένα από τους 15 Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης. Το διάνυσμα αυτό τροφοδοτείται στη συνάρτηση κριτηρίου (cross-entropy loss), ώστε με τεχνικές back-propagation (βλ. Ενότητα 3.2.4), να ανανεωθούν οι παράμετροι του μοντέλου.

Μετά τη φόρτωση του άνωθι προεκπαιδευμένου μοντέλου, παγώνονται οι κεφαλές προσοχής από το 1<sup>ο</sup> μέχρι και το 11<sup>ο</sup> στρώμα, ενώ οι παράμετροι του 12<sup>ου</sup> στρώματος και του τελικού πλήρως συνδεδεμένου στρώματος της κεφαλής αφήνονται εκπαιδευσιμες μέσω fine-tuning. Με αυτόν τον τρόπο, εκμεταλλευόμαστε τη σημασιολογία της αγγλικής γλώσσας που έχει μάθει το pretrained μοντέλο και ολοκληρώνουμε την εκπαιδευτική διαδικασία σε σημαντικά λιγότερο χρόνο.

Η εκπαιδευτική διαδικασία ορίζεται για 4 εποχές. Ως βελτιστοποιητής χρησιμοποιείται ο *BertAdam* [DK19], με παραμέτρους  $learning\_rate = 2 \cdot 10^{-5}$ ,  $warmup = 0.1$  και  $epsilon = 10^{-8}$ . Στον Πίνακα 4.2 φαίνεται η περίληψη της διαδικασίας fine-tuning του μοντέλου για 4 εποχές, ενώ στο Σχήμα 4.2.1 οι καμπύλες μάθησης των σφαλμάτων εκπαίδευσης και επικύρωσης ανά εποχή.

Epoch	Training Loss	Valid. Loss	Valid. Accur.	Training Time	Validation Time
1	0.61	0.35	0.90	0:22:16	0:02:07
2	0.36	0.33	0.90	0:22:16	0:02:07
3	0.33	0.32	0.90	0:22:16	0:02:07
4	0.29	0.30	0.91	0:22:16	0:02:07

Πίνακας 4.2: Περίληψη της διαδικασίας fine-tuning του μοντέλου για 4 εποχές.



Σχήμα 4.2.1: Καμπύλες μάθησης του μοντέλου για 4 εποχές.

Όπως παρατηρεί κανείς, ήδη από την πρώτη εποχή κιάλας το ποσοστό ευστοχίας για το σύνολο δεδομένων επικύρωσης φτάνει την τιμή 90%. Αν θεωρηθούν ως *True Positives* τα δείγματα που ταξινομήθηκαν ορθώς σε μια κλάση, ως *False Positives* τα δείγματα που ταξινομήθηκαν σε μια κλάση αλλά εσφαλμένα, ως *False Negatives* τα δείγματα που έπρεπε να ταξινομηθούν σε μια κλάση αλλά δεν το έκαναν και ως *True Positives* τα δείγματα που ορθώς δεν ταξινομήθηκαν σε μια κλάση, τότε η αξιολόγηση της επίδοσης του μοντέλου γίνεται με βάση τις κάτωθι μετρικές:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.2.1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.2.2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.2.3)$$

$$F1 - Score = 2 \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4.2.4)$$

Εν γένει, η μετρική της Ακρίβειας (4.2.2) "τιμωρεί" μοντέλα που τείνουν να ταξινομούν εσφαλμένα δείγματα (False Positives), ενώ αυτή της Ανάκλησης (4.2.3) "τιμωρεί" μοντέλα που ταξινομούν σε διαφορετικές από τη σωστή κλάσεις (False Negatives). Στην προκειμένη περίπτωση, στο πρόβλημα ταξινόμησης κειμένων με βάση τους 15 Στόχους, η μετρική που κατά κόρον παρουσιάζει ενδιαφέρον είναι αυτή της Ευστοχίας(4.2.1), καθώς μέσω αυτής φαίνεται η συνολική απόδοση του μοντέλου στο να ταξινομεί κειμενικά αποσπάσματα. Στον πίνακα 4.3, φαίνεται μια συνολική αναφορά ταξινόμησης του fine-tuned μοντέλου για το σύνολο δεδομένων επικύρωσης ανά τους 15 Στόχους. Το ποσοστό ευστοχίας αγγίζει την τιμή 92%, υποδηλώνοντας πολύ καλή επίδοση πάνω στο εν λόγω πρόβλημα.

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
1	0.86	0.83	0.84	133
2	0.90	0.87	0.89	111
3	0.97	0.96	0.96	215
4	0.95	1.00	0.97	253
5	0.96	0.97	0.97	265
6	0.91	0.96	0.93	148
7	0.96	0.97	0.96	186
8	0.73	0.66	0.70	86
9	0.84	0.85	0.85	95
10	0.63	0.59	0.61	44
11	0.93	0.93	0.93	150
12	0.86	0.69	0.77	26
13	0.92	0.92	0.92	120
14	0.96	0.96	0.96	76
15	0.92	0.89	0.91	54
Accuracy	-	-	<b>0.92</b>	1962
macro avg	0.89	0.87	0.88	1962
weighted avg	0.91	0.92	0.91	1962

Πίνακας 4.3: Αναφορά ταξινόμησης ανά κλάση για το σύνολο δεδομένων επικύρωσης.

Απεικονίζοντας τον πίνακα σύγχυσης (Σχήμα 4.2.2) της ταξινόμησης, παρατηρεί κανείς ότι πράγματι τα περισσότερα δείγματα ανήκουν στη διαγώνιο του, σημαίνοντας έτσι μεγάλο ποσοστό ευστοχίας. Μολονότι κάποια κειμενικά αποσπάσματα ταξινομούνται εσφαλμένα, χρειάζεται να ληφθεί υπόψη ότι το πρόβλημα ταξινόμησης με βάση τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης είναι εκ φύσεως multilabel. Για παράδειγμα, πολλές προτάσεις που απευθύνονται στο 'SDG 10: Μειωμένες Ανισότητες' ταξινομούνται εσφαλμένα στην κλάση 'SDG 1: Μηδενική φτώχεια'. Οι δύο αυτοί Στόχοι είναι σημασιολογικά και πρακτικά παρόμοιοι, ιδίως αν αναλογιστεί κανείς ότι η εξάλειψη της φτώχειας έχει ως φυσικό επακόλουθο την εξάλειψη οικονομικών ανισοτήτων. Ως εκ τούτου, εσφαλμένες ταξινόμησεις του μοντέλου είναι δικαιολογημένες και πολλές φορές σημασιολογικά ευσταθείς. Με βάση αυτές, επιχειρείται η κατασκευή του SDG πλέγματος σε επόμενη ενότητα.

### 4.3 Η βιβλιοθήκη *text2sdg*

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, η επίτευξη του οράματος της Βιώσιμης Ανάπτυξης δύναται να υποβοηθεί από τις δυνατότητες που παρέχουν τεχνολογίες μηχανικής μάθησης και επιστήμης δεδομένων. Η ταξινόμηση αδόμητης πληροφορίας, όπως ένα κείμενο, με βάση τους Στόχους μπορεί να αποτελέσει άλμα καθοριστικής σημασίας για την πληρέστερη κατανόηση και διασυνδεδεμένη υλοποίηση των SDGs. Ως εκ τούτου, προκύπτει η ανάγκη δημιουργίας μιας βιβλιοθήκης ανοικτού κώδικα, ικανής να κατηγοριοποιεί με αποδοτικότητα κειμενικά αποσπάσματα στο πλαίσιο των Στόχων, επιτρέποντας έτσι στην επιστημονική κοινότητα να συμβάλλει περαιτέρω στην πραγματοποίηση της βιωσιμότητας.

Οι [WM21] ανέπτυξαν το πρώτο πακέτο ανοικτού κώδικα, ονόματι επίσης *text2sdg*, το οποίο εντοπίζει την παρουσία των SDGs σε κείμενα, χρησιμοποιώντας επιστημονικά ανεπτυγμένα συστήματα ερωτήσεων (query). Μέσω αυτού του πακέτου, γραμμένου σε γλώσσα R, δίνεται η ευκαιρία στον χρήστη να διαχειριστεί οποιοδήποτε

Actual \ Predicted	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	110	5	0	1	2	0	1	4	0	9	0	0	1	0	0
2	1	97	2	0	3	3	0	0	0	0	0	0	2	2	1
3	0	0	206	3	1	0	0	1	1	1	2	0	0	0	0
4	0	0	0	252	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	1	4	258	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
6	0	1	1	0	0	142	0	0	0	0	2	0	2	0	0
7	0	0	0	1	0	0	180	0	1	0	0	1	2	1	0
8	8	0	1	3	5	0	0	57	6	3	3	0	0	0	0
9	1	2	0	1	0	1	2	2	81	1	3	0	1	0	0
10	7	2	0	0	0	0	0	7	2	26	0	0	0	0	0
11	0	0	2	0	0	3	0	2	2	0	139	2	0	0	0
12	1	0	0	1	0	0	0	2	2	1	0	18	1	0	0
13	0	0	0	0	0	1	4	0	1	0	1	0	110	0	3
14	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	73	0
15	0	1	0	0	0	4	1	0	0	0	0	0	0	0	48

Σχήμα 4.2.2: Πίνακας Σύγχυσης της ταξινόμησης των 15 SDGs.

τύπο κειμενικών δεδομένων, όπως επιστημονικά άρθρα ή δημοσιεύσεις εταιριών. Ωστόσο, περιορίζεται σε απλές μεθόδους NLP που αξιοποιούν πληροφορία οντολογιών και δεν επιστρατεύονται μοντέλα βαθιάς μάθησης. Μια δεύτερη αξιοσημείωτη δουλειά είναι αυτή των [LS20], με το εργαλείο *OSDG Tool*, το οποίο επιτρέπει την ταξινόμηση δημοσιεύσεων στο πλαίσιο των SDGs, παρέχοντας ως είσοδο ένα απλό DOI, πολλαπλά DOIs σε μορφή csv αρχείου, ή απλώς ένα κειμενικό απόσπασμα. Η λειτουργία του OSDG tool στηρίζεται στην ενσωμάτωση προϋπάρχουσας έρευνας και πρότερων ταξινομήσεων σε ένα εύρωστο και συνεπές framework. Η ενσωμάτωση αυτή βασίζεται στη σύνδεση χαρακτηριστικών από μια πληθώρα προσεγγίσεων, όπως αντικείμενα οντολογιών, λέξεις κλειδιά και χαρακτηριστικά από μοντέλα μηχανικής μάθησης, στη σφαίρα του Microsoft Academic Graph.



Σχήμα 4.3.1: Το λογότυπο της βιβλιοθήκης *text2sdg*.

Στην προσπάθεια επέκτασης πρότερων δουλειών, προτείνουμε τη βιβλιοθήκη ανοικτού κώδικα *'text2sdg'*, σε γλώσσα προγραμματισμού python. Πρόκειται για ένα εργαλείο άμεσης χρήσης που αποσκοπεί στην εύκολη και γρήγορη κατηγοριοποίηση κειμενικών αποσπασμάτων βάσει των SDGs, εκφράζοντας συγχρόνως τα ποσοστά αντιστοίχισης σε καθένα εξ αυτών. Η εν λόγω βιβλιοθήκη λαμβάνει ως είσοδο ένα κειμενικό απόσπασμα και εκτυπώνει στην έξοδο την πιθανότητα κατά την οποία αυτό εκφράζει καθέναν από τους 15 πρώτους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης. Στον πυρήνα της βιβλιοθήκης βρίσκεται το fine-tuned BERT μοντέλο που αναπτύχθηκε (βλ. Ενότητα 4.2) με σύνολο εκπαίδευσης το OSDG-CD.

## 4.4 Δημιουργία SDG πλέγματος

Το SDG πλέγμα συνιστά έναν γράφο, έστω  $G = (V, E)$ , οι κόμβοι του οποίου αντιστοιχίζονται στους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης και οι ακμές του σε συνδέσεις μεταξύ αυτών. Η ισχύς κάθε σύνδεσης εκφράζεται μέσω βαρών, τα οποία όσο μεγαλύτερη τιμή λαμβάνουν τόσο "ισχυρότερη" σύνδεση υποδηλώνουν ανάμεσα σε δύο Στόχους. Το πλέγμα μπορεί να αποτελέσει πυξίδα συνεργασίας μεταξύ ενδιαφερομένων, καθώς εκφράζει τη διασυνδεσιμότητα των Στόχων και προτρέπει στη καθολική προσέγγιση τους ως ομάδες και όχι ως μεμονωμένες οντότητες. Αναγνωρίζοντας, δηλαδή, ισχυρές συνδέσεις, οι ενδιαφερόμενοι καλούνται να αναγνωρίσουν Στόχους που αλληλοεπηρεάζονται και αλληλοεξαρτώνται και να προβούν στην εκπλήρωσή τους με πιο μεθοδικό και ολιστικό τρόπο.

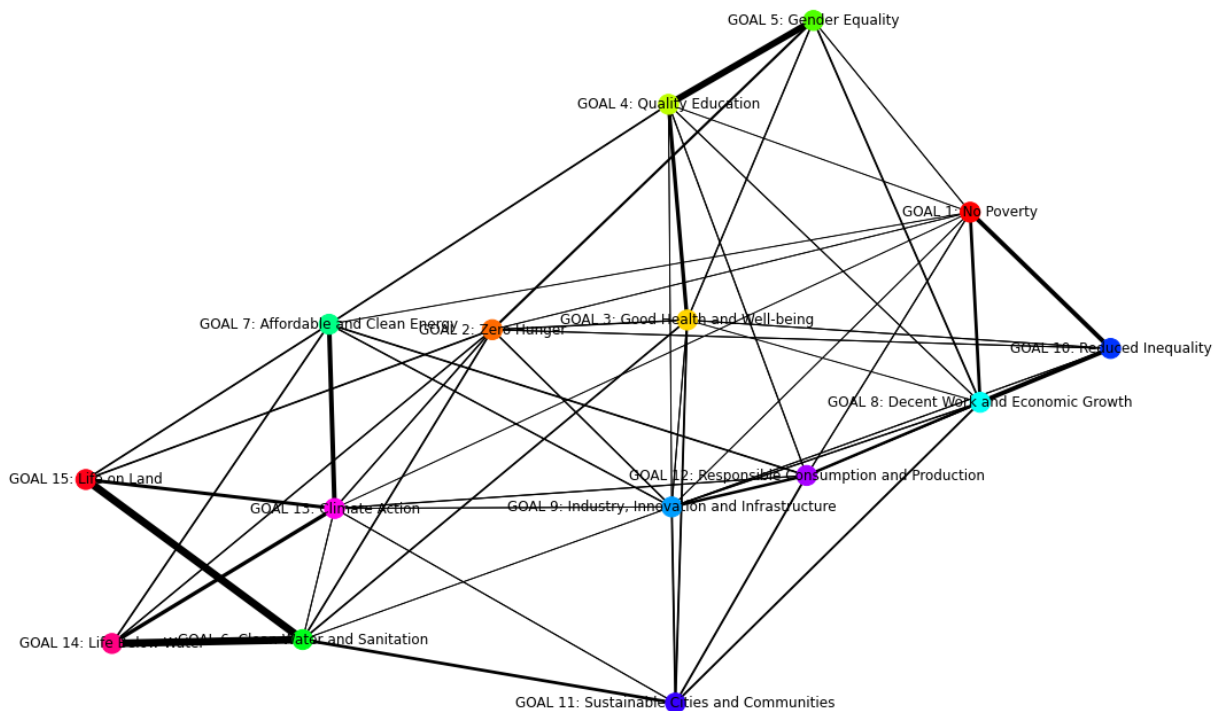
Για τη δημιουργία του SDG πλέγματος χρησιμοποιείται ο πίνακας σύγκυσης (Εικόνα 4.2.2) των προβλέψεων του προτεινόμενου μοντέλου πάνω στο σύνολο δεδομένων επικύρωσης. Για τη μετατροπή του πίνακα σύγκυσης σε πίνακα γειτνίασης γράφου εργαζόμαστε ως εξής:

- Μηδενίζουμε τα στοιχεία της διαγωνίου του πίνακα. Έτσι, αποτρέπουμε την εμφάνιση αναδράσεων σε κόμβους του γράφου, οι οποίες δεν εξυπηρετούν πουθενά στη δημιουργία του πλέγματος.
- Κανονικοποιούμε τις γραμμές του πίνακα στο διάστημα  $[0, 1]$ . Με αυτόν τον τρόπο, το στοιχείο  $a_{ij}$

αντιστοιχίζεται στην ακμή  $e_{ij}$  με βάρος  $w_{ij}$ . Όσο πιο κοντά στη μονάδα είναι το βάρος, τόσο ισχυρότερη η σχέση ανάμεσα στους Στόχους που ενώνει η εν λόγω ακμή.

Η λογική πίσω από αυτήν την μετατροπή έγκειται στο γεγονός ότι όσο περισσότερα misclassifications συμβαίνουν κατά την επικύρωση του μοντέλου, τόσο μεγαλύτερη η σύνδεση ανάμεσα στους επιμέρους Στόχους και άρα τόσο ισχυρότερη η σύνδεση μεταξύ τους. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, άλλωστε, κάθε κειμενικό απόσπασμα μπορεί να αναφέρεται σε παραπάνω από ένα Στόχους και γι'αυτό να οδηγούμαστε συχνά σε εσφαλμένες ταξινομήσεις.

Στο Σχήμα 4.4.1 φαίνεται το SDG πλέγμα που προκύπτει. Ισχυρότερες συνδέσεις μεταξύ κόμβων, λόγω πολλών εσφαλμένων ταξινομήσεων από το μοντέλο, απεικονίζονται με πιο έντονες ακμές. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι οι Στόχοι 'SDG 14: Life Below Water' και 'SDG 14: Clean Water and Saturation' συνδεόνται με έντονα γραμμοσκιασμένη ακμή, καθώς έχουν ως κοινό παρονομαστή το υγρό στοιχείο.



Σχήμα 4.4.1: Απεικόνιση του SDG πλέγματος.

Έχοντας σχηματίσει το SDG πλέγμα, προβαίνουμε σε αλγορίθμους ανίχνευσης κοινότητων από το πεδίο της Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων. Ανιχνεύοντας υποομάδες Στόχων, διευκολύνεται το έργο των ενδιαφερομένων στην επίτευξη της βιωσιμότητας, εκμεταλλευόμενοι τη διασυνδεσιμότητα που διέπει του Στόχους. Για τον σκοπό αυτό, επιστρατεύεται μια παραλλαγή του άπληστου αλγορίθμου **Μεγιστοποίησης Αρθρωτότητας** (Ενότητα 3.5.3), κατά την οποία ο βαθμός κάθε κόμβου ισούται με το άθροισμα των βαρών των ακμών που προσπίπτουν σε αυτόν. Έτσι, σχηματίζονται κοινότητες του γράφου, λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη των ακμών και κατ'επέκταση την ομοιότητα μεταξύ των Στόχων. Η παράμετρος της ανάλυσης ορίζεται σε  $resolution = 1.5$ , ευνοώντας την ανίχνευση περισσότερων σε πλήθος κοινότητων.

Απεικονίζοντας το αποτέλεσμα του αλγορίθμου (Σχήμα 4.4.2), παρατηρεί κανείς πως ανιχνεύονται οι πέντε ακόλουθες κοινότητες, σε φθίνουσα πληθικότητα:

#### 1<sup>η</sup> Κοινότητα:

- GOAL 6: Clean Water and Saturation

- GOAL 7: Affordable and Clean Energy
- GOAL 13: Climate Action
- GOAL 14: Life Below Water
- GOAL 15: Life on Land

**2<sup>η</sup> Κοινότητα:**

- GOAL 3: Good Health and Well-being
- GOAL 4: Quality Education
- GOAL 5: Gender Equality

**3<sup>η</sup> Κοινότητα:**

- GOAL 9: Industry, Innovation and Infrastructure
- GOAL 11: Sustainable Cities and Communities
- GOAL 12: Responsible Consumption and Production

**4<sup>η</sup> Κοινότητα:**

- GOAL 1: No Poverty
- GOAL 8: Decent Work and Economic Growth
- GOAL 10: Reduced Inequality

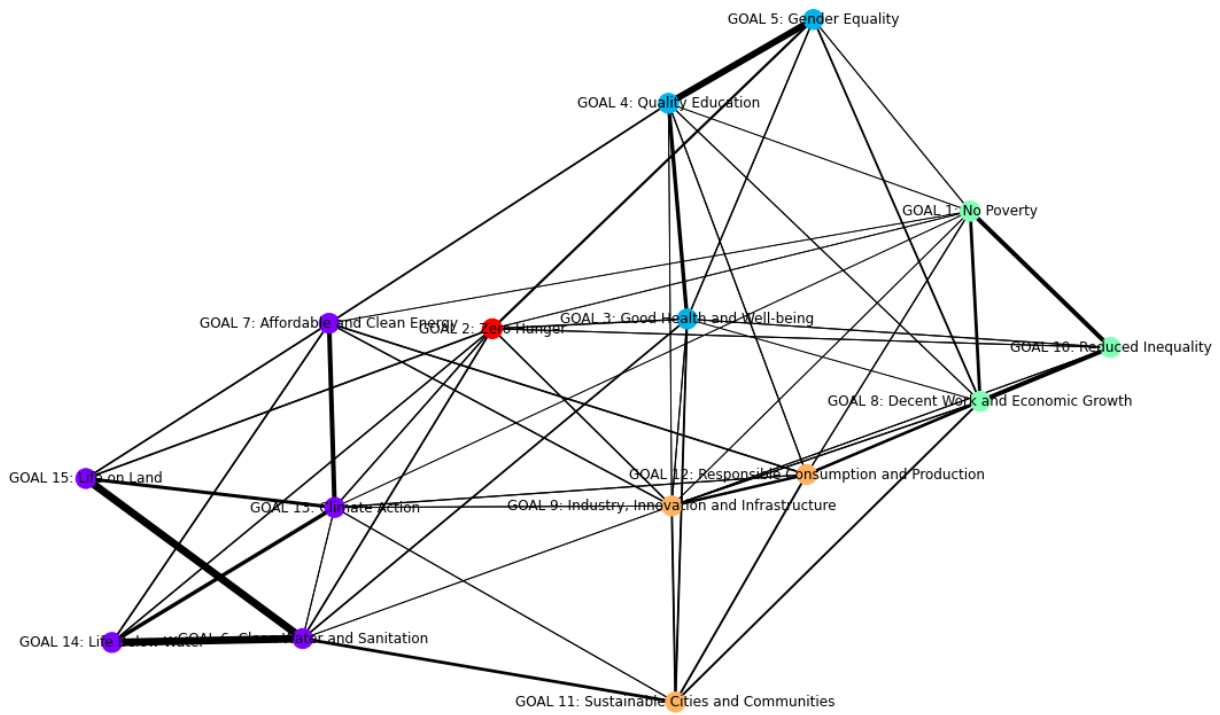
**5<sup>η</sup> Κοινότητα:**

- GOAL 2: Zero Hunger

Παρατηρεί κανείς ότι ο προσαρμοσμένος αλγόριθμος ανίχνευσης κοινοτήτων δίνει εύλογα αποτελέσματα. Η **πρώτη κοινότητα** περιλαμβάνει τους Στόχους 6, 7, 13, 14 και 15 με κοινό παρονομαστή τη διαχείριση φυσικών πόρων και την διαφύλαξη του περιβάλλοντος: καθαρή ύδρευση, βιώσιμες πηγές ενέργειας, προστασία του κλίματος και της βιοποικιλότητας σε στεριά και θάλασσα. Η **δεύτερη κοινότητα** περιλαμβάνει τους Στόχους 3, 4, 5 που πραγματεύονται παρεμφερείς έννοιες κοινωνικού ενδιαφέροντος: υγεία και ευημερία, ίση εκπαίδευση και εξάλειψη φυλετικών διακρίσεων. Η **τρίτη κοινότητα** περιλαμβάνει τους στόχους 9, 11, 12 και κινείται στη σφαίρα της βιώσιμης αστικοποίησης και βιομηχανίας: υποδομές πόλεων, βιώσιμες κοινότητες και πόλεις, υπεύθυνη κατανάλωση και παραγωγή. Η **τέταρτη κοινότητα** πραγματεύεται θέματα κυρίως οικονομικής φύσεως και περιλαμβάνει τους Στόχους 1, 8 και 10: εξάλειψη φτώχειας, βιώσιμες εργασιακές συνθήκες, οικονομική ανάπτυξη και εξάλειψη ανισοτήτων. Τέλος, η **πέμπτη κοινότητα** περιλαμβάνει μόνο τον Στόχο 2 που αναφέρεται στην εξάλειψη της πείνας παγκοσμίως.

Ο κάθε ενδιαφερόμενος, λοιπόν, καλείται να προσεγγίσει το όραμα τη βιώσιμης ανάπτυξης, αντιμετωπίζοντας τις πέντε παραπάνω κοινότητες ως αδιαίρετες, ολιστικές ομάδες, αξιοποιώντας τη διασυνδεσιμότητα των επιμέρους Στόχων. Με αυτόν τον τρόπο, η εκπλήρωση κάθε SDG μπορεί να υποβοηθηθεί από, αλλά και συγχρόνως να υποβοηθήσει, την πραγματοποίηση SDGs της ίδιας κοινότητας. Η υποδιαίρεση του πλέγματος σε ισχυρά συνεκτικές κοινότητες, τελικώς, συνιστά πυξίδα συνεργασίας και μεθοδικής τεκμηρίωσης της 2030 Agenda for Sustainable Development του Οργανισμού Ηνωμένων Εθνών.





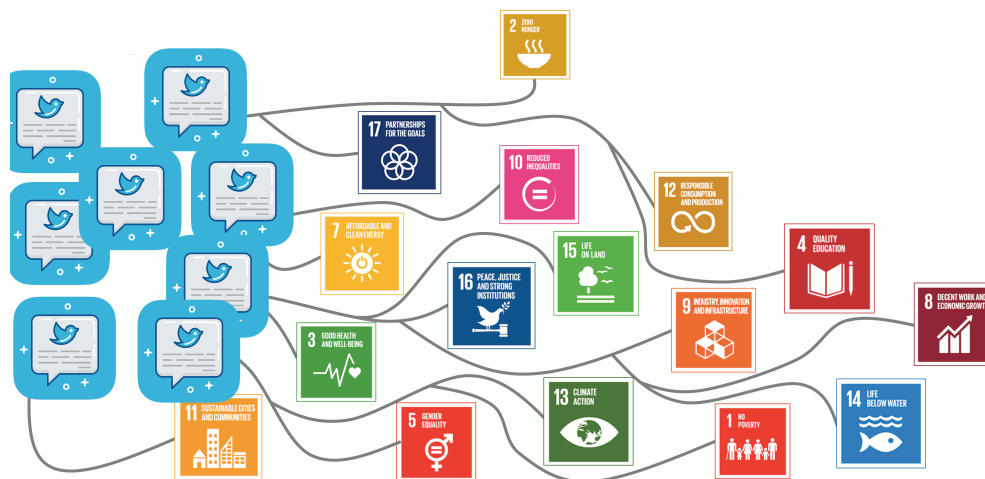
Σχήμα 4.4.2: Ανιχνευθείσες κοινότητες του SDG πλέγματος.



## Κεφάλαιο 5

# Μελέτη τάσεων στο Twitter

Στο πέμπτο κεφάλαιο της διπλωματικής εργασίας, μελετάται η παρουσία των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, όπως αυτή εκφράζεται από επίσημους λογαριασμούς με υψηλή επιρροή. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται το μοντέλο που αναπτύχθηκε για την ταξινόμηση αναρτήσεων στο Twitter, με βάση την αναφορά τους σε κάποιον από τους Στόχους. Οι αναρτήσεις αυτές συλλέγονται από επίσημους λογαριασμούς φορέων της Ευρωπαϊκής Ένωσης, των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής, Μη Κυβερνητικών Οργανισμών και Διεθνών Οργανισμών, ενώ η συγκέντρωση των σχετικών αναρτήσεων επιτυγχάνεται μέσω λέξεων-κλειδιών που αντικατοπτρίζουν το νόημα καθενός από τους Στόχους. Επιπλέον, προκειμένου να διαφραίνεται η χρονική εξέλιξη των τάσεων γύρω από τα SDGs, μελετώνται αναρτήσεις δύο ξεχωριστών χρονικών περιόδων: στο διάστημα 2010-2014 και στο διάστημα 2018-2022. Μέσα από αυτήν τη διαδικασία, κατανοείται πληρέστερα η έμφαση που δίνεται από επίσημους φορείς σε κάθε Στόχο στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης ανά τα χρόνια και τονίζονται τυχόν διαφοροποιήσεις ανάμεσα σε κυβερνήσεις, φορείς και μη κερδοσκοπικούς οργανισμούς.



Σχήμα 5.0.1: Απεικόνιση αναρτήσεων στο Twitter στους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης.

Στην πρώτη ενότητα εισάγεται η εργαλειοθήκη *TWINT*, μέσω της οποίας συλλεγονται οι αναρτήσεις λογαριασμών από το Twitter. Στη δεύτερη ενότητα, αναλύεται η διαδικασία εξόρυξης και προεπεξεργασίας των tweets ώστε να αποτελέσουν είσοδο για το μοντέλο που υλοποιήσαμε. Στη τρίτη και τέταρτη ενότητα περιγράφονται οι τάσεις γύρω από τα SDGs, όπως αυτές εκφράζονται από αναρτήσεις επίσημων λογαριασμών στα χρονικά διαστήματα 2010-2014 και 2018-2022 αντίστοιχα.

## 5.1 Η εργαλειοθήκη TWINT

Η εργαλειοθήκη *TWINT- Twitter Intelligence Tool* συνιστά προηγμένο scrapping εργαλείο, γραμμένο σε γλώσσα python, για τη συλλογή αναρτήσεων από λογαριασμούς του Twitter, δίχως να απαιτείται η χρήση του Twitter API. Το TWINT αξιοποιεί τους τελεστές αναζήτησης του Twitter ώστε να επιτρέπει την εξόρυξη αναρτήσεων είτε από συγκεκριμένους χρήστες, είτε γύρω από συγκεκριμένες θεματικές, είτε με βάση hashtags και τάσεις, καθώς και τον διαχωρισμό ευαίσθητης πληροφορίας από Tweets, όπως e-mail και τηλεφωνικά νούμερα. Επιπλέον, επιτρέπει τη χρήση ειδικών queries που συλλέγουν τους ακολούθους ενός χρήστη και τα Tweets που αρέσουν σε έναν χρήστη, δίχως να απαιτείται κάποια μορφή αυθεντικοποίησης.

## 5.2 Εξόρυξη και προεπεξεργασία Tweets

Σε πρώτη φάση, αναλύεται η διαδικασία εξόρυξης αναρτήσεων του Twitter και η προεπεξεργασία αυτών, ώστε να αποτελέσουν είσοδο στο μοντέλο - ταξινομητή κειμενικών αποσπασμάτων με βάση τα SDGs. Αρχικά, προσδιορίζονται οι λογαριασμοί Twitter από τους οποίους συλλέγονται οι αναρτήσεις. Δεδομένου ότι πρόκειται για ένα πρόβλημα απεικόνισης αναρτήσεων μέσω κοινωνικής δικτύωσης σε κάποιους από τους Στόχους, εστιάζουμε σε επίσημους λογαριασμούς - φορείς της Ευρωπαϊκής Ένωσης, των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής, Μη Κυβερνητικών Οργανισμών και Διεθνών Οργανισμών. Με αυτόν τον τρόπο, εξετάζεται η προσοχή που αποδίδεται σε κάθε Στόχο από κυβερνητικούς οργανισμούς και φορείς που δρουν στη σφαίρα της Βιώσιμης Ανάπτυξης. Οι λογαριασμοί που εν τέλει επιλέγονται είναι η εξής:

- **Λογαριασμοί Ευρωπαϊκής Ένωσης**

1. European Parliament
2. EU Council
3. EU Commission
4. The Council of Europe
5. EU Climate Action
6. EU Environment

- **Λογαριασμοί ΗΠΑ**

1. The White House
2. USA State Department
3. USA Government
4. President of the United States (currently Joe Biden)

- **Λογαριασμοί ΜΚΟ**

1. UNICEF
2. WWF
3. Medecins sans Frontieres (MSF)
4. ActionAid EU

- **Λογαριασμοί Διεθνών Οργανισμών**

1. United Nations
2. UNESCO

## 3. Global Goals

## 4. OECD

Σε δεύτερο στάδιο περιορίζουμε τις αναρτήσεις των άνωθι λογαριασμών που εν τέλει συλλέγονται, χρησιμοποιώντας λέξεις- κλειδιά σχετικές με καθένα από τους Στόχους. Στον πίνακα 5.1 φαίνονται οι λέξεις - κλειδιά που επιλέγονται για κάθε Στόχο, κατά τη διαδικασία του scrapping. Επιπλέον, περιορίζουμε τη χρονικά περίοδο των αναρτήσεων να εκτείνεται αρχικά στο χρονικό διάστημα 2010-2014 και ύστερα στην περίοδο 2018-2022. Συνολικά, συλλέγονται **3053, 1672, 1698 και 3294 tweets** για λογαριασμούς της ΕΕ, των ΗΠΑ, των ΜΚΟ και των Διεθνών Οργανισμών αντίστοιχα, για το διάστημα 2018-2022. Όσον αφορά το χρονικό διάστημα 2010-2014, ο συνολικός αριθμός των Tweets που γίνονται scrapped είναι **1656, 876, 1012 και 2554** για λογαριασμούς της ΕΕ, των ΗΠΑ, των ΜΚΟ και των Διεθνών Οργανισμών αντίστοιχα.

SDG	Keywords
1	"poverty", "poor"
2	"hunger", "nutrition", "food", "agriculture"
3	"health", "healthcare", "life expectancy", "well-being"
4	"education", "learning", "school", "schools"
5	"gender", "equality", "sexual orientation", "women"
6	"water", "clean water", "sanitation", "hygiene"
7	"energy", "renewable", "electricity"
8	"economic", "growth", "employment", "unemployment", "financial", "work"
9	"industry", "innovation", "infrastructure", "production", "product", "manufacture"
10	"inequality", "inequalities", "refugees", "disabilities", "disability"
11	"cities", "settlements", "urban", "public transport"
12	"consumption", "production", "waste", "recycle", "recycling", "plastic"
13	"climate", "greenhouse", "carbon", "pollution", "temperature", "warming"
14	"life", "marine", "aquatic", "seas", "sea", "oceans", "ocean"
15	"fauna", "animals", "species", "ecosystem", "ecosystems", "forests", "biodiversity", "land"

Πίνακας 5.1: Λέξεις-κλειδιά ανά Στόχο Βιώσιμης Ανάπτυξης για την εξόρυξη tweets.

Έχοντας συλλέξει τα δεδομένα των αναρτήσεων, η προεπεξεργασία των κειμενικών αποσπασμάτων καθεαυτών γίνεται μέσω της βιβλιοθήκης *ekphrasis* [BPD17]. Πρόκειται για μια συλλογή κειμενικών εργαλείων, ειδικά προορισμένη για κείμενα από κοινωνικά μέσα δικτύωσης, όπως το Twitter και το Facebook, που χρησιμεύει στην τμηματοποίηση (tokenization), την κανονικοποίηση λέξεων, την κατάτμηση λέξεων (για τον διαχωρισμό των hashtags) και την ορθογραφική διόρθωση, χρησιμοποιώντας στατιστικά λέξεων από δύο μεγάλα σώματα (english Wikipedia, twitter - 330mil english tweets).

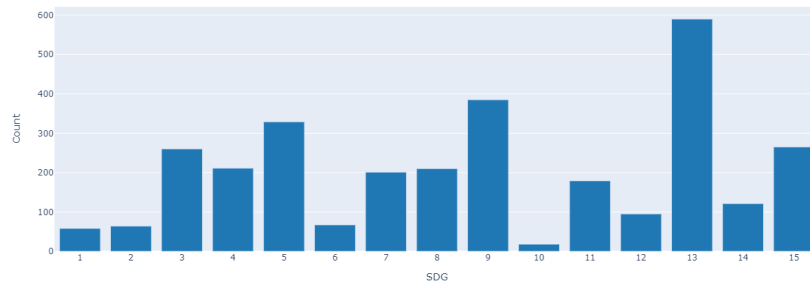
Στην προκειμένη περίπτωση, για τις συλλεχθέντες αναρτήσεις, κανονικοποιούμε ειδικές λέξεις ('url', 'email', 'percent', 'money', 'phone', 'user', 'time', 'date'), και προβαίνουμε στη διάσπαση και ορθογραφική διόρθωση λέξεων με βάση τα στατιστικά του twitter. Έπειτα, ξετυλίγονται πιθανά hashtags, ενώ η τμηματοποίηση των αποσπασμάτων γίνεται με βάση τον BERT Tokenizer. Τέλος, αντικαθίστανται tokens που αντιστοιχούν σε emoticons, με τη βοήθεια ειδικών λεξιλογίων.

Τέλος, με τα κειμενικά αποσπάσματα των tweets να έχουν τμηματοποιηθεί, επαναλαμβάνεται η διαδικασία προεπεξεργασίας που περιγράφηκε στην Ενότητα 4.1. Με αυτόν τον τρόπο, τα δεδομένα βρίσκονται πλέον σε κατάλληλη μορφή να αποτελέσουν είσοδο του fine-tuned BERT μοντέλου που υλοποιήσαμε, προκειμένου να ταξινομηθούν σε κάποιον από τους 15 πρώτους Στόχους.

## 5.3 SDG Τάσεις περιόδου 2018-2022

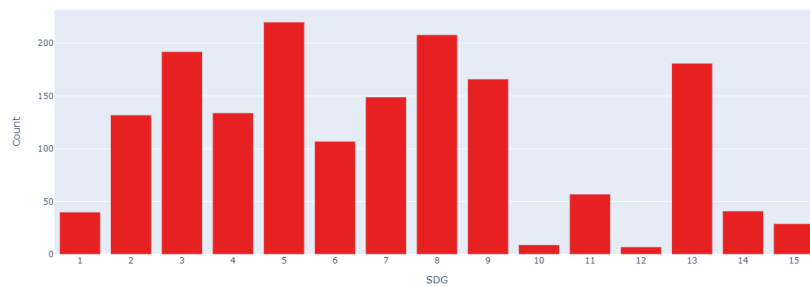
Τροφοδοτώντας το μοντέλο μας με tweets σχετικά με τα SDGs της χρονικής περιόδου 2018-2022, μπορούμε να εξάγουμε χρήσιμα συμπεράσματα πάνω στις πρόσφατες τάσεις που εκδηλώνονται γύρω από θέματα της Βιώσιμης Ανάπτυξης. Στο Σχήμα 5.3.1 παρουσιάζονται τα ιστογράμματα ανά ομάδα λογαριασμών με τις ταξινομήσεις των

Figure 1. Distribution of EU Tweets over SDGs



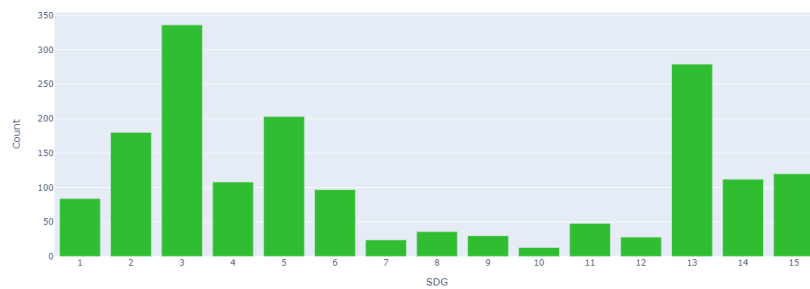
(a) Ιστόγραμμα SDGs για λογαριασμούς ΕΕ.

Figure 2. Distribution of USA Tweets over SDGs



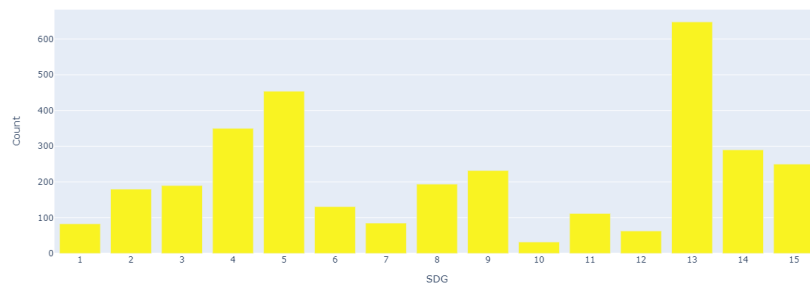
(b) Ιστόγραμμα SDGs για λογαριασμούς ΗΠΑ.

Figure 3. Distribution of NGO Tweets over SDGs



(c) Ιστόγραμμα SDGs για λογαριασμούς ΜΚΟ.

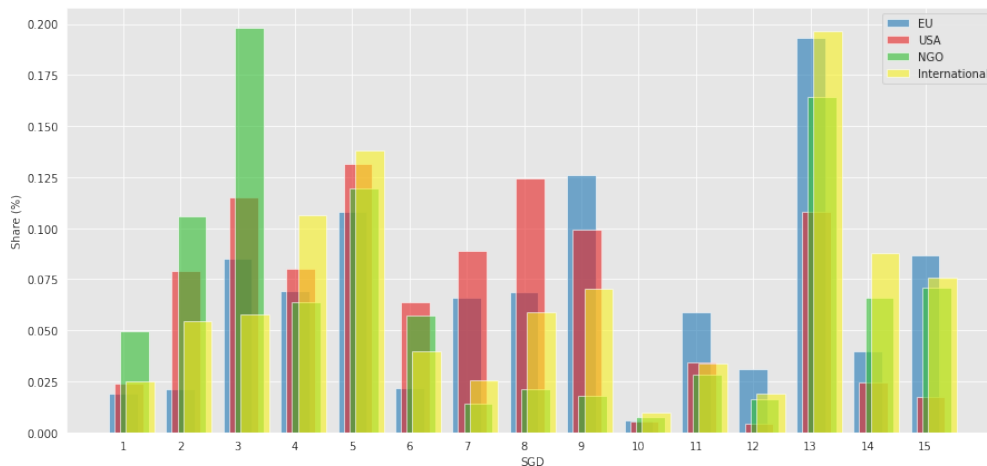
Figure 3. Distribution of International Organizations Tweets over SDGs



(d) Ιστόγραμμα SDGs για λογαριασμούς Διεθνών Οργανισμών.

Σχήμα 5.3.1: SDG Τάσεις ανά κατηγορία λογαριασμών για την περίοδο 2018-2022.

tweets σε κάθε Στόχο. Ενδιαφέροντα συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν, ιδίως αν παρατηρήσει κανείς τους πέντε πιο δημοφιλείς Στόχους σε πλήθος αναρτήσεων στο Twitter, ανά ομάδα λογαριασμών (Σχήμα 5.3.3).

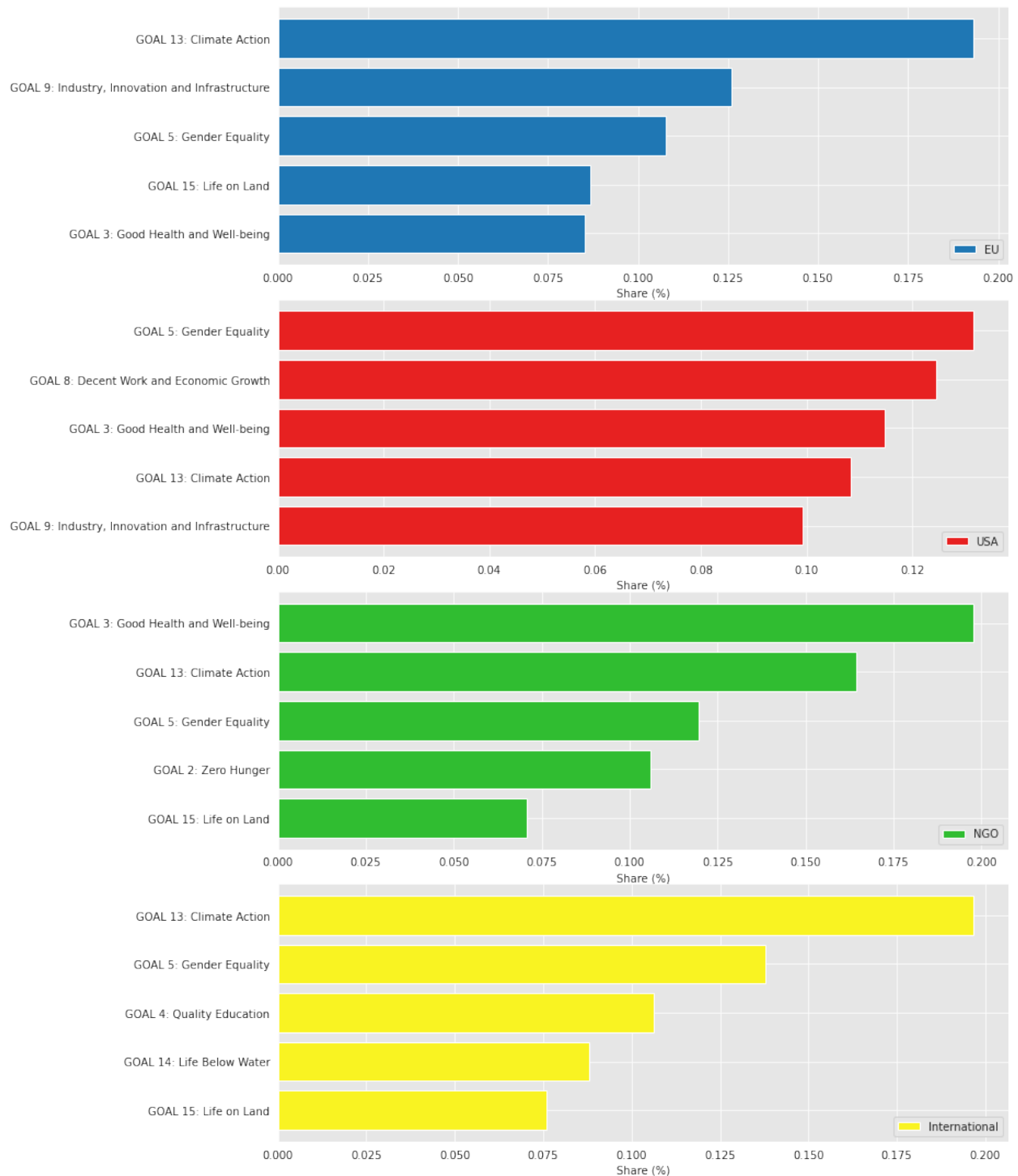


Σχήμα 5.3.2: Ιστογράμματα τάσεων ανά ομάδα λογαριασμών σε κοινό διάγραμμα [2018-2022].

Πιο συγκεκριμένα, αξίζει να παρατηρήσει κανείς ότι ο *'SDG 3: Καλή υγεία και ευημερία'* φαίνεται να πρωταγωνιστεί στις τάσεις των Tweets, καθώς συγκαταλέγεται στις πρώτες πέντε αναρτήσεις λογαριασμών της Ε.Ε και των Η.Π.Α, ενώ κατατάσσεται στην πρώτη θέση στις αναρτήσεις λογαριασμών Μη Κυβερνητικών Οργανισμών. Το γεγονός αυτό είναι αρκετά πιθανό να οφείλεται στην πανδημία Covid-19 που συγκλόνισε την ανθρωπότητα κατά τη χρονικά περίοδο 2020-2022. Όπως είναι φυσικό, η δημοτικότητα των Στόχων φαίνεται να επηρεάζεται άμεσα από την επικαιρότητα, κινητοποιώντας φορείς και ενδιαφερομένους να προτείνουν βιώσιμες λύσεις σε προβλήματα που μαστιάζουν το διεθνές προσκήνιο κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου.

Έπειτα, ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι επίσημοι λογαριασμοί της Ευρωπαϊκής Ένωσης φαίνεται να είναι περισσότερο ευαισθητοποιημένοι σε θέματα κλιματικής αλλαγής και περιβάλλοντος από αντίστοιχους με έδρα τις Η.Π.Α. Κάτι τέτοιο, διαφαίνεται από την πρωτιά του *'SDG 13: Δράση για το κλίμα'* στις Ευρωπαϊκές τάσεις με διαφορά από τους υπόλοιπους Στόχους, σε συνδυασμό με την παρουσία του Στόχου *'SDG 15: Ζωή στη Στεριά'* στην πρώτη πεντάδα. Οι λογαριασμοί των Η.Π.Α. συγκαταλέγουν μόνο τον Στόχο 13 στην τέταρτη θέση, εκφράζοντας προφανώς ενδιαφέρον για ζητήματα κλιματικής αλλαγής, αλλά υστερώντας μπροστά στις τάσεις της Ευρωπαϊκής Ένωσης.

Τέλος, παρατηρώντας τα ιστογράμματα των SDGs ανά ομάδα λογαριασμών, διακρίνει κανείς από τη μεριά των επίσημων κυβερνητικών φορέων της Ε.Ε και των Η.Π.Α ανεπτυγμένο ενδιαφέρον σε Στόχους που αφορούν οικονομική ανάπτυξη, καινοτομία και βιώσιμη αστικοποίηση, ενώ από την άλλη Μη Κυβερνητικοί και Διεθνείς Οργανισμοί παρουσιάζονται περισσότερο ευαισθητοποιημένοι κυρίως σε θέματα κοινωνικής πρόνοιας και περιβαλλοντικής δράσης. Την πεντάδα των τάσεων για Ε.Ε και Η.Π.Α συμπληρώνει ο *'SDG 9: Βιομηχανία, καινοτομία και υποδομές'*, ενώ τη δεύτερη θέση για τις Η.Π.Α. καταλαμβάνει ο *'SDG 8: Κοινωνική εργασία και οικονομική πρόοδος'*. Όπως αναμένει κανείς, άλλωστε, επίσημοι κυβερνητικοί φορείς φαίνεται να απασχολούνται κατά κόρον με θέματα οικονομικής προόδου και τεχνολογικής καινοτομίας. Από την άλλη πλευρά, οι τάσεις των Μ.Κ.Ο. και Διεθνών Οργανισμών περιλαμβάνουν Στόχους στη σφαίρα της κοινωνικής βιωσιμότητας (*'SDG 5: Ισοτητα Φύλων'*, *'SDG 2: Μηδενική πείνα'*, *'SDG 4: Ποιοτική εκπαίδευση'*) και κυρίως στη σφαίρα περιβαλλοντικής δράσης (*'SDG 13: Δράση για το κλίμα'*, *'SDG 15: Ζωή στη Στεριά'*, *'SDG 14: Ζωή στο νερό'*). Ο Στόχος 13, μάλιστα, καταλαμβάνει με διαφορά την πρώτη θέση των τάσεων για τους Διεθνείς Οργανισμούς, γεγονός που τονίζει την κρισιμότητα της κλιματικής δράσης στη σύγχρονη εποχή.

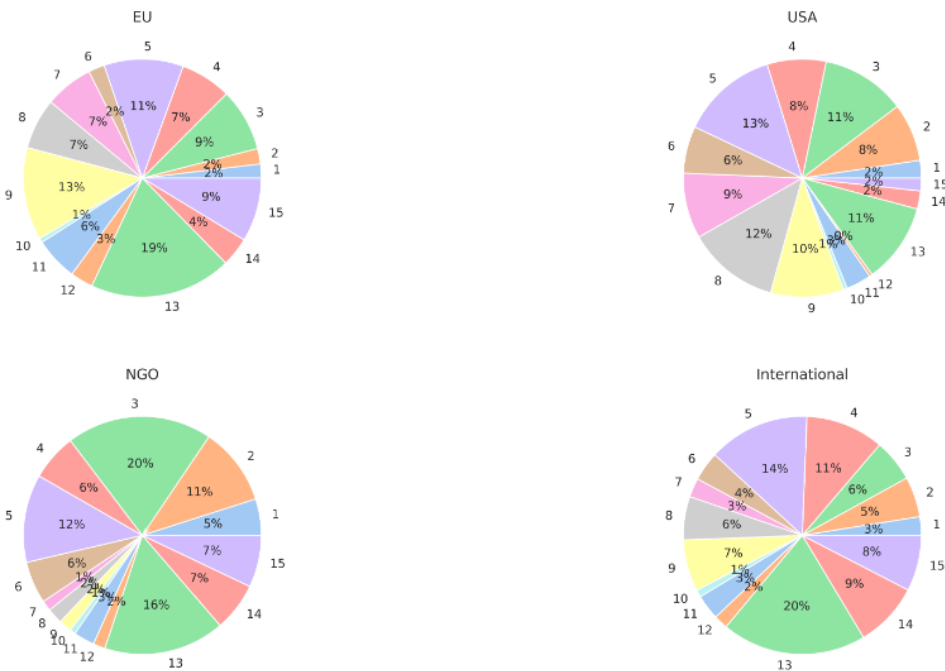


Σχήμα 5.3.3: Πέντε πιο δημοφιλείς Στόχοι ανά ομάδα λογαριασμών [2018-2022].

## 5.4 SDG Τάσεις περιόδου 2010-2014

Προκειμένου να φανεί πληρέστερα η επίδραση της επικαιρότητας στις τάσεις γύρω από τα SDGs, μελετάμε εκ νέου για τους ίδιους λογαριασμούς και για τις ίδιες λέξεις - κλειδιά, την αντιστοίχιση αναρτήσεων στο Twitter με κάποιον από τους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης, αυτή τη φορά για το χρονικό διάστημα 2010-2014. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται για την απεικόνιση των κειμενικών αποσπασμάτων στους Στόχους είναι και πάλι





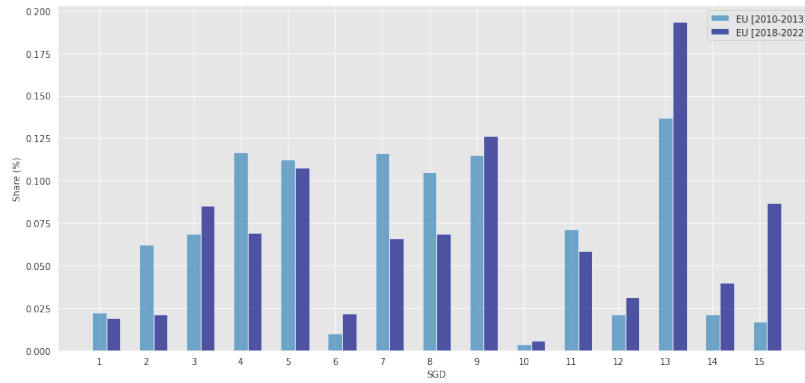
Σχήμα 5.3.4: Διαγράμματα πίτας SDG τάσεων ανά ομάδα λογαριασμών [2018-2022].

το *finetuned* BERT που εκπαιδεύτηκε στο σύνολο δεδομένων OSDG-CD. Τυχόν διαφοροποιήσεις με την περίοδο 2018-2022 διαφαίνονται πληρέστερα στο Σχήμα 5.4.1, όπου απεικονίζονται τα ιστογράμματα των SDGs ανά κατηγορία λογαριασμών, συγκριτικά και για τις δύο χρονικές περιόδους.

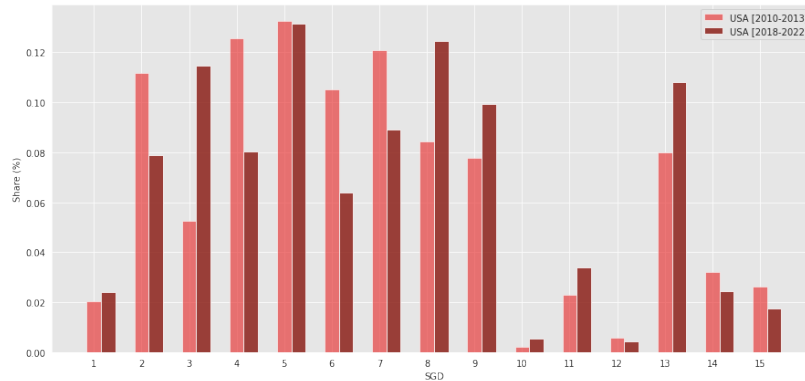
Ως πρώτη διαπίστωση, παρατηρεί κανείς ότι συγκριτικά με το διάστημα 2010-2014, το ενδιαφέρον όλων των ομάδων λογαριασμών (Ε.Ε., Η.Π.Α., Μ.Κ.Ο. και Διεθνείς Οργανισμοί) έχει αυξηθεί ραγδαία την τελευταία πενταετία πάνω σε θέματα κλιματικής δράσης και περιβαλλοντικής συνείδησης. Ιδιαίτερα στους λογαριασμούς Ευρωπαϊκής Ένωσης και Διεθνών Οργανισμών, η προσοχή που δίνεται στον Στόχο 'SDG 3: Δράση για το κλίμα' παρουσιάζει ραγδαία αυξημένη παρουσία στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης. Κάτι τέτοιο, κρούει τον κώδωνα του κινδύνου, υπερτονίζοντας δυσοίωνες επιπτώσεις της κλιματικής αλλαγής για το μέλλον της ανθρωπότητας. Η έκφραση συλλογικής ανησυχίας από πληθώρα επίσημων φορέων - κυβερνητικών και μη - αποκαλύπτει την επιτακτική ανάγκη για δράση και λήψη αποφάσεων με γνώμονα τη βιωσιμότητα του πλανήτη.

Παρά την μεταστροφή των τάσεων στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης από λογαριασμούς επίσημων φορέων γύρω από θέματα κλιματικής αλλαγής και περιβάλλοντος, η πρόθεση αυτή υστερεί σε μεθοδικότητα και συστηματικότητα. Δεδομένου της διασυνδεσιμότητας των Στόχων, καθώς και του γεγονότος ότι ο 'SDG 13: Δράση για το κλίμα', συνυπάρχει στην ίδια κοινότητα με τους Στόχους 6, 7, 14 και 15 στο SDG πλέγμα, οι περισσότεροι φορείς φαίνεται να μην αξιοποιούν την αλληλοεξάρτηση των υπόλοιπων Στόχων. Ειδικότερα, οι Στόχοι *SDG 14: Ζωή στο νερό* και *SDG 15: Ζωή στη στεριά* εμφανίζουν μείωση δημοτικότητας για την τελευταία πενταετία στους λογαριασμούς φορέων Η.Π.Α και Μη Κυβερνητικών Οργανισμών. Από την άλλη, λογαριασμοί με έδρα την Ευρωπαϊκή Ένωση ή συσχετιζόμενοι με Διεθνείς Οργανισμούς, κατάφεραν να αναζωπυρώσουν το ενδιαφέρον γύρω από θέματα ζωής και βιοποικιλότητας σε νερό και στεριά - τουλάχιστον συγκριτικά με την περίοδο 2010-2014 - ωστόσο συνεχίζουν να παραμελούν άλλους Στόχους της ίδιας κοινότητας (SDGs 6, 7). Προκειμένου να ευδοκιμήσουν προσπάθειες για το κλίμα, λοιπόν, όλοι οι φορείς καλούνται να αποκτήσουν μια ολιστική προσέγγιση του θέματος, προσεγγίζοντας με τον ίδιο ζήλο τους Στόχους που ανήκουν στην ίδια κοινότητα.

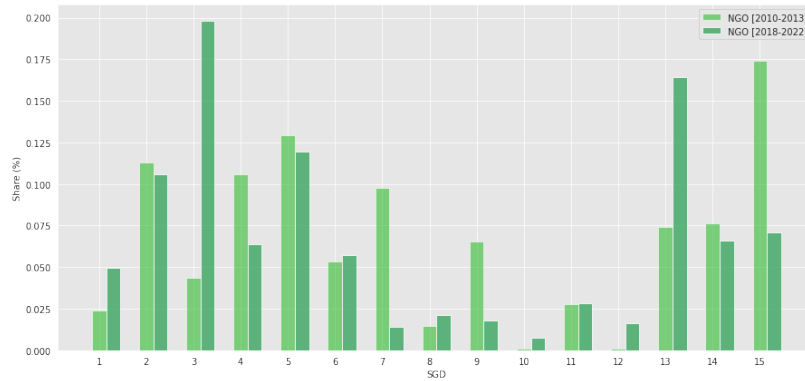
Ως δεύτερη παρατήρηση, διαπιστώνει κανείς πως κατά τη χρονική περίοδο 2010-2014 οι περισσότεροι οργανισμοί εστιάζουν σε θέματα κοινωνικής φύσεως με του Στόχους 3, 4 και 5 να είναι αυξημένης δημοτικότητας (2<sup>η</sup> κοινότητα στο SDG πλέγμα). Έννοιες ισότιμης εκπαίδευσης και φυλετικών διακρίσεων πρωταγωνιστούν στις τάσεις εκείνης της περιόδου στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, με τους αντίστοιχους Στόχους να καταλαμβάνουν το μεγαλύτερο μερίδιο ψηφιακής παρουσίας. Οι τάσεις γύρω από κοινωνικά ζητήματα, ωστόσο, έχασαν έδαφος



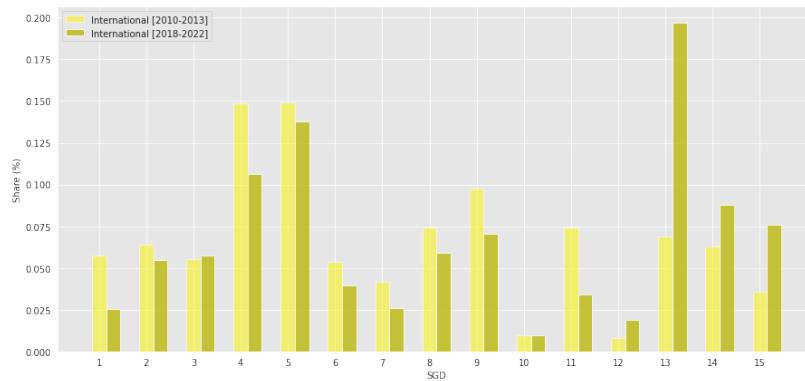
(a) Ιστογράμματα SDGs για λογαριασμούς ΕΕ.



(b) Ιστογράμματα SDGs για λογαριασμούς ΗΠΑ.



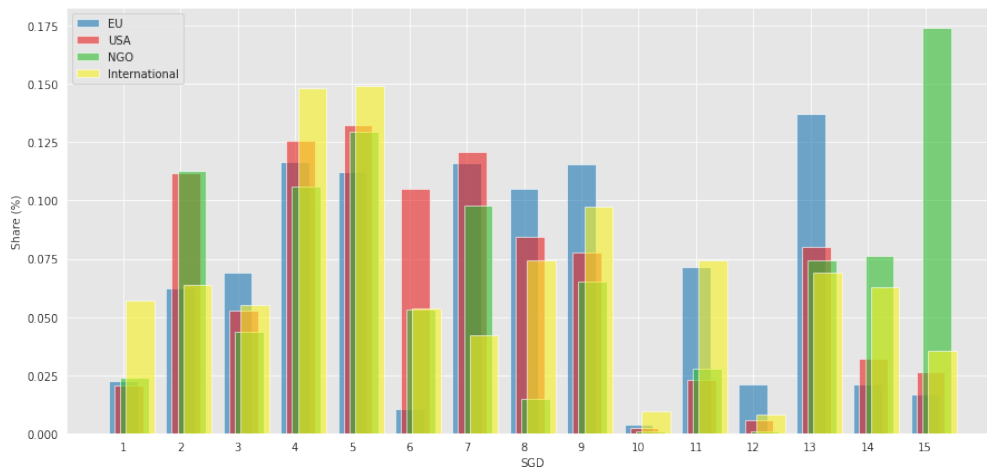
(c) Ιστογράμματα SDGs για λογαριασμούς ΜΚΟ.



(d) Ιστογράμματα SDGs για λογαριασμούς Διεθνών Οργανισμών.

Σχήμα 5.4.1: SDG Τάσεις ανά κατηγορία λογαριασμών για τις περιόδους 2010-2014 και 2018-2022.

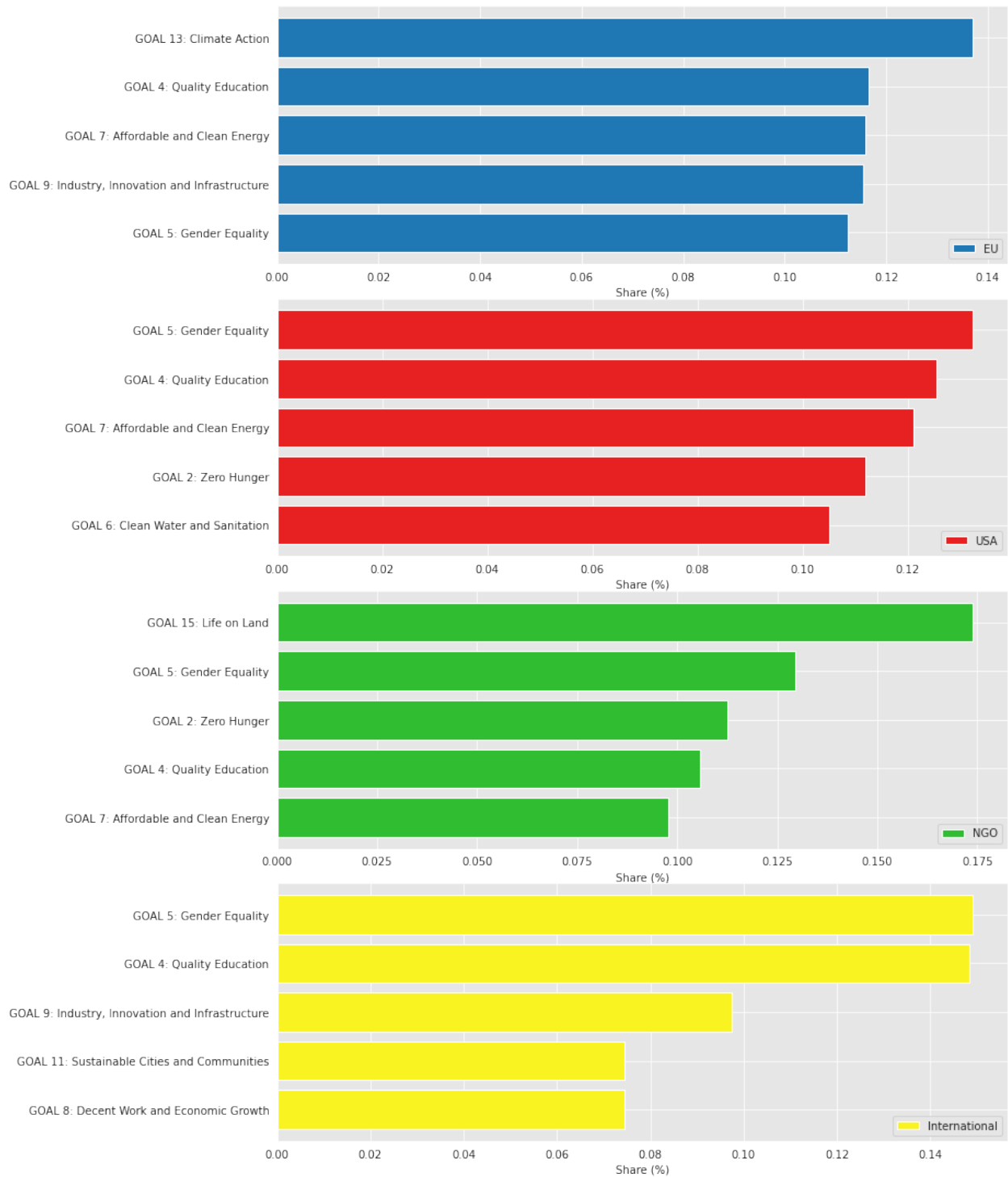
κατά την τελευταία πενταετία, με μοναδική εξαίρεση τον Στόχο 'SDG 3: Καλή υγεία και ευημερία', ο οποίος παρουσίασε αυξημένη δημοτικότητα σε λογαριασμούς Η.Π.Α και Μ.Κ.Ο., γεγονός που, όπως αναφέρθηκε, πιθανώς οφείλεται στην πανδημία COVID-19 που μονοπόλησε το διεθνές ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια.



Σχήμα 5.4.2: Ιστογράμματα τάσεων ανά ομάδα λογαριασμών σε κοινό διάγραμμα [2010-2014].

Έπειτα, άξιο αναφοράς είναι το γεγονός ότι λογαριασμοί Διεθνών Οργανισμών παρουσίασαν αυξημένο ενδιαφέρον γύρω από ζητήματα οικονομικής ανάπτυξης και βιώσιμης βιομηχανίας και αστικοποίησης, κατά το χρονικό διάστημα 2010-2014. Οι Στόχοι 'SDG 8: Κοινωνική εργασία και οικονομική πρόοδος', 'SDG 9: Βιομηχανία, καινοτομία και υποδομές' και 'SDG 11: Βιώσιμες πόλεις και κοινότητες' κατείχαν αισθητή παρουσία σε Twitter λογαριασμούς του Ο.Η.Ε και άλλων διεθνών οργανισμών. Κάτι τέτοιο δεν προκαλεί έκπληξη, καθώς το διάστημα 2010-2014 αποτελεί περίοδο - απόηχος της παγκόσμιας οικονομικής κρίσης που μετατόπισε ριζικά την παγκόσμια γνώμη γύρω από έννοιες οικονομικής ανάκαμψης και ανανεώσιμων πηγών εσόδων. Για άλλη μια φορά, λοιπόν, διαφαίνεται η επίδραση της επικαιρότητας στον τρόπο που το όραμα βιώσιμης ανάπτυξης προσεγγίζεται από επίσημους φορείς.

Τέλος, είναι αξιοσημείωτο πως ανεξαρτήτως χρονικής περιόδου, κάποιοι Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης παρουσιάζονται αρκετά παραμελημένοι, δίχως αισθητή παρουσία στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης. Πρόκειται για τους Στόχους 'SDG 10: Μειωμένες ανισότητες', 'SDG 12: Υπεύθυνη κατανάλωση και παραγωγή' και 'SDG 1: Μηδενική Φτώχεια', οι οποίοι αδιαμφισβήτητα είναι καθοριστικής σημασίας για την επίτευξη ενός βιώσιμου μέλλοντος. Θέματα που πραγματεύονται από τους εν λόγω Στόχους, μάλιστα, αποτελούν πυρήνα πολλών προβλημάτων στη σφαίρα του οικονομικού και κοινωνικού βίου, που αν δεν λάβουν την αρμόζουσα προσοχή, οποιαδήποτε προσπάθεια βιώσιμης ανάπτυξης μπορεί να αποβεί μάταιη.



Σχήμα 5.4.3: Πέντε πιο δημοφιλείς Στόχοι ανά ομάδα λογαριασμών [2010-2014].

# Κεφάλαιο 6

## Επίλογος

### 6.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, οι 17 Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης (SDGs) συνιστούν ένα παγκόσμιο σχεδιάγραμμα που καλεί κράτη, φορείς και ενδιαφερόμενους να λάβουν δράση για την ευημερία των λαών και του πλανήτη. Αποτελούν μια συντονισμένη προσπάθεια για την ευαισθητοποίηση γύρω από κρίσιμα θέματα, όπως είναι η φτώχεια, η πείνα, η υγεία, η εκπαίδευση, η ισότητα των φύλων, οι βιώσιμες πηγές ενέργειας, η οικονομική πρόοδος και καινοτομία, η κλιματική αλλαγή, η δικαιοσύνη και η ειρήνη. Το όραμα της Βιώσιμης Ανάπτυξης σκοπεύεται να πραγματοποιηθεί μέχρι το 2030, ενώ αποτελεί κατευθυντήριο άξονα για την διεπικοινωνία λαών και φορέων σε ένα κοινό πνεύμα ομόνοιας και συνεργατικότητας.

Όπως αναφέρθηκε, η συμβολή της επιστήμης Μηχανικής Μάθησης και Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας αποδεικνύεται καθοριστική για την επίτευξη των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης. Στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής, προτείναμε έναν ταξινομητή κειμένων σε εχέση με τα SDGs, ο οποίος στηρίζεται στην αρχιτεκτονική και τη λειτουργία του μοντέλου βαθιάς μάθησης BERT. Η εκπαίδευση του μοντέλου υποβοηθήθηκε από το σύνολο δεδομένων OSDG-CD, το οποίο αποτέλεσε άμεσο αποτέλεσμα της δουλειάς εκατοντάδων εθελοντών, οι οποίοι συνεισφεραν στην κατανόηση των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης. Μέσω της ταξινόμησης αδόμητης πληροφορίας στο πλαίσιο των SDGs, ο κάθε ενδιαφερόμενος αποκτά την ευκαιρία να συντονίσει με μεθοδικότητα και οργάνωση τις προσπάθειες του προς την εκπλήρωση των Στόχων, να αναγνωρίσει πιθανές αβλεψίες και προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν και να κατανοήσει πληρέστερα το πνεύμα διασυνδεσιμότητας που διέπει τα SDGs. Οι δυνατότητες αυτές συσσωρεύονται στη μορφή ενός εύχρηστου εργαλείου, της βιβλιοθήκης ανοικτού κώδικα *text2sdg*, η οποία προτείνεται από εμάς για να υποβοηθήσει το έργο φορέων και εθελοντών στην εκπλήρωση της 2030 Agenda.

Σε δεύτερο στάδιο, κατασκευάσαμε το SDG πλέγμα, δηλαδή τον γράφο οι κόμβοι του οποίου αντιστοιχίζονται στους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης και οι ακμές του σε συνδέσεις μεταξύ αυτών. Η ισχύς κάθε σύνδεσης εκφράζεται μέσω βαρών, τα οποία όσο μεγαλύτερη τιμή λαμβάνουν τόσο "ισχυρότερη" σύνδεση υποδηλώνουν ανάμεσα σε δύο Στόχους. Για τη δημιουργία του SDG πλέγματος χρησιμοποιείται ο πίνακας σύγκυσης των προβλέψεων του προτεινόμενου μοντέλου πάνω στο σύνολο δεδομένων επικύρωσης. Το πλέγμα μπορεί να αποτελέσει πυξίδα συνεργασίας μεταξύ ενδιαφερομένων, καθώς εκφράζει τη διασυνδεσιμότητα των Στόχων και προτρέπει στη καθολική προσέγγιση τους ως ομάδες και όχι ως μεμονωμένες οντότητες. Αναγνωρίζοντας, δηλαδή, ισχυρές συνδέσεις, οι ενδιαφερόμενοι καλούνται να αναγνωρίσουν Στόχους που αλληλοεπηρεάζονται και αλληλοεξαρτώνται και να προβούν στην εκπλήρωσή τους με πιο μεθοδικό και ολιστικό τρόπο. Ο κάθε ενδιαφερόμενος, λοιπόν, καλείται να προσεγγίσει το όραμα της βιώσιμης ανάπτυξης, αντιμετωπίζοντας τις πέντε παραπάνω κοινότητες ως αδιαίρετες, ολιστικές ομάδες, αξιοποιώντας τη διασυνδεσιμότητα των επιμέρους Στόχων. Με αυτόν τον τρόπο, η εκπλήρωση κάθε SDG μπορεί να υποβοηθηθεί από, αλλά και συγχρόνως να υποβοηθήσει, την πραγματοποίηση SDGs της ίδιας κοινότητας. Η υποδιαίρεση του πλέγματος σε ισχυρά συνεκτικές κοινότητες, τελικώς, συνιστά πυξίδα συνεργασίας και μεθοδικής τεκμηρίωσης της 2030 Agenda for Sustainable Development του Οργανισμού Ηνωμένων Εθνών.

Τέλος, μελετήθηκε η παρουσία των Στόχων Βιώσιμης Ανάπτυξης στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, όπως αυτή

εκφράζεται από επίσημους λογαριασμούς με υψηλή επιρροή. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται το μοντέλο που αναπτύχθηκε για την ταξινόμηση αναρτήσεων στο Twitter, με βάση την αναφορά τους σε κάποιον από τους Στόχους. Οι αναρτήσεις αυτές συλλέγονται από επίσημους λογαριασμούς φορέων της Ευρωπαϊκής Ένωσης, των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής, Μη Κυβερνητικών Οργανισμών και Διεθνών Οργανισμών, ενώ η συγκέντρωση των σχετικών αναρτήσεων επιτυγχάνεται μέσω λέξεων-κλειδιών που αντικατοπτρίζουν το νόημα καθενός από τους Στόχους. Επιπλέον, προκειμένου να διαφάνεται η χρονική εξέλιξη των τάσεων γύρω από τα SDGs, μελετώνται αναρτήσεις δύο ξεχωριστών χρονικών περιόδων: στο διάστημα 2010-2014 και στο διάστημα 2018-2022. Όπως παρατηρήθηκε, η δημοτικότητα των Στόχων φαίνεται να επηρεάζεται άμεσα από την επικαιρότητα, κινητοποιώντας φορείς και ενδιαφερομένους να προτείνουν βιώσιμες λύσεις σε προβλήματα που μαστίζουν το διεθνές προσκήνιο κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου.

## 6.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Το έργο της παρούσας διπλωματικής αφήνει περιθώρια για μελλοντικές επεκτάσεις. Ενδεικτικά αναφέρονται οι ακόλουθες κατευθύνσεις που μπορούν να αποτελέσουν σημείο αναφοράς για επόμενους ερευνητές:

- Η εκπαίδευση του μοντέλου BERT για ταξινόμηση κειμένων πάνω στο πλαίσιο των SDGs δύναται να επαναληφθεί σε σύνολα δεδομένων διαφορετικά του OSDG-CD, τα οποία να συμπεριλαμβάνουν και τους δύο τελευταίους στόχους *SDG 16: Ειρήνη, δικαιοσύνη και ισχυροί θεσμοί* και *SDG 17: Συνεργασία για τους Στόχους*. Οι εν λόγω Στόχοι εκλείπουν από το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε και όπως είναι φυσικό το μοντέλο μας αδυνατεί να απεικονίσει κειμενικά αποσπάσματα σε αυτούς. Μελλοντική έκδοση του OSDG-CD είναι αρκετά πιθανό να τους συμπεριλάβει στο σύνολο δεδομένων του.
- Όπως αναφέρθηκε, το πρόβλημα ταξινόμησης αδόμητης πληροφορίας στους Στόχους Βιώσιμης Ανάπτυξης είναι εν γένει ένα multi-label classification task. Αυτό διότι, ένα κείμενο μπορεί να πραγματεύεται με ίση βαρύτητα περισσότερους από έναν Στόχο. Η δουλειά μας μπορεί να επεκταθεί, ώστε να λαμβάνει υπόψη τη διασυνδεσιμότητα των SDGs ήδη από το στάδιο της ταξινόμησης. Κάτι τέτοιο, μπορεί να υποβοηθήσει την απεικόνιση του SDG πλέγματος, συνδέοντας Στόχους που δεν εξαρτώνται μόνο από εσφαλμένες ταξινομήσεις του πίνακα σύγκυσης, αλλά και από άλλες μετρικές, όπως είναι συνεισφορές ταξινομήσεων στο multilabel task.
- Η μεθοδολογία που προτείναμε δύναται να εφαρμοστεί και σε άλλα μοντέλα, πέραν του BERT (όπως είναι το GPT-3), τα οποία δεν είναι απαραίτητο να περιορίζονται μόνο στην αγγλική γλώσσα. Ως μελλοντική επέκταση, ενδείκνυται να χρησιμοποιηθεί κάποιο BERT μοντέλο, προεκπαιδευμένο στην ελληνική γλώσσα, προκειμένου να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα γύρω από την Βιώσιμη Ανάπτυξη πάνω στην εγχώρια κοινωνική, οικονομική και πολιτική γνώμη.
- Τέλος, το κομμάτι της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας δύναται να υποβοηθηθεί από τεχνολογίες Γράφων Γνώσης, οι οποίοι αλλάζουν δυναμικά με τον χρόνο. Με τους γράφους γνώσης, τα γλωσσικά μοντέλα μπορούν να αναπαραστήσουν σχέσεις και ακριβή νοήματα των δεδομένων, αντί να παράγουν απλώς λέξεις με βάσει κάποιο πρότυπο. Συνενώνοντας τις δυνατότητες γράφων γνώσης και τεχνολογιών μηχανικής μάθησης, η ευστοχία των αποτελεσμάτων μπορεί να ενισχυθεί και να προκύψουν νέοι ορίζοντες στους τρόπους προσέγγισης της Βιώσιμης Ανάπτυξης από την επιστημονική κοινότητα.

# Παράρτημα Α

## Βιβλιογραφία

- [Ala18] Alammam, J. *The illustrated bert*. 2018. DOI: <http://jalammam.github.io/illustrated-bert/>.
- [Ala19] Alammam, J. *The illustrated gpt-2*. 2019. DOI: <http://jalammam.github.io/illustrated-gpt2/>.
- [Ala] Alammam, J. *The illustrated transformer*. DOI: <http://jalammam.github.io/illustrated-transformer/>.
- [BY14] Bahdanau D., C. K. and Y., B. “Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate.” In: *arXiv e-prints* (2014). DOI: [arXiv:1409.0473](https://arxiv.org/abs/1409.0473).
- [Bax00] Baxter, J. “A model of inductive bias learning.” In: *Journal of artificial intelligence research* 12 (2000), pp. 149–198.
- [BPD17] Baziotis, C., Pelekis, N., and Doukeridis, C. “DataStories at SemEval-2017 Task 4: Deep LSTM with Attention for Message-level and Topic-based Sentiment Analysis”. In: *Proceedings of the 11th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2017)*. Vancouver, Canada: Association for Computational Linguistics, Aug. 2017, pp. 747–754.
- [BP13] Bengio Y., C. A. and P., V. “Representation learning: A review and new perspectives.” In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 35.8 (2013), pp. 1798–1828.
- [BC03] Bengio Y. Ducharme R., V. P. and C., J. “A neural probabilistic language model.” In: 3 (2003), pp. 1137–1155.
- [BG10] Bottou L., L. Y. and G., S. “Large-scale machine learning with stochastic gradient descent.” In: *Proceedings of COMPSTAT’2010* (2010), pp. 177–186.
- [Bre00] Brent, W. D. *Introduction to Graph Theory*. Pearson College Div., 2000.
- [CM16] Cheng J., D. L. and M., L. “Long Short-Term Memory-Networks for Machine Reading.” In: *arXiv e-prints* (2016). DOI: [arXiv:1601.06733](https://arxiv.org/abs/1601.06733).
- [Col11] Collobert R. Weston J., B. L. e. a. “Natural Language Processing (almost) from Scratch.” In: *arXiv e-prints* (2011). DOI: [arXiv:1103.0398](https://arxiv.org/abs/1103.0398).
- [Cos14] Costa, A. “Some remarks on modularity density. Social and Information Networks.” In: *Physics and Society* 1 (2014).
- [D12] D., Z. M. “ADADELTA: An Adaptive Learning Rate Method.” In: *arXiv e-prints* (2012). DOI: [arXiv:1212.5701](https://arxiv.org/abs/1212.5701).
- [DK19] Devlin J. Chang M-W, L. K. and K., T. “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding.” In: (2019). DOI: [arXiv:1810.04805](https://arxiv.org/abs/1810.04805).
- [Dhu15] Dhuria, S. “An approach in natural language processing for data extraction.” In: *International Journal of New Innovations in Engineering and Technology* (2015).
- [DY11] Duchi J., H. E. and Y., S. “Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization.” In: 12 (2011), pp. 2121–2159.
- [ElA20] ElAlfy A Darwish KM, W. O. “Corporations and sustainable development goals communication on social media: corporate social responsibility or just another buzzword?” In: *Sustain Dev* 28(5):1418–1430 (2020). DOI: <https://doi.org/10.1002/sd.2095>.

- [Ena10] Enayet, O. *Natural language processing – the big picture*. 2010. DOI: <https://omarsbrain.wordpress.com/tag/natural-language-processing-linguistics-phonology-morphology-discourse-pragmatic-summarization/>.
- [GN17] Gehring J. Auli M., G. D. Y. D. and N., D. Y. “Convolutional Sequence to Sequence Learning.” In: *arXiv e-prints* (2017). DOI: [arXiv:1705.03122](https://arxiv.org/abs/1705.03122).
- [GY16] Goodfellow I. Bengio Y., C. A. and Y., B. *Deep learning*. Vol. 1. 2. MIT press Cambridge, 2016.
- [Gra13] Graves, A. “Generating Sequences With Recurrent Neural Networks.” In: *arXiv e-prints* (2013). DOI: [arXiv:1308.0850](https://arxiv.org/abs/1308.0850).
- [GI14] Graves A., W. G. and I., D. “Neural Turing Machines.” In: *arXiv e-prints* (2014). DOI: [arXiv:1410.5401](https://arxiv.org/abs/1410.5401).
- [HB16] Hák T., J. S. and B., M. “Sustainable development goals: A need for relevant indicators.” In: *Ecological Indicators* 60.3 (2016). ISSN: 565–573. DOI: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1470160X15004240>.
- [Har54] Harris, Z. S. “Distributional structure.” In: 10.2-3 (1954), pp. 146–162. DOI: <https://doi.org/10.1080/00437956.1954.11659520>.
- [HJ15] He K. Zhang X., R. S. and J., S. “Deep Residual Learning for Image Recognition.” In: *arXiv e-prints* (2015). DOI: [arXiv:1512.03385](https://arxiv.org/abs/1512.03385).
- [Hin99] Hinton G. E. Sejnowski T. J., P. T. A. e. a. “Unsupervised learning: foundations of neural computation.” In: *MIT press* (1999).
- [IV14] I. Sutskever I., V. O. and V., L. Q. “Sequence to sequence learning with neural networks.” In: *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems 2* (2014), pp. 3104–3112.
- [JS18] J., H. and S., R. “Universal Language Model Fine-tuning for Text Classification.” In: *arXiv e-prints* (2018). DOI: [arXiv:1801.06146](https://arxiv.org/abs/1801.06146).
- [J15] J., S. “Deep learning in neural networks: An overview.” In: *Neural Networks* 61 (2015), pp. 85–117.
- [JE70] J.W., E. and E., F. M. *Some Basic Definitions in Graph Theory*. American Physical Society, 1970.
- [Kad11] Kadushin, C. *Understanding Social Networks: Theories, Concepts, and Findings*. Oxford University Press, 2011.
- [Kam] Kampakis, S. *What deep learning is and isn't*. DOI: <https://thedata scientist.com/what-deep-learning-is-and-isnt/>.
- [Kar] Karpathy, A. *Convolutional neural networks for visual recognition..* DOI: <https://cs231n.github.io/neural-networks-1/>.
- [KS14] Karyotis V., S. E. and S., P. *Evolutionary Dynamics of Complex Communications Networks*. CRC Press, 2014.
- [LJ10] L., T. and J., S. “Transfer learning.” In: *Handbook of research on machine learning applications and trends: algorithms, methods, and techniques* (2010), pp. 242–264.
- [LI17] L., V. A. S. N. P. N. U. J. J. L. G. A. N. K. and I., P. “Attention Is All You Need.” In: *arXiv e-prints* (June 2017). DOI: [arXiv:1706.03762](https://arxiv.org/abs/1706.03762).
- [LG15] LeCun Y., B. Y. and G., H. “Deep learning.” In: *Nature* 521.8 (2015), pp. 436–44.
- [LE16] Lei Ba J., K. J. R. and E., H. G. “Layer Normalization.” In: *arXiv e-prints* (2016). DOI: [arXiv:1607.06450](https://arxiv.org/abs/1607.06450).
- [LH19] Li Z., L. Y. and H., L. “Improve Image Captioning by Self-attention.” In: (2019), pp. 91–98.
- [LS20] Lukas Pukelis Nuria Bautista Puig, M. S. and Stanciauskas, V. “OSDG – Open-Source Approach to Classify Text Data by UN Sustainable Development Goals (SDGs).” In: *arXiv e-prints* (2020). DOI: [arXiv:2005.14569](https://arxiv.org/abs/2005.14569).
- [LD15] Luong M. T., P. H. and D., M. C. “Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation.” In: *arXiv e-prints* (2015). DOI: [arXiv:1508.04025](https://arxiv.org/abs/1508.04025).
- [MV15] M., D. A. and V., L. Q. “Semi-supervised Sequence Learning.” In: *arXiv e-prints* (2015). DOI: [arXiv:1511.01432](https://arxiv.org/abs/1511.01432).
- [Mat22] Matsui T. Suzuki K., A. K. e. a. “A natural language processing model for supporting sustainable development goals: translating semantics, visualizing nexus, and connecting stakeholders.” In: *Sustain Sci* 17, 969–985 (2022). DOI: <https://doi.org/10.1007/s11625-022-01093-3>.
- [MJ13] Mikolov T. Chen K., C. G. and J., D. “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.” In: *arXiv e-prints* (2013). DOI: [arXiv:1301.3781](https://arxiv.org/abs/1301.3781).



- 
- [New03a] Newman, M. E. J. “Fast algorithm for detecting community structure in networks.” In: *arXiv e-prints* (2003). DOI: [arXiv:cond-mat/0309508](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1577/1/012026).
- [New03b] Newman, M. E. J. *The structure and function of complex networks*. SIAM Review 45, 2003, pp. 167–256.
- [NM08] Nicosia V. Mangioni G., C. V. and M., M. “Extending the definition of modularity to directed graphs with overlapping communities.” In: *Journal of Statistical Mechanics Theory and Experiment* (2008).
- [Nug20] Nugroho A Widyawan, K. S. “Distributed classifier for SDGs topics in online news using RabbitMQ message broker.” In: *J Phys Conf Ser 1577:012026* (2020). DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1577/1/012026>.
- [OSD22] OSDG. *UNDP IICPSD SDG AI Lab, PPMI. (2022). OSDG Community Dataset (OSDG-CD) [Data set]*. Zenodo. 2022. DOI: [10.5281/zenodo.6393942](https://doi.org/10.5281/zenodo.6393942).
- [PJ14] P., K. D. and J., B. “Adam: A Method for Stochastic Optimization.” In: *arXiv e-prints* (2014). DOI: [arXiv:1412.6980](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1577/1/012026).
- [PJ16] Parikh A. P. Täckström O., D. D. and J., U. “A Decomposable Attention Model for Natural Language Inference.” In: *arXiv e-prints* (2016). DOI: [arXiv:1606.01933](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1577/1/012026).
- [PR17] Paulus R., X. C. and R., S. “A Deep Reinforced Model for Abstractive Summarization.” In: *arXiv e-prints* (2017). DOI: [arXiv:1705.04304](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1577/1/012026).
- [PC14] Pennington J., S. R. and C., M. “GloVe: Global vectors for word representation.” In: *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)* (2014), pp. 1532–1543. DOI: <https://www.aclweb.org/anthology/D14-1162>.
- [Pa18] Peters M. E. M. Neumann, M. I. and al., M. G. et. “Deep contextualized word representations.” In: *arXiv e-prints* (2018). DOI: [arXiv:1802.05365](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1577/1/012026).
- [Pin19] Pincet A Okabe S, P. M. “Linking aid to the sustainable development goals—a machine learning approach.” In: *OECD Development Co-operation Working Papers 52* (2019). DOI: <https://doi.org/10.1787/4bdaeb8c-en>.
- [Pra21] Prakash, P. *An Explanatory Guide to BERT Tokenizer*. 2021. DOI: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/09/an-explanatory-guide-to-bert-tokenizer/>.
- [Pro12] Prof Jeffrey D Sachs, P. “From millennium development goals to sustainable development goals.” In: *Naval Research Logistics Quarterly* 379 (June 2012). ISSN: 2206–2211. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)60685-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60685-0).
- [PS20] Pukelis L, P. N. and Skrynik M, S. V. “OSDG—opensource approach to classify text data by UN sustainable development goals (SDGs).” In: *arXiv - CS - Digital Libraries* (May 2020). DOI: [arXiv:2005.14569](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60685-0).
- [Rad18] Radford, A. “Improving language understanding by generative pre-training.” In: (2018).
- [Raw20] Rawatt, V. *Introduction to Machine Learning*. 2020. DOI: <https://medium.com/@vaani.rawatt/introduction-to-machine-learning-a5ddc31ce404>.
- [RA05] Robert K. W., P. T. M. and A., L. A. “What is sustainable development? goals, indicators, values, and practice.” In: *Environment: Science and Policy for Sustainable Development* 47.3 (2005), pp. 8–21. DOI: <https://doi.org/10.1080/00139157.2005.10524444>.
- [RJ86] Rumelhart D. E., H. G. E. and J., W. R. “Learning Internal Representations by Error Propagation.” In: *Cambridge, MA, USA: MIT Press* (1986), pp. 318–362.
- [Rus] Russel S., N. P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*.
- [SK94] S., W. and K., F. *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press, 1994.
- [Sam59] Samuel, A. L. “Some studies in machine learning using the game of checkers.” In: *IBM Journal of Research and Development* 3.3 (1959), pp. 210–229.
- [Sci20] Sciandra A Surian A, F. L. “Supervised machine learning methods to disclose action and information in “U.N. 2030 agenda” social media data.” In: *Soc Ind Res* (2020). DOI: <https://doi.org/10.1007/s11205-020-02523-4>.
- [Sin] Singh, A. *Brief introduction to attention models*. DOI: <https://towardsdatascience.com/attention-networks-c735befb5e9f>.
- [Tay53] Taylor, W. L. “cloze procedure”: A new tool for measuring readability”. In: *Journalism Quarterly* 30.4 (1953), pp. 415–433. DOI: <https://doi.org/10.1177/107769905303000401>.
-

- [Thr96] Thrun, S. “Is learning the n-th thing any easier than learning the first?” In: *Advances in neural information processing systems* (1996), pp. 640–646.
- [VA08] Vincent P. Larochelle H., B. Y. and A., M. P. “Extracting and composing robust features with denoising autoencoders.” In: (2008), pp. 1096–1103.
- [Wen] Weng, L. *Attention?attention!* DOI: <https://lilianweng.github.io/lil-log/2018/06/24/attention-attention.html?fbclid=IwAR1WZv3cGAlMm7AA6yWq8S1E1ZmTmWBqLYUcoGBDNFXX-nWP1yBG3QZ7omU#whats-wrong-with-seq2seq-model>.
- [WS07] West J., V. D. and S., W. “Spring research presentation: A theoretical foundation for inductive transfer.” In: 1.08 (2007), pp. 242–264.
- [WM21] Wulff, D. U. and Meier, D. S. *text2sdg: Detecting UN Sustainable Development Goals in Text (0.1.0)*. Zenodo. 2021. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.5553980>.
- [YP98] Y. Lecun Y. Bottou L., B. Y. and P., H. “Gradient-based learning applied to document recognition”. In: *Proceedings of the IEEE* 86.11 (1998), pp. 2278–2324.
- [Ya16] Yu Y. Schuster M., C. Z. and al., L. Q. V. et. “oogle’s neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation.” In: (2016).
- [ZB15] Zemel, K. X. J. B. R. K. K. C. A. C. R. S. R. and Bengio, Y. “Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention.” In: *arXiv e-prints* (2015). DOI: [arXiv:1502.03044](https://arxiv.org/abs/1502.03044).
- [Zha19] Zhang, J. “Gradient Descent based Optimization Algorithms for Deep Learning Models Training.” In: *arXiv e-prints* (2019). DOI: [arXiv:1903.03614](https://arxiv.org/abs/1903.03614).
- [Zhu15] Zhu Y. Kiros R., Z. R. e. “Aligning books and movies: Towards story-like visual explanations by watching movies and reading books.” In: *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2015), pp. 19–27. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.11>.