



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

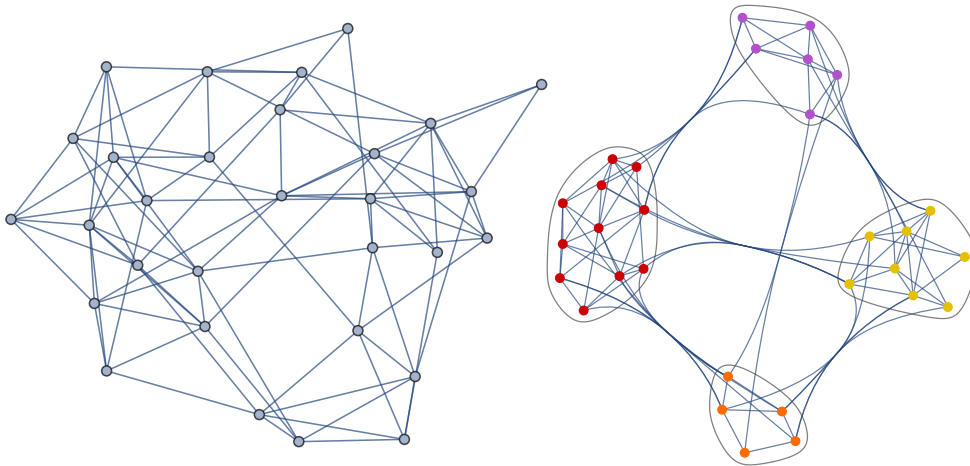
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής & Συστημάτων Πληροφορικής

**Μελέτη μηχανισμού αλληλεπίδρασης & ομαδοποίησης χρηστών  
στην εκπαίδευση με χρήση τεχνικών deep learning**

**Διπλωματική Εργασία**

Αλέξανδρος – Παναγιώτης Στύλος



**Επίβλεψη:** Συμεών Παπαβασιλείου    Ειρήνη Κοιλανιώτη  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.    Μέλος Ε.ΔΙ.Π. Ε.Μ.Π.

Αθήνα, 24 Ιουλίου 2023





Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής & Συστημάτων Πληροφορικής

**Μελέτη μηχανισμού αλληλεπίδρασης & ομαδοποίησης χρηστών  
στην εκπαίδευση με χρήση τεχνικών deep learning**

**Διπλωματική Εργασία**

Αλέξανδρος – Παναγιώτης Στύλος

**Επίβλεψη:** Συμεών Παπαβασιλείου      Ειρήνη Κοιλανιώτη  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.      Μέλος Ε.ΔΙ.Π. Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 21η Ιουλίου 2023.

.....  
Συμεών Παπαβασιλείου

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Ιωάννα Ρουσσάκη

Επίκουρη Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....  
Γιώργος Ματσόπουλος

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, 24 Ιουλίου 2023



## Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Επικοινωνιών, Ηλεκτρονικής & Συστημάτων Πληροφορικής

Copyright © Αλέξανδρος - Παναγιώτης Στύλος, 2023.

All rights reserved. Με την 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.

### ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ενυπογράφως ότι είμαι αποκλειστικός συγγραφέας της παρούσας Πτυχιακής Εργασίας, για την ολοκλήρωση της οποίας κάθε βοήθεια είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται λεπτομερώς στην εργασία αυτή. Έχω αναφέρει πλήρως και με σαφείς αναφορές, όλες τις πηγές χρήσης δεδομένων, απόψεων, θέσεων και προτάσεων, ιδεών και λεκτικών αναφορών, είτε κατά κυριολεξία είτε βάση επιστημονικής παράφρασης. Αναλαμβάνω την προσωπική και ατομική ευθύνη ότι σε περίπτωση αποτυχίας στην υλοποίηση των ανωτέρω δηλωθέντων στοιχείων, είμαι υπόλογος έναντι λογοκλοπής, γεγονός που σημαίνει αποτυχία στην Πτυχιακή μου Εργασία και κατά συνέπεια αποτυχία απόκτησης του Τίτλου Σπουδών, πέραν των λοιπών συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων. Δηλώνω, συνεπώς, ότι αυτή η Πτυχιακή Εργασία προετοιμάστηκε και ολοκληρώθηκε από εμένα προσωπικά και αποκλειστικά και ότι αναλαμβάνω πλήρως όλες τις συνέπειες του νόμου στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δε μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής άλλης πνευματικής ιδιοκτησίας.

.....  
Αλέξανδρος – Παναγιώτης Στύλος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός & Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Αθήνα, 24 Ιουλίου 2023

# Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται τη δυνατότητα αλληλεπίδρασης των μαθητών μιας σχολικής κοινότητας στο πλαίσιο της συνύπαρξης και της κοινής εμπλοκής τους σε ομαδικές δραστηριότητες.

Στο μέρος I εξετάζεται κατά κύριο λόγο ο σχεδιασμός ενός μοντέλου, το οποίο δημιουργεί αλληλεπιδράσεις μεταξύ των μαθητών κατά τρόπο εγγενώς δίκαιο, ώστε όλοι οι μαθητές να συμμετέχουν σε δραστηριότητες και να έχουν περίπου τον ίδιο αριθμό αλληλεπιδράσεων. Η γνώμη των μαθητών έχει κείριο ρόλο στο εγχείρημα αυτό και δύναται να αποτυπωθεί είτε άμεσα από ερωτηματολόγια είτε έμμεσα από συνομιλίες μαθητών. Τα ευρήματα ενός ερωτηματολογίου είναι περισσότερο χρήσιμα, γι' αυτό συσχετίζονται στο μέρος αυτό της εργασίας με τη δημιουργία ενός δυναμικού γράφου, δηλαδή στιγμιούτυπων αλληλεπιδράσεων μαθητών. Εντούτοις, ελλείπει πραγματικού δικτύου, κατασκευάζεται ένας γράφος προτίμησης που προσομοιώνει τις απόψεις και τις σκέψεις των μαθητών.

Στο μέρος II ασχολούμαστε με τον έμμεσο τρόπο, τα γραπτά μηνυμάτα των μαθητών σε κάποιο μέσο κοινωνικής δικτύωσης που έχουν προφανώς το ίδιο του διαδικτυακού λόγου. Επιστρατεύουμε βαθιά μηχανική μάθηση, προκειμένου να γίνει η κατανόηση της φυσικής γλώσσας και η ανάλυση συναισθήματος οπότε να καταστεί εφικτή η κατηγοριοποίηση ενός κειμένου ως θετικού, αρνητικού ή ουδέτερου από άποψη συναισθήματος. Γίνεται χρήση προεκπαιδευμένου μοντέλου για παραγωγή embeddings και το νευρωνικό δίκτυο πετυχαίνει απόδοση F1 macro ίσο με περίπου 74%. Η ανάλυση αυτή επεκτείνεται σ' όλα τα κείμενα της συζήτησης, με αποτέλεσμα να δημιουργείται ένα συναισθηματικό προφίλ για κάθε άτομο, απ' όπου προκύπτει εν τέλει και μια ποσοτική τιμή εκτίμησης της έντασης της σχέσης τους γι' αξιοποίηση στον γράφο αλληλεπίδρασης.

Λέξεις – κλειδιά: γράφος αλληλεπίδρασης, γράφος προτίμησης, δυναμικός γράφος, επεξεργασία φυσικής γλώσσας, ανάλυση συναισθήματος, ταξινόμηση, νευρωνικό δίκτυο, μηχανική μάθηση, βαθιά μάθηση, προεκπαιδευμένο μοντέλο, ακριβής προσαρμογή.

# Abstract

The present diploma thesis deals with the possibility of interaction among the students of a school community within the framework of their coexistence and common involvement in group activities.

In Part I, the design of a model is examined, which creates interactions between students in an inherently fair manner, so that all students participate in activities and have approximately the same number of interactions. Students' opinion plays a crucial role in this endeavor and can be reflected either directly through questionnaires or indirectly through student conversations. The findings of a questionnaire are more useful, so they are correlated in this part of the project with the creation of a dynamic graph, i.e. snapshots of students' interactions. However, due to the absence of a real network, a preference graph is constructed that simulates students' views and thoughts.

In Part II, we deal with the indirect way, the text messages of students on a social networking site that obviously has its own online language. We use deep machine learning to understand natural language and sentiment analysis in order that we can categorize text as positive, negative or neutral in terms of emotion. A pre-trained model is used to produce embeddings and the neural network achieves an F1 macro performance of about 74%. This analysis is extended to all texts in the discussion, resulting in an emotional profile for each person, from which ultimately a quantitative estimate of their relationship intensity is derived for use in the interaction graph.

Keywords: interaction graph, preference graph, dynamic graph, natural language processing, sentiment analysis, classification, neural network, machine learning, deep learning, pre-trained model, fine-tuning.

# Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω την ειλικρινή μου ευγνωμοσύνη στους επιβλέποντες, τον καθηγητή κ. Παπαβασιλείου και την κα. Κοιλανιώτη (μέλος Ε.ΔΙ.Π), για τη συνέπεια και το ενδιαφέρον που επέδειξαν, την καθοδήγηση και την ενθαρρυντική τους στάση καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας εργασίας.

Επιθυμώ επίσης να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την αφοσίωση και την υποστήριξή τους και τους φίλους μου για τις ορθές συμβουλές και τη συμπαράστασή τους.

Ιδιαίτερη μνεία θέλω να κάνω για την αδελφή μου, την Κωνσταντίνα, που βοηθούσε συχνά στην πνευματική μου αποφόρτιση, ενώ μου προσέφερε και την απαιτούμενη ψυχική δύναμη για την συνέχιση της παρούσας εργασίας ως την αποπεράτωσή της.

Αλέξανδρος – Παναγιώτης Στύλος

# Περιεχόμενα

Περίληψη	5
Abstract	6
Ευχαριστίες	7
Κατάλογος σχημάτων	12
Κατάλογος συμβόλων	13
Κατάλογος αλγορίθμων	15
Εισαγωγή	18
<b>I Κατασκευή γράφου προτίμησης &amp; γράφου αλληλεπίδρασης</b>	<b>19</b>
<b>1 Θεωρία Γράφων &amp; Κοινωνικά Δίκτυα</b>	<b>20</b>
1.1 Θεωρία Γράφων . . . . .	20
1.1.1 Γράφος . . . . .	20
1.1.1.1 Βασικός αναλυτικός ορισμός & Συμβολισμός . . . . .	20
1.1.1.2 Τύποι γραφημάτων . . . . .	21
1.1.1.3 Οπτική αναπαράσταση γραφήματος . . . . .	22
1.1.1.4 Υπογράφος, ορισμός & κατηγορίες . . . . .	22
1.1.1.5 Συνεκτικότητα γραφήματος . . . . .	23
1.1.1.6 Γειτονιά κόμβου & βαθμός κόμβου . . . . .	23
1.1.1.7 Γενίκευση ορισμού γράφου . . . . .	24
1.1.1.8 Παραδείγματα γράφων . . . . .	24
1.1.2 Δυναμικός Γράφος . . . . .	25



1.2	Κοινωνικά Δίκτυα . . . . .	27
1.2.1	Ορισμός & περιγραφή . . . . .	27
1.2.2	Αναπαράσταση κοινωνικών δικτύων . . . . .	27
1.2.3	Επίπεδα ανάλυσης . . . . .	29
1.2.4	Μοντελοποίηση Πραγματικού Δικτύου & Scale – Free Δίκτυο . . . . .	31
1.2.4.1	Χαρακτηριστικά πραγματικού δικτύου . . . . .	31
1.2.4.2	Τυχαίος γράφος (Random Graph) . . . . .	31
1.2.4.3	Scale – Free δίκτυο . . . . .	33
1.2.4.4	Μοντέλο Barabási - Albert . . . . .	33
<b>2</b>	<b>Μοντελοποίηση αλληλεπιδράσεων μιας κοινότητας μαθητών</b>	<b>36</b>
2.1	Εισαγωγή . . . . .	36
2.2	Γράφος Προτίμησης (Preference Graph) . . . . .	36
2.2.1	Παραδοχές Γράφου Προτίμησης . . . . .	37
2.2.2	Αλγόριθμος Κατασκευής Γράφου Προτίμησης . . . . .	43
2.3	Γράφος Αλληλεπίδρασης (Interaction Graph) . . . . .	45
2.3.1	Παραδοχές Γράφου Αλληλεπίδρασης . . . . .	45
2.3.2	Αλγόριθμος Κατασκευής Γράφου Αλληλεπίδρασης . . . . .	49
2.3.2.1	Ποσοτικοποίηση γνώσης του γράφου προτίμησης . . . . .	49
2.3.2.2	Πιθανότητα συσχέτισης δύο κόμβων στον γράφο αλληλεπίδρασης . . . . .	50
2.3.2.3	Εύρεση προσφιλών συμμαθητών για αλληλεπίδραση . . . . .	52
2.3.2.4	Κατασκευή στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης . . . . .	53
2.3.2.5	Κατασκευή γράφου αλληλεπίδρασης . . . . .	57
2.4	Παράδειγμα – Αξιολόγηση . . . . .	58
2.4.1	Γράφος Προτίμησης . . . . .	58
2.4.2	Στιγμιότυπο Γράφου Αλληλεπίδρασης . . . . .	63
<b>II</b>	<b>Συναισθηματική ανάλυση συνομιλίας με χρήση deep learning</b>	<b>65</b>
<b>3</b>	<b>Νευρωνικά Δίκτυα</b>	<b>66</b>
3.1	Εισαγωγή . . . . .	66
3.2	Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο . . . . .	67
3.2.1	Περιγραφή . . . . .	67
3.2.2	Βιολογικός νευρώνας, δομή & λειτουργία . . . . .	67
3.2.3	Λειτουργία βιολογικού νευρωνικού δικτύου . . . . .	68

3.3	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο . . . . .	69
3.3.1	Τεχνητός νευρώνας . . . . .	69
3.3.2	Αναπάρασταση Νευρωνικού Δικτύου . . . . .	71
3.3.3	Μηχανική Μάθηση . . . . .	73
3.3.3.1	Ορισμός . . . . .	73
3.3.3.2	Μάθηση & γενίκευση νευρωνικού δικτύου . . . . .	73
3.3.3.3	Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης (backpropagation algorithm) . . . . .	74
3.3.3.4	Αξιολόγηση δικτύου . . . . .	77
3.4	Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας . . . . .	79
3.5	Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) . . . . .	80
3.5.1	Περιγραφή . . . . .	80
3.5.2	Προεκπαίδευση . . . . .	81
3.5.3	RoBERTa (Robustly Optimized BERT Pretraining Approach) . . . . .	82
<b>4</b>	<b>Κατασκευή μοντέλου εκτίμησης της θετικής συσχέτισης μεταξύ δύο ατόμων</b>	<b>84</b>
4.1	Εισαγωγή & Παραδοχές . . . . .	84
4.2	Σύνολο Δεδομένων GoEmotions . . . . .	85
4.2.1	Περιγραφή . . . . .	85
4.2.2	Κατασκευή . . . . .	86
4.2.3	Ανάλυση Αποτελεσμάτων . . . . .	87
4.3	Προεπεξεργασία του GoEmotions . . . . .	89
4.3.1	Απομάκρυνση περιττής πληροφορίας . . . . .	90
4.3.2	Επέκταση του συνόλου . . . . .	91
4.3.3	Επεξεργασία του κειμένου . . . . .	91
4.4	Κατασκευή του Νευρωνικού Δικτύου . . . . .	92
4.5	Δημιουργία Συναισθηματικού Προφιλ & Υπολογισμός Πιθανότητας Σύνδεσης . . . . .	93
4.6	Παρουσίαση Αποτελεσμάτων . . . . .	94
	<b>Συμπεράσματα &amp; Μελλοντική Δουλειά</b>	<b>98</b>
	<b>A Υλοποίηση Μέρους I σε Python</b>	<b>99</b>
	<b>B Υλοποίηση Μέρους II σε Python</b>	<b>108</b>
	<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>117</b>

# Κατάλογος σχημάτων

1.1	Παραδείγματα γραφημάτων . . . . .	25
1.2	Παράδειγμα δυναμικού γράφου σε 3 διαφορετικές χρονικές στιγμές $t = 0, 1, 2$ . . . . .	26
1.3	Κατηγορίες ακμών σ' ένα κοινωνικό δίκτυο με αντίστοιχα παραδείγματα . . . . .	29
1.4	Αναπαράσταση του κοινωνικού δικτύου μιας κοινότητας σε συγκεκριμένη χρονική στιγμή . . . . .	30
1.5	Κατασκευή ενός τυχαίου γράφου με βάση το μοντέλο Erdős-Rényi $G(n = 50, p = 0.5)$ (δεξιά) και η κατανομή βαθμού κόμβου (αριστερά) . . . . .	32
1.6	Κατασκευή ενός scale - free δικτύου με $n = 50$ κόμβους με τη βοήθεια του Barabási - Albert μοντέλου. Σε κάθε νεοεισερχόμενο κόμβο στο δίκτυο αντιστοιχούν $m = 5$ νέες ακμές . . . . .	34
2.1	Παράδειγμα σχολικής κοινότητας σε μια απλουστευμένη εκδοχή 10 μαθητών. Είναι επιλεγμένη η μαθήτρια «Μαρία» . . . . .	40
2.2	Εξατομικευμένος γράφος προτίμησης για τη μαθήτρια Μαρία . . . . .	41
2.2	Εξατομικευμένος γράφος προτίμησης για τη μαθήτρια Μαρία . . . . .	42
2.3	Αντιστοίχιση βαρών του γράφου προτίμησης $G_{\text{pref}}$ με μια πιθανότητα δημιουργίας ακμής στον γράφο αλληλεπίδρασης $G_{\text{inter}}$ . . . . .	49
2.4	Μαθητές $u$ και $v$ με γνώμες/σκέψεις $w_{i,u}$ , $i = 1, 2, \dots, k_u \leq 4$ και $w_{i,v}$ , $i = 1, 2, \dots, k_v \leq 4$ αντίστοιχα . . . . .	51
2.5	Αριθμός συνδέσεων συναρτήσει της πιθανότητας για $n = 100$ και $k = 10, 50, 90$ . . . . .	59
2.6	Ποσοστιαία ανάλυση των ακμών του γράφου προτίμησης με βάση τις κατηγορίες που εντάσσονται οι περιγραφές γνώσης των βαρών τους για $n = 100$ , $k = 50$ . . . . .	60
2.7	Ανάλυση των ακμών του γράφου προτίμησης κάθε κόμβου για $n = 100$ , $k = 50$ . . . . .	61
2.8	Ποσοστό ατόμων που είναι προσφιλείς σε κάθε κόμβο για $n = 100$ , $k = 50$ και $c = 0.3, 0.5, 0.8$ . . . . .	62
2.9	Ανάλυση ενός στιγμοτύπου του γράφου αλληλεπίδρασης για $c = 0.6$ . Πάνω έχουμε για την περίπτωση $m = 3$ και κάτω την περίπτωση $m = 6$ . . . . .	63
2.10	Ανάλυση ενός στιγμοτύπου του γράφου αλληλεπίδρασης για $c = 0.8$ και $m = 6$ . . . . .	64

3.1	Τυπική δομή ενός βιολογικού νευρώνα . . . . .	67
3.2	Σύναψη δύο βιολογικών νευρώνων . . . . .	68
3.3	Μοντέλο τεχνητού νευρώνα . . . . .	70
3.4	Γραφική παράσταση της βηματικής συνάρτησης (δεξιά) και της σιγμοειδούς συνάρτησης για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου $a$ (αριστερά) . . . . .	71
3.5	Αναπαράσταση ενός πλήρως συνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου χωρίς αναδράσεις . . . . .	72
3.6	Νευρωνικό δίκτυο για διαχωρισμό δύο κλάσεων με υπερεκπαίδευση (αριστερά) και σωστή εκπαίδευση (δεξιά) . . . . .	77
3.7	Χωρισμός των δειγμάτων από το σύνολο ελέγχου σε true positives, false positives, true negatives, false negatives . . . . .	78
3.8	Αναπαράσταση εισόδου στο μοντέλο BERT. Η είσοδος είναι το άθροισμα των tokens embeddings, των segmentation embeddings και των position embeddings . . . . .	82
4.1	Στοιχεία κειμένου από συνομιλίες με συναισθηματικό αποτύπωμα . . . . .	85
4.2	Χαρακτηρισμός των συναισθημάτων του GoEmotions ως θετικά (positive), αρνητικά (negative), διφορούμενα (ambiguous) . . . . .	86
4.3	Αριθμός σχολίων του GoEmotions ανά συναισθηματική κατηγορία . . . . .	88
4.4	Συσχετίσεις των συναισθημάτων του GoEmotions . . . . .	88
4.5	Κείμενα που είναι αρνητικά – ουδέτερα, θετικά – αρνητικά και θετικά – ουδέτερα . . . . .	90
4.6	Νευρωνικό δίκτυο με προεκπαιδευμένο μοντέλο για την παραγωγή των embeddings, το οποίο προσαρμόζεται σ' ένα πρόβλημα ταξινόμησης συναισθήματος . . . . .	92
4.7	Επεξεργασία μιας συνομιλίας από νευρωνικό δίκτυο για τη δημιουργία συναισθηματικού προφίλ και την εκτίμηση της έντασης της μεταξύ τους σχέσης . . . . .	94
4.8	Αποτελέσματα εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου . . . . .	95
4.9	Τυχαίοι διάλογοι μεταξύ δύο μαθητών . . . . .	96

# Κατάλογος συμβόλων

$G$	γράφος
$V$	σύνολο των κόμβων ενός γράφου
$E$	σύνολο των ακμών ενός γράφου
$f$	συνάρτηση αντιστοίχισης των κόμβων ενός γράφου σε βάρη
$g$	συνάρτηση αντιστοίχισης των ακμών ενός γράφου σε ακμές
$G_{\text{pref}}$	γράφος προτίμησης
$V^{\text{pref}}$	σύνολο των κόμβων του γράφου προτίμησης
$E^{\text{pref}}$	σύνολο των ακμών του γράφου προτίμησης
$W_{\text{nodes}}^{\text{pref}}$	σύνολο βαρών για τους κόμβους του γράφου προτίμησης
$f^{\text{pref}}$	συνάρτηση αντιστοίχισης των κόμβων του γράφου προτίμησης σε βάρη
$W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$	σύνολο βαρών για τις ακμές του γράφου προτίμησης
$g^{\text{pref}}$	συνάρτηση αντιστοίχισης των ακμών του γράφου προτίμησης σε βάρη
$G_{\text{inter}}$	γράφος αλληλεπίδρασης
$V^{\text{inter}}$	σύνολο των κόμβων του γράφου αλληλεπίδρασης
$E^{\text{inter}}$	σύνολο των ακμών του γράφου αλληλεπίδρασης
$W_{\text{nodes}}^{\text{inter}}$	σύνολο βαρών για τους κόμβους του γράφου αλληλεπίδρασης
$f^{\text{inter}}$	συνάρτηση αντιστοίχισης των κόμβων του γράφου αλληλεπίδρασης σε βάρη

$W_{\text{edges}}^{\text{inter}}$  σύνολο βαρών για τις ακμές του γράφου αλληλεπίδρασης

$g^{\text{inter}}$  συνάρτηση αντιστοίχισης των ακμών του γράφου αλληλεπίδρασης σε βάρη

# Κατάλογος αλγορίθμων

1	Μοντέλο Barabási - Albert . . . . .	35
2	Κατασκευή γράφου προτίμησης . . . . .	44
3	Αντιστοίχιση μιας γνώμης/σκέψης σε πιθανότητα σύνδεσης . . . . .	50
4	Υπολογισμός πιθανότητας σύνδεσης μεταξύ δύο κόμβων . . . . .	51
5	Εύρεση προσφιλών κόμβων για όλους τους κόμβους του γράφου . . . . .	52
6	Κατασκευή ενός στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης . . . . .	55
7	Κατασκευή γράφου αλληλεπίδρασης . . . . .	57

# Εισαγωγή

Ζούμε σε μια εποχή που τα κοινωνικά δίκτυα έχουν αποκτήσει και ψηφιακή υπόσταση με τη ύπαρξη πολλών τέτοιων μέσων, όπως το Facebook, το Twitter, το YouTube, το Instagram, το TikTok, το Reddit κ.ά. Ειδικότερα, η ηλικιακή κατηγορία των σημειωμένων εφήβων αποτελεί την πρώτη γενιά που μεγαλώνει από τη στιγμή της γέννησής της σ' έναν τέτοιο κόσμο. Αρέσκεται στο ν' ακούει μουσική, να ενημερώνει το προφίλ της, «ν' ανεβάζει ιστορίες» από την καθημερινότητά της, να δημοσιεύει κειμενικό ή/και πολυμεσικό περιεχόμενο (φωτογραφίες, βίντεο), να συζητάει σχολιάζοντας ποστ, να «ακολουθεί» συνομηλίκους της, να επικοινωνεί με άμεσες προσωπικές συνομιλίες chat κ.ά.

Είναι γεγονός πως η χρήση αυτών των μέσων δεν γίνεται πάντα με γόνιμο τρόπο, οπότε και φτάνει στο άκρον άωτον της εμπλοκής ενός ατόμου, τον εθισμό. Ο ψηφιακός κόσμος εξιδανικεύεται από το άτομο, το οποίο προσέρχεται στην αγκαλιά των ψηφιακών μέσων έναντι ενός πραγματικού κόσμου που το δυσανασχετεί από τις υποχρεώσεις, τις ψευδεπίγραφες ανθρώπινες σχέσεις κ.ά. Φυσικά, αυτό είναι τροχοπέδη για τις κοινωνικές του δεξιότητες στον πραγματικό κόσμο, ενισχύει τον εγωκεντρισμό του (π.χ. η συνεχής περιδίνηση του νου γύρω από τη συγκέντρωση «likes» ή «followers») και το οδηγεί στην απομόνωση και τη μοναξιά με συνεπακόλουθη πρόκληση κι άλλων αρνητικών συναισθημάτων (έλλειψη αυτοπεποίθησης και αυτοεκτίμησης, κατάθλιψη κ.ά.). Μάλιστα, ο πρόσφατος εγκλεισμός της κοινωνίας στο σπίτι λόγω της πανδημίας ενδέχεται να επέτεινε το πρόβλημα ακόμα περισσότερο.

Προκειμένου να αποφευχθεί η πλήρης αποκοπή του ατόμου από την κοινωνική πραγματικότητα, είναι καίριος ο ρόλος των φορέων κοινωνικοποίησης, όπως το σχολείο, για την ενθάρρυνση των ατόμων να συμμετέχουν σε κοινές δραστηριότητες στον πραγματικό κόσμο, να τονωθεί η κοινωνικότητά τους, να καλλιεργεί το ομαδικό πνεύμα, η συνεργατική διάθεση και το αίσθημα του ανήκειν, η υποχώρηση του ατομικισμού έναντι του συλλογικού συμφέροντος κ.ά.

Ένα κρίσιμο ερώτημα που επιδιώκει να απαντήσει η παρούσα εργασία είναι πως μπορούν να εμπλακούν όλα τα άτομα σε δραστηριότητες δίχως κανενός είδους κοινωνικό αποκλεισμό, ώστε με ίσες ευκαιρίες ν' αλληλεπιδράσουν, να επενδύσουν στις πραγματικές σχέσεις και να μετριαστεί η προβλη-



ματική σχέση με τα social media. Τα μέσα αυτά έχουν και το θετικό στοιχείο της απομακρυσμένης επικοινωνίας, οπότε ο εξοστρακισμός τους δεν είναι λύση. Αντιθέτως, η μελέτη των συνομιλιών μεταξύ δύο ατόμων μπορούν να μας δώσουν και πληροφορίες για τη θετικότητα της μεταξύ τους σχέσης, προκειμένου να τους ωθήσουμε σε κοινές δραστηριότητες στην πραγματική ζωή.

## Περιγραφή Εργασίας

Σκοπός της εργασίας αυτής είναι ο προσεκτικός σχεδιασμός ενός μοντέλου αλληλεπίδρασης των μελών της σχολικής κοινότητας, δηλαδή η ανάπτυξη ενός μηχανισμού για την κοινωνικοποίηση των μαθητών μέσω της εμπλοκής και της συμμετοχής τους σε κάποιες κοινές ομαδικές δραστηριότητες.

Η πληροφορία της αλληλεπίδρασης απεικονίζεται οπτικά με τη βοήθεια ενός γράφου, στον οποίο οι κόμβοι είναι οι μαθητές και συνδέονται με μη-κατευθυνόμενες ακμές μεταξύ τους που υποδηλώνουν τις αλληλεπιδράσεις τους. Οι κόμβοι διαθέτουν βάρη συσχετίζοντας ένα άτομο με τις δραστηριότητες που λαμβάνει μέρος, ενώ τα βάρη των ακμών δείχνουν τη δραστηριότητα μέσω της οποίας γίνεται η αλληλεπίδραση. Αυτό αποτελεί ένα στιγμιότυπο μια συγκεκριμένη χρονική μονάδα.

Η εργασία χωρίζεται σε δύο επιμέρους μέρη, I και II, καθένα από τα οποία έχει ένα θεωρητικό και ένα πρακτικό κομμάτι. Το θεωρητικό κομμάτι αποτελεί την εισαγωγή σε κάποιες βασικές έννοιες που χρειάζονται για την μετέπειτα πρακτική υλοποίηση.

Για το μέρος I έχουμε τα εξής κεφάλαια:

- Το **Κεφάλαιο 1** με τίτλο «**Θεωρία Δικτύων & Κοινωνικά Δίκτυα**» αποτελεί μια υπενθύμιση των βασικών εννοιών, όπως ο ορισμός και η γραφική αναπαράσταση ενός γράφου, οι δυνατές κατηγορίες γράφων, ο βαθμός κόμβου, ο δυναμικός γράφος, ο ορισμός του κοινωνικού δικτύου, το scale-free δίκτυο κ.ά.
- Το **Κεφάλαιο 2** με τίτλο «**Μοντελοποίηση αλληλεπιδράσεων μιας κοινότητας μαθητών**» αποτελεί το κεφάλαιο για τη δημιουργία του γράφου αλληλεπίδρασης. Προϋπόθεση αποτελεί η γνώση των προτιμήσεων των μαθητών, κατεξοχήν πηγή των οποίων θεωρείται η άμεση συμπλήρωση ενός ερωτηματολογίου. Τη στιγμή εκπόνησης της εργασίας αυτής δεν υπήρχε η δυνατότητα άντλησης δεδομένων από ένα πραγματικό δίκτυο, οπότε προσομοιώνεται ένα τέτοιο ως γράφος προτίμησης. Δηλαδή, το κεφάλαιο αυτό σχετίζεται με την περιγραφή αλγορίθμων για την κατασκευή του γράφου προτίμησης και του γράφου αλληλεπίδρασης.

Για το μέρος II έχουμε τα εξής κεφάλαια:

- Το **Κεφάλαιο 3** με τίτλο «**Νευρωνικά Δίκτυα**» αποτελεί μια εισαγωγή στις βασικές έννοιες των

νευρωνικών δικτύων, όπως ο νευρώνας, τα δίκτυα εμπρόσθετης τροφοδότησης, ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης, η μηχανική μάθηση ως ανάλογη της ανθρώπινης μάθησης κ.ά. Γίνεται αναφορά στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας, την ανάλυση συναισθήματος και τη χρήση μοντέλων βαθύτερης μάθησης για την παραγωγή embeddings, όπως το BERT και το RoBERTa.

- Το **Κεφάλαιο 4** με τίτλο «**Κατασκευή μοντέλου εκτίμησης της θετικής συσχέτισης μεταξύ δύο ατόμων**» αναφέρεται στη μελέτη συνομιλιών των ατόμων σε πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης για έμμεση άντληση δεδομένων προτίμησης. Κατά βάση χρησιμοποιείται ανάλυση συναισθήματος, έτσι ώστε να εκτιμηθεί ποσοτικά η αμφίδρομη θετική διάθεση μεταξύ των ατόμων.

Η εκτίμηση ενός κειμένου γίνεται με τη βοήθεια ενός σχεδιασμένου νευρωνικού δικτύου επιστρατεύοντας προεκπαιδευμένο μοντέλο για την παραγωγή embeddings. Χρησιμοποιούνται τέσσερα διαφορετικά προεκπαιδευμένα μοντέλα για συγκριτικούς λόγους.

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου χρειάζεται ένα σύνολο δεδομένων. Εν προκειμένω χρησιμοποιούμε το GoEmotions που περιέχει σχόλια από την πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης Reddit.

Επιπρόσθετα στα παραπάνω κεφάλαια υπάρχει το **Κεφάλαιο 5** με τίτλο «**Συμπεράσματα & Μελλοντική Δουλειά**», στο οποίο καταλήγουμε γίνεται μια ανακεφαλαίωση της εργασίας, καταλήγουμε σε κάποιο συμπέρασμα και καταγράφουμε κάποιες ιδέες για βελτίωση.

Τέλος, υπάρχει το **Παράρτημα Α**, το οποίο περιλαμβάνει την προγραμματιστική υλοποίηση του μέρους I, δηλαδή τους αλγορίθμους για την κατασκευή του γράφου προτίμησης και αλληλεπίδρασης, και το **Παράρτημα Β**, το οποίο περιλαμβάνει την προγραμματιστική υλοποίηση του μέρους II, δηλαδή την κατασκευή του νευρωνικού δικτύου και της αλγορίθμου συναισθηματικής εκτίμησης ενός διαλόγου.

## Μέρος Ι

# Κατασκευή γράφου προτίμησης & γράφου αλληλεπίδρασης

“Your work is going to fill a large part of your life, and the only way to be truly satisfied is to do what you believe is great work. And the only way to do great work is to love what you do. If you haven't found it yet, keep looking. Don't settle. As with all matters of the heart, you'll know when you find it.”

*Steve Jobs*

# Κεφάλαιο 1

## Θεωρία Γράφων & Κοινωνικά Δίκτυα

### 1.1 Θεωρία Γράφων

#### 1.1.1 Γράφος

##### 1.1.1.1 Βασικός αναλυτικός ορισμός & Συμβολισμός

Με τον όρο **Γράφο ή Γράφημα (Graph)** αναφερόμαστε σε μια γενική δομή δεδομένων, στην οποία αναπαριστάται με αφηρημένο τρόπο η συσχέτιση υπό τη μορφή διασύνδεσης των στοιχείων ενός συνόλου μεταξύ τους. Αν ονομάσουμε τα στοιχεία αυτά ως **κόμβους ή κορυφές (nodes or vertices)** και τις μεταξύ τους γραμμές ως **ακμές ή συνδέσεις (edges or connections)**, τότε ένας γράφος ορίζεται ως  $G = (V, E)$ , όπου:

- $V = \bigcup_{i=1}^n u_i = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ ,  $n = 1, 2, \dots, n$  είναι το πεπερασμένο σύνολο των κόμβων του (vertex set), και
- $E = \bigcup_{i=1}^m e_i = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ , είναι το πεπερασμένο σύνολο των ακμών του (edge set). Κάθε ακμή  $e_k$  είναι ένα ζεύγος κόμβων, δηλαδή  $e_k = (u_i, u_j)$  με  $u_i, u_j \in V$  και  $u_i \neq u_j$  για  $k = 1, 2, \dots, m$ , οπότε και  $E \subseteq V \times V$ .

Ο πληθάριθμος του συνόλου των κόμβων  $n = |V|$  και του συνόλου των ακμών  $m = |E|$  αποκαλείται **τάξη (order)** και **μέγεθος (size)** του γράφου  $G$  αντίστοιχα.

Σε όλη την έκταση της παρούσας εργασίας θα βασιστούμε εφεξής στο συμβολισμό που εισηγάγαμε

παραπάνω για το γράφο και τα μεγέθη που σχετίζονται μ' αυτόν.

### 1.1.1.2 Τύποι γραφημάτων

Ο καθορισμός ενός κριτηρίου αποτελεί προϋπόθεση για την μετέπειτα κατηγοριοποίηση των γράφων.

Με κριτήριο την κατευθυντικότητα ή μη των ακμών του, ένας γράφος δύναται να είναι:

- **μη κατευθυνόμενος (undirected)**, αν κάθε ακμή  $e \in E$  είναι μη διατεταγμένη, υπό την έννοια πως δεν υφίσταται διάκριση μεταξύ των ακμών  $(u_i, u_j)$  και  $(u_j, u_i)$ , όπου  $u_i, u_j \in V$  με  $u_i \neq u_j$ .

Σ' ένα μη κατευθυνόμενο γράφημα με  $|V| = n$  κόμβους, το μέγιστο πλήθος ακμών που μπορεί να διαθέτει βρίσκεται από τη συνδυαστική ως εξής:

$$|E_{\max}| = |V \times V| = \binom{n}{2} = \frac{n!}{2!(n-2)!} = \frac{n(n-1)}{2}$$

- **κατευθυνόμενος (directed)**, αν κάθε ακμή  $e \in E$  είναι διατεταγμένη, δηλαδή υπεισέρχεται η έννοια της κατεύθυνσης, οπότε οι ακμές  $(u_i, u_j)$  και  $(u_j, u_i)$  με  $u_i, u_j \in V$  και  $u_i \neq u_j$  λογίζονται ως διαφορετικές. Έτσι, διακρίνεται η αρχή και το πέρας κάθε ακμής.

Σ' ένα κατευθυνόμενο γράφημα με  $|V| = n$  ακμές το μέγιστο πλήθος ακμών που μπορεί να διαθέτει βρίσκεται με τη βοήθεια της συνδυαστικής ως εξής:

$$|E_{\max}| = |V \times V| = (n)_2 = \frac{n!}{(n-2)!} = n(n-1)$$

- **μεικτός (mixed)**, όταν είναι κατευθυνόμενος και μη κατευθυνόμενος ταυτόχρονα. Ο συγκεκριασμός των δύο προηγούμενων περιπτώσεων έγκειται στο γεγονός ότι μια μη κατευθυνόμενη ακμή θεωρείται αμφίδρομη, δηλαδή μπορεί να αντικατασταθεί από δύο ακμές, αντιπαράλληλες μεταξύ τους.

Είναι αξιοσημείωτο ότι για το σύνολο των ακμών  $E$  ενός γράφου ισχύει ότι  $0 \leq m \leq |E_{\max}|$ . Στην περίπτωση που  $m = 0$ , τότε ο γράφος ονομάζεται **ανεξάρτητο σύνολο (independent set)**  $n$  κορυφών, ενώ στην περίπτωση που  $m = |E_{\max}|$  ο γράφος ονομάζεται **κλίκα (clique)**  $n$  κορυφών.

Εν συνεχεία, τονίζεται ότι μια ακμή (αντίστοιχα ένας κόμβος) είναι πιθανό να χαρακτηρίζεται από μια τιμή που αποκαλείται **βάρος (weight)**. Έτσι, με κριτήριο την ύπαρξη βάρους ή μη σε μια ακμή (αντίστοιχα σ' έναν κόμβο) ένας γράφος δύναται να είναι:

- **μη σταθμισμένος (unweighted) στις ακμές (αντίστοιχα στους κόμβους)**, όταν δεν υπάρχει κάποια αντιστοίχιση της μορφής  $E \rightarrow W$  (αντίστοιχα  $V \rightarrow W$ ), δηλαδή σε καμία ακμή  $e \in E$  (αντίστοιχα σε κανένα κόμβο  $u \in V$ ) δεν ανατίθεται κάποιο βάρος  $w \in W$ .

- **σταθμισμένος (weighted) στις ακμές (αντίστοιχα στους κόμβους)**, όταν στον ορισμό του γραφήματος συμπεριλαμβάνεται και μια αντιστοίχιση  $E \rightarrow W$  (αντίστοιχα  $V \rightarrow W$ ), δηλαδή κάθε ακμή  $e \in E$  (αντίστοιχα κάθε κόμβος  $u \in V$ ) λαμβάνει και ένα βάρος  $w \in W$ .

Φυσικά, υπάρχει και η περίπτωση ένας γράφος να είναι **πλήρως σταθμισμένος (fully weighted)** με ανάθεση βαρών τόσο στους κόμβους όσο και στις ακμές του.

Συνεπώς, ο ορισμός του γράφου μπορεί να επεκταθεί ως  $G = (V, E, f, g)$ , όπου  $f : u \in V \mapsto W_1 \ni w$  και  $g : e \in E \mapsto W_2 \ni w$  με  $W_1 \neq W_2$ .

### 1.1.1.3 Οπτική αναπαράσταση γραφήματος

Αξίζει να σημειωθεί πως ένας γράφος δεν περιορίζεται μόνο σε μια μαθηματικό περιγραφή με χρήση, αλλά επιδέχεται και μια οπτική αναπαράσταση.

Οι κόμβοι απεικονίζονται είτε ως σημεία είτε ως μικροί κύκλοι που τοποθετούνται σε κάποιον ορισμένο χώρο. Η τοποθέτηση αυτή είναι πολλές φορές τυχαία – άναρχη, αλλά μπορεί και να υπαγορεύεται από κάποια κλίμακα για τις αποστάσεις μεταξύ των κόμβων σε σχέση μ' ένα σημείο αναφοράς.

Έπειτα, ακολουθεί ο σχεδιασμός των ακμών μεταξύ των κόμβων που είναι στην ουσία γραμμές ευθείες ή τεθλασμένες. Αν έχουμε κατευθυνόμενο γράφο, οι ακμές απεικονίζονται με ένα βέλος στο πέρας τους που δείχνουν τον κόμβο προορισμού.

Στην περίπτωση που ο γράφος είναι σταθμισμένος σε τουλάχιστον μία εκ των οντοτήτων που τον συνθέτουν, τότε συμπεριλαμβάνεται και αυτή η πληροφορία αναγράφοντας τη τιμή του βάρους δίπλα στον κόμβο ή στην ακμή που αυτό χαρακτηρίζει.

Πέρα από αυτούς τους καθολικούς κανόνες, κατά βάση η οπτικοποίηση ενός γράφου εναπόκειται στις συμβάσεις του εκάστοτε σχεδιαστή και τις ανάγκες του προβλήματος. Για παράδειγμα, είναι σύνηθες το φαινόμενο χρωματισμού κόμβων ή/και ακμών, η ομαδοποίηση κόμβων με χρήση κυκλικών γραμμών κ.ά. που στοχεύουν στην καλύτερη κατανόηση των κοινών ιδιοτήτων κάποιων στοιχείων του γράφου.

Στο [Σχήμα 1.1](#) παρουσιάζονται κάποια γραφήματα που υπακούουν στους βασικούς κανόνες οπτικοποίησης που περιγράφηκαν.

### 1.1.1.4 Υπογράφος, ορισμός & κατηγορίες

Με τον όρο **Υπογράφος** ή **Υπογράφημα (Subgraph)** ενός γράφου  $G$  αναφερόμαστε σ' έναν γράφο  $H$ , για το οποίο ισχύει ότι  $V(H) \subseteq V(G)$  και  $E(H) \subseteq E(G)$ . Πρόκειται στην ουσία για ένα υποσύνολο ως προς τους κόμβους και ως προς τις ακμές του γραφήματος  $G$ . Με μια εναλλακτική διατύπωση το γράφος  $G$  αποτελεί ένα υπερσύνολο του γράφου  $H$ .

Αξίζει να παρατηρήσουμε ότι κάθε υπογράφημα ενός γράφου ικανοποιεί επίσης τον βασικό ορισμό του γράφου και ότι έχει νόημα μόνο αν είναι γνήσιο, ειδάλλως  $G = H$ .

Ο γράφος  $H$  ονομάζεται **επαγόμενο υπογράφημα (induced subgraph)** όταν  $V(H) \subseteq V(G)$  και  $\forall e \in E(H) \Leftrightarrow e \in E(G)$ . Σε μια ελεύθερη απόδοση, επιλέγουμε ένα υποσύνολο κόμβων και όλες τις ακμές που τους συνδέουν από τον αρχικό γράφο.

Ο γράφος  $H$  ονομάζεται **παραγόμενο υπογράφημα (spanning subgraph)** όταν  $V(H) = V(G)$  και  $E(H) \subseteq E(G)$ . Δηλαδή, επιλέγουμε όλες τους κόμβους του αρχικού γραφήματος και ένα υποσύνολο ακμών που τους συνδέουν.

### 1.1.1.5 Συνεκτικότητα γραφήματος

Ένας μη κατευθυνόμενος γράφος θεωρείται **συνεκτικός (connected graph)**, όταν για κάθε ζεύγος κόμβων  $(u_i, u_j)$  με  $u_i, u_j \in V$ ,  $u_i \neq u_j$  υπάρχει κάποιο μονοπάτι που τους συνδέει, δηλαδή μια ακολουθία κόμβων με ή χωρίς επαναλήψεις που επιτρέπει τη μετακίνηση από τον κόμβο – αφετηρία  $u_i$  στον κόμβο – προορισμό  $u_j$ . Με άλλα λόγια, ένας οποιοσδήποτε κόμβος  $u_j$  είναι προσπελάσιμος από οποιονδήποτε άλλο κόμβο  $u_i$ .

Είναι αξιοσημείωτο ότι για έναν κατευθυνόμενο γράφο, η μετακίνηση από έναν κόμβο σ' έναν άλλο επιτρέπεται μόνο κατά την κατεύθυνση της ακμής. Ως εκ τούτου στην περίπτωση αυτή ένας κατευθυνόμενος γράφος ονομάζεται **ισχυρά συνεκτικός (strongly connected graph)** όταν μεταξύ δύο οποιωνδήποτε κόμβων  $u_i, u_j \in V$ ,  $u_i \neq u_j$  υπάρχει μονοπάτι από το κόμβο – αφετηρία  $u_i$  στον κόμβο – προορισμό  $u_j$  και ταυτόχρονα από τον κόμβο – αφετηρία  $u_j$  στον κόμβο – προορισμό  $u_i$ .

Για λόγους πληρότητας αναφέρουμε πως ένα γράφημα δεν είναι πάντα συνδεδεμένο στο σύνολό του. Ενδέχεται να υπάρχει μια διαμέριση του γράφου  $\{V_i\}_{i=1,2,\dots,k} = \{V_1, V_2, \dots, V_k\}$ ,  $\forall i \neq j V_i \cap V_j = \emptyset$  και  $\sum_{i=1}^k V_k = V$  με αντίστοιχα επαγόμενα υπογραφήματα  $\{G(V_i)\}_{i=1,2,\dots,k} = \{G(V_1), G(V_2), \dots, G(V_k)\}$  στο εσωτερικό καθενός από τα οποία ικανοποιείται η προαναφερθείσα ιδιότητα της (ισχυρής) συνεκτικότητας δίχως όμως να ισχύει μεταξύ κόμβων που ανήκουν σε διαφορετικά υπογραφήματα. Καθένα από τα προαναφερθέντα υπογραφήματα ονομάζεται **(ισχυρά) συνεκτική συνιστώσα ((strongly) connected component)**.

### 1.1.1.6 Γειτονιά κόμβου & βαθμός κόμβου

Στο **σύνολο γειννίαςσης (adjacency set)** ενός κόμβου  $u_i \in V$  περιλαμβάνονται οι κόμβοι  $u_j \in V$  που προσεγγίζονται από τον  $u_i$  μέσω κάποιας προσπίπτουσας ακμής. Δηλαδή:

$$\text{adj}(u_i) = \{u_j \mid (u_i, u_j) \in E\}$$

Το σύνολο αυτό μετουσιώνει και την έννοια της **γειτονιάς (neighborhood)** ενός κόμβου. Προφανώς, ισχύει ότι  $\text{adj}(u_i) = \emptyset$ , όταν ο  $u_i$  είναι απομονωμένος και  $\text{adj}(u_i) = E_{\max}$ , όταν ο  $u_i$  προσεγγίζει άμεσα κάθε άλλον κόμβο του γραφήματος.

Εν συνεχεία, εξετάζουμε περαιτέρω την γειτονιά ενός κόμβου. Έτσι, για έναν κατευθυνόμενο γράφημα ορίζουμε:

- τον **έξω-βαθμό (out-degree)** ενός κόμβου ως το πλήθος των ακμών που εξέρχονται απ' αυτόν. Δηλαδή πρόκειται για τον πληθάρημο της λίστας γειτνίασης ενός κόμβου  $u_i \in V$ :

$$d_{\text{out}}(u_i) = |\text{adj}(u_i)|$$

- τον **έσω-βαθμό (in-degree)** ενός κόμβου ως το πλήθος των ακμών που εισέρχονται σ' αυτόν. Για έναν κόμβο  $u_i \in V$  ισχύει δηλαδή:

$$d_{\text{in}}(u_i) = |\{u_j \mid u_i \in \text{adj}(u_j)\}|$$

Για ένα μη κατευθυνόμενο γράφο ο **βαθμός** ενός κόμβου αναφέρεται εν γένει στο πλήθος των ακμών που προσπίπτουν σ' αυτόν ανεξάρτητα από την αρχή και το πέρας τους. Οπότε ισχύει ότι  $d_{\text{out}}(u_i) = d_{\text{in}}(u_i)$ .

Είναι προφανές ότι  $0 \leq d(u_i) \leq 1$ , όπου  $d$  ο έξω-βαθμός ή έσω-βαθμός ενός κόμβου  $u_i$ .

#### 1.1.1.7 Γενίκευση ορισμού γράφου

Ο ορισμός του γράφου μέχρι τώρα αφορά ένα **απλό γράφημα (simple graph)**. Μια επέκταση αυτού αποτελεί το **πολυγράφημα (multigraph)**, στο οποίο επιτρέπεται η ύπαρξη παράλληλων ακμών μεταξύ δύο κόμβων (προς την ίδια κατεύθυνση αν θεωρήσουμε ένα κατευθυνόμενο γράφημα).

Στην περίπτωση αυτή το σύνολο των κόμβων  $V$  και το σύνολο των ακμών  $E$  παύουν να είναι πεπερασμένα, ενώ ο βαθμός ενός κόμβου δύναται να ξεπεράσει τη μονάδα.

Στην υπόλοιπη εργασία θα χρησιμοποιούμε εξ' ορισμού τον απλό ορισμό του γράφου, εκτός αν αναφέρεται διαφορετικά.

#### 1.1.1.8 Παραδείγματα γράφων

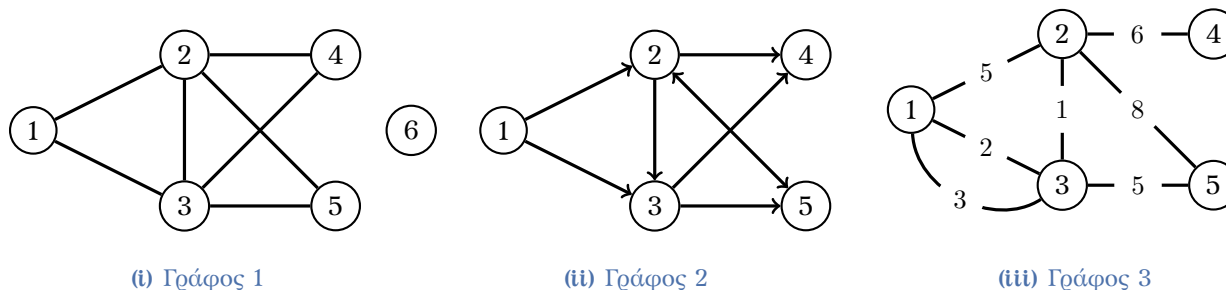
Στο [Σχήμα 1.1](#) παρουσιάζονται διαφορετικές κατηγορίες γραφημάτων.

Στο [Σχήμα 1.1i](#) έχουμε ένα μη κατευθυνόμενο γράφημα, μη σταθμισμένο και μη συνδεδεμένο, αφού φαίνεται ότι ο κόμβος 6 είναι απομονωμένος από το υπόλοιπο γράφημα. Έχουμε δηλαδή δύο συνεκτικές συνιστώσες  $V_1 = 1, 2, 3, 4, 5$  και  $V_2 = 6$  με τα αντίστοιχα επαγόμενα γραφήματα  $G(V_1), G(V_2)$ .



Στο [Σχήμα 1.1ii](#) βλέπουμε ένα μεικτό γράφημα, μη σταθμισμένο και όχι ισχυρά συνεκτικό, αφού δεν μπορούμε να βρούμε μονοπάτι μεταξύ οποιωνδήποτε κόμβων.

Ένα μη κατευθυνόμενο, έμβαρο στις ακμές και συνεκτικό πολυγράφημα φαίνεται στο [Σχήμα 1.1iii](#) όπου μεταξύ των κόμβων 1 και 3 υπάρχουν δύο παράλληλες ακμές.



**Σχήμα 1.1:** Παραδείγματα γραφημάτων

### 1.1.2 Δυναμικός Γράφος

Στην [Υποενότητα 1.1.1](#) έγινε αναφορά σε γράφους με στατικό χαρακτήρα, δηλαδή με την υπόθεση ότι δεν μεταβάλλονται στην εξέλιξη του χρόνου.

Με τον όρο **Δυναμικό Γράφο (Dynamic Graph)** αναφερόμαστε σ' ένα γράφημα που μετεξελίσσεται χρονικά με την έννοια ότι τουλάχιστον μία από τις οντότητες που εμπλέκονται στον ορισμό ενός γράφου (δηλαδή σύνολο κόμβων  $V$ , σύνολο ακμών  $E$ , συνάρτηση αντιστοίχισης κόμβων σε βάρη  $f : V \rightarrow W_1$  και συνάρτηση αντιστοίχισης ακμών σε βάρη  $g : E \rightarrow W_2$ ) εξαρτάται από το χρόνο και συνεπώς αλλάζει σε κάθε χρονική στιγμή.

Θεωρούμε ένα γράφο  $G$  μια χρονική στιγμή  $t_k$ . Η μορφή που θα έχει ο γράφος σε μια μετέπειτα χρονική στιγμή  $t_{k+1}$  ενδέχεται να είναι διαφορετική. Πιο αναλυτικά, αξίζει να επισημάνουμε τα παρακάτω:

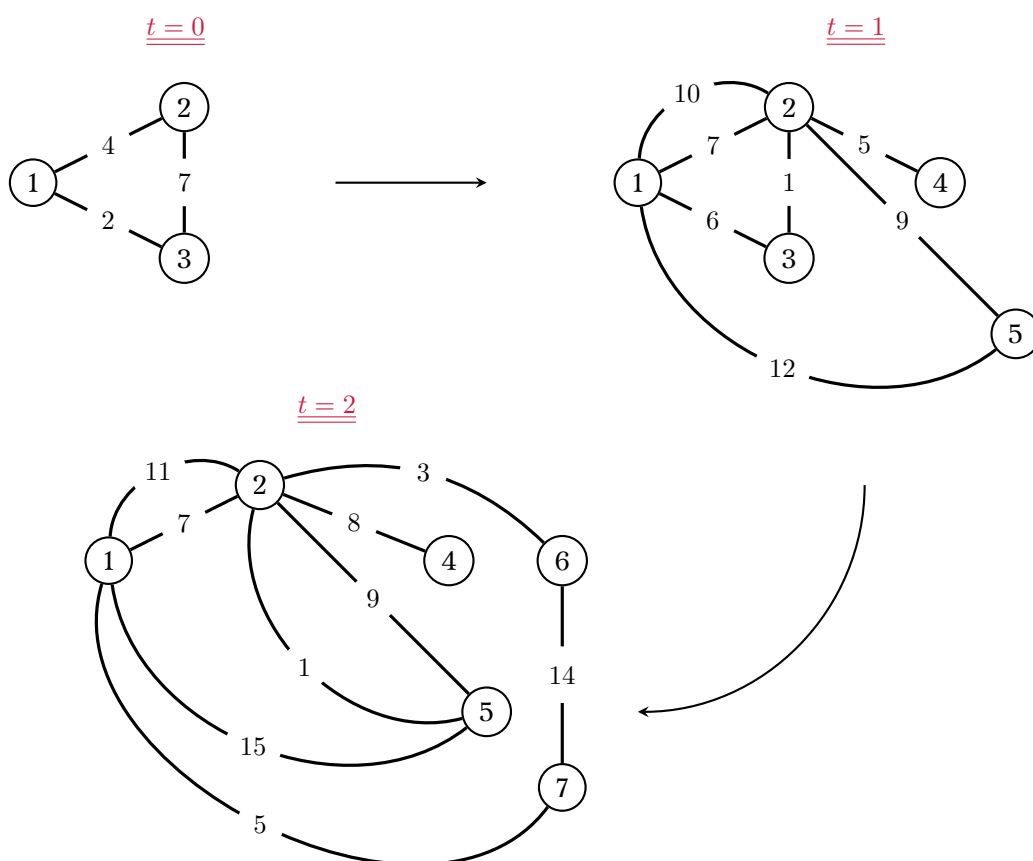
- Όταν μεταβάλλεται το σύνολο των κόμβων  $V$ , τότε η μετάβαση από μια χρονική στιγμή  $t_k$  σε μια χρονική στιγμή  $t_{k+1}$  συνεπάγεται την προσθήκη ενός αριθμού νέων κόμβων ή/και τη διαγραφή ενός αριθμού ήδη υπάρχοντων κόμβων από το γράφο. Είναι επίσης εναργές ότι η αφαίρεση κόμβων συνοδεύεται από την απόμακρυνση και των ακμών που προσπίπτουν σ' αυτούς.
- Όταν μεταβάλλεται το σύνολο των ακμών  $E$ , τότε με τη μετάβαση από μια χρονική στιγμή  $t_k$  σε μια χρονική στιγμή  $t_{k+1}$  υπάρχει προσθήκη ενός αριθμού νέων ακμών ή/και διαγραφή ενός αριθμού ήδη υπάρχοντων ακμών από το γράφο.
- Όταν μεταβάλλεται η συνάρτηση απεικόνισης  $f : V \rightarrow W_1$ , τότε η μετάβαση από τη χρονική στιγμή  $t_k$  στη χρονική στιγμή  $t_{k+1}$  οδηγεί στην αλλαγή των βαρών σε έναν αριθμό ήδη υπάρχοντων

κόμβων του γραφήματος.

- Όταν μεταβάλλεται η συνάρτηση απεικόνισης  $g : E \rightarrow W_2$ , τότε με την μετάβαση από τη χρονική στιγμή  $t_k$  στη χρονική στιγμή  $t_{k+1}$  συνοδεύεται από μια αλλαγή στα βάρη ενός αριθμού ήδη υπάρχοντων ακμών του γραφήματος.

Είναι αξιοσημείωτο ότι οποιοδήποτε συνδυασμός των παραπάνω περιπτώσεων είναι εφικτός σ' ένα δυναμικό γράφο (Harary and Gupta, 1997).

Στο Σχήμα 1.2 βλέπουμε τη χρονική εξέλιξη ενός δυναμικού γράφου. Τη χρονική στιγμή  $t = 0$  υπάρχει μια απλή κλίκα 3 κόμβων με βάρη στις ακμές. Τη χρονική στιγμή  $t = 1$  παρατηρούμε ότι έχουν αλλάξει τα βάρη της αρχικής κλίκας, ενώ γύρω από αυτή έχουν προστεθεί 2 νέοι κόμβοι και επιπρόσθετες ακμές με βάρη. Τη χρονική στιγμή  $t = 2$  έχει απομακρυνθεί ο ένας κόμβος της αρχικής κλίκας, έχουν προστεθεί 2 νέοι κόμβοι, έχουν προστεθεί νέες ακμές και έχουν αλλάξει τα βάρη όλων των ακμών που προϋπήρχαν.



Σχήμα 1.2: Παράδειγμα δυναμικού γράφου σε 3 διαφορετικές χρονικές στιγμές  $t = 0, 1, 2$

Γίνεται εναργές πως ένας δυναμικός γράφος θα μπορούσε να περιγραφεί ως μια αλληλουχία στιγμιότυπων στατικών γράφων. Κάθε στιγμιότυπο ικανοποιεί τις ιδιότητες που περιγράφηκαν στην [Υπόε-νότητα 1.1.1](#), ενώ η έννοια της γειτονιάς και του βαθμού ενός κόμβου αποκτά επίσης χρονική εξάρτηση.

## 1.2 Κοινωνικά Δίκτυα

### 1.2.1 Ορισμός & περιγραφή

Με τον όρο **Κοινωνικό Δίκτυο (Social Network)** αναφερόμαστε σ' ένα σύστημα στις κοινωνικές επιστήμες, το οποίο διαμορφώνεται από τις σχέσεις που αναπτύσσονται μεταξύ των οντοτήτων σε κάποιο περιβάλλον μελέτης ([Borgatti et al., 2018](#)).

Οι οντότητες αυτές μπορούν να είναι είτε ατομικές δείχνοντας π.χ. απλούς ανθρώπους, είτε συλλογικές αντιπροσωπεύοντας π.χ. ομάδες, εταιρείες, επιχειρήσεις, κολεκτίβες, οργανώσεις, πόλεις, χώρες κ.ά. ([Borgatti et al., 2018](#)). Το περιβάλλον μελέτης αντιστοιχεί σ' ένα «χώρο» που οριοθετούμε μέσα στο οποίο συνυπάρχουν οι προαναφερόμενες οντότητες, οπότε και συσχετίζονται μεταξύ τους.

Ένα κοινωνικό δίκτυο είναι εγγενώς αυθόρμητο, γεγονός το οποίο σημαίνει ότι δεν υπάρχει κάποιου είδους επίβλεψη του τρόπου με τον οποίο εξελίσσεται στο πέρασμα του χρόνου, αλλά η διαμόρφωση των συσχετίσεων εναπόκειται στα εμπλεκόμενες οντότητες. Αυτή είναι και μια ειδοποιός διαφορά ενός κοινωνικού δικτύου από ένα τεχνολογικό δίκτυο επικοινωνιών που απαιτεί κάποια στοιχειώδη υποδομή, μηχανική σχεδίαση και επίβλεψη σε όλη τη πορεία ζωής του.

Το πιο χαρακτηριστικό παράδειγμα ενός κοινωνικού δικτύου αποτελεί αναμφίβολα η κοινωνία μας με οντότητες τους ανθρώπους, αλλά συμπεριλαμβάνεται και κάθε επιμέρους κοινότητα που συμμετέχουμε, όπως μια σχολική τάξη, ένα γκρουπ φίλων, μια αθλητική ομάδα, ένας πολιτιστικός σύλλογος, ένας πολιτικός φορέας κ.ά. Μάλιστα, στη σημερινή εποχή συναντάμε και τις πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης όπως blogs, Facebook, Twitter κ.ά. ως ψηφιακές μορφές κοινωνικών δικτύων διασύνδεσης που προσομοιάζουν τις ανθρώπινες κοινότητες.

Στην παρούσα εργασία ενδιαφερόμαστε για κοινωνικά δίκτυα, στα οποία οντότητες είναι οι άνθρωποι. Έτσι, η [Ενότητα 1.2](#) θα αναφέρεται στο εξής σε τέτοιου είδους δίκτυα.

### 1.2.2 Αναπαράσταση κοινωνικών δικτύων

Ένα κοινωνικό δίκτυο αποτελεί ένα θεωρητικό κατασκεύασμα των κοινωνικών επιστημών. Εντούτοις, μπορεί να αποκτήσει πρακτική υπόσταση για ποσοτική ανάλυση, αν προσπαθήσουμε να το περι-

γράφουμε ως ένα μαθηματικό αντικείμενο (Borgatti et al., 2018).

Η αναπαράστασή ενός κοινωνικού δικτύου γίνεται αξιοποιώντας μια δομή δεδομένων, όπως ο δυναμικός γράφος, στον οποίο έγινε αναφορά στην Ενότητα 1.1. Προς αυτή την κατεύθυνση σ' ένα γράφημα  $G = (V, E, f, g)$  που αντιπροσωπεύει ένα κοινωνικό δίκτυο, το σύνολο των κόμβων  $V$  αντιστοιχεί στα άτομα μιας κοινότητας, ενώ το σύνολο των ακμών  $E$  στις μεταξύ τους συσχετίσεις.

Κάθε κόμβος του γραφήματος  $u \in V$  διαθέτει με βάση τη συνάρτηση αντιστοίχισης  $f : V \rightarrow W_1$  ένα βάρος, δηλαδή μια λίστα από ατομικά χαρακτηριστικά  $w_1 = f(u) \in W_1$ , η οποία του επιτρέπει να διαφοροποιείται από άλλους κόμβους. Ένα χαρακτηριστικό μπορεί να είναι σταθερό όπως το όνομα, το βιολογικό φύλο, η εθνικότητα κ.ά., αλλά μπορεί να είναι και μεταβαλλόμενο όπως η ηλικία, τα προσωπικά ενδιαφέροντα, τα χρήματα, το επάγγελμα κ.ά. (Borgatti et al., 2018).

Με βάση τη συνάρτηση αντιστοίχισης  $g : E \rightarrow W_2$ , κάθε ακμή του γραφήματος  $e \in E$  είναι επίσης επιφορτισμένη μ' ένα βάρος  $w_2 = g(e) \in W_2$ , δηλαδή μια συμβολοσειρά που αντανακλά το τρόπο συσχέτισης των κόμβων, στους οποίους η ακμή αυτή είναι προσπίπτουσα. Μια ακμή μπορεί να είναι κατευθυνόμενη ή μη ανάλογα με το τύπο της σχέσης που προσδιορίζει το βάρος της. Συνοπτικά, μια ακμή μπορεί να αφορά:

- ένα *σχεσιακό γεγονός*, το οποίο σημαίνει ότι πραγματοποιείται κάποια μορφή αλληλεπίδρασης, δηλαδή ένα σύντομο συμβάν σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή, οπότε κατά τη διάρκεια αυτού λαμβάνει χώρα μεταφορά ροής από τον έναν κόμβο στον άλλο. Υπάρχει σχέση αιτίου – αιτιατού με τη ροή να είναι επακόλουθο της αλληλεπίδρασης. Για παράδειγμα, η συζήτηση ανάμεσα σε δύο άτομα αποτελεί ένα στιγμιαίο γεγονός (αλληλεπίδραση) χωρίς συνέχεια στο χρόνο, το οποίο συνοδεύεται από μια ανταλλαγή ιδεών (ροή πληροφορίας) μεταξύ των ατόμων.
- μια *σχεσιακή κατάσταση*, το οποίο σημαίνει την ύπαρξη μιας σχέσης που διατηρείται για σημαντικό χρονικό διάστημα, με αποτέλεσμα να ομοιάζει με μια μόνιμη κατάσταση. Παρόλο που είναι πιθανό να λήξει κάποια στιγμή, η διάρκεια ζωής της είναι μεγαλύτερη από εκείνη ενός σχεσιακού γεγονότος. Μια σχεσιακή κατάσταση εκφράζει:
  - έναν ρόλο που έχει ο ένας κόμβος ως προς τον άλλον, όπως π.χ. συγγενικό, η φιλικό, η εργασιακό κ.ά.
  - μια γνώση, η οποία είναι είτε κάποιο συναίσθημα είτε κάποια σκέψη είτε κάποια άποψη ενός κόμβου για έναν άλλο.
  - μια ομοιότητα, η οποία σχετίζεται π.χ. με τη χωροχρονική εγγύτητα των κόμβων, μια κοινή συμμετοχή τους σε κάποια δραστηριότητα, ένα κοινό τους χαρακτηριστικό κ.ά. (Borgatti et al., 2018).

Relational state							Relational event	
Similarity			Relational role		Relational cognition		Interaction	Flow
Location	Participation	Attribute	Kinship	Other role	Affective	Perceptual		
same spatial and temporal space	same clubs, same events, same class	same gender, same attitude, same job	mother of, father of, sibling of	friend of, boss of, student of	likes/dislikes, loves/hates, prefers/avoids	perceives that, knows that, believes that	talks to, fight with, assist, lend to	information, beliefs, money, ideas

**Σχήμα 1.3:** Κατηγορίες ακμών σ' ένα κοινωνικό δίκτυο με αντίστοιχα παραδείγματα (Borgatti et al., 2018)

Στο Σχήμα 1.3 φαίνονται οι διαφορετικοί τύποι ακμών που παρουσιάστηκαν παραπάνω.

Η ποικιλομορφία των ακμών οφείλεται στο γεγονός πως ένα κοινωνικό δίκτυο είναι πολυσχεσιακό, δηλαδή περιγράφει αρκετές επιμέρους σχέσεις. Κάθε κατηγορία συσχέτισης αποτυπώνεται σ' ένα ξεχωριστό γράφο, για να μπορέσει να αναλυθεί ορθότερα. Συνεπώς, ένα κοινωνικό δίκτυο ως έννοια μπορεί να περιλαμβάνει πολλούς επιμέρους δυναμικούς γράφους, έναν για κάθε κατηγορία συσχέτισης που περιέχει ως πληροφορία (Borgatti et al., 2018).

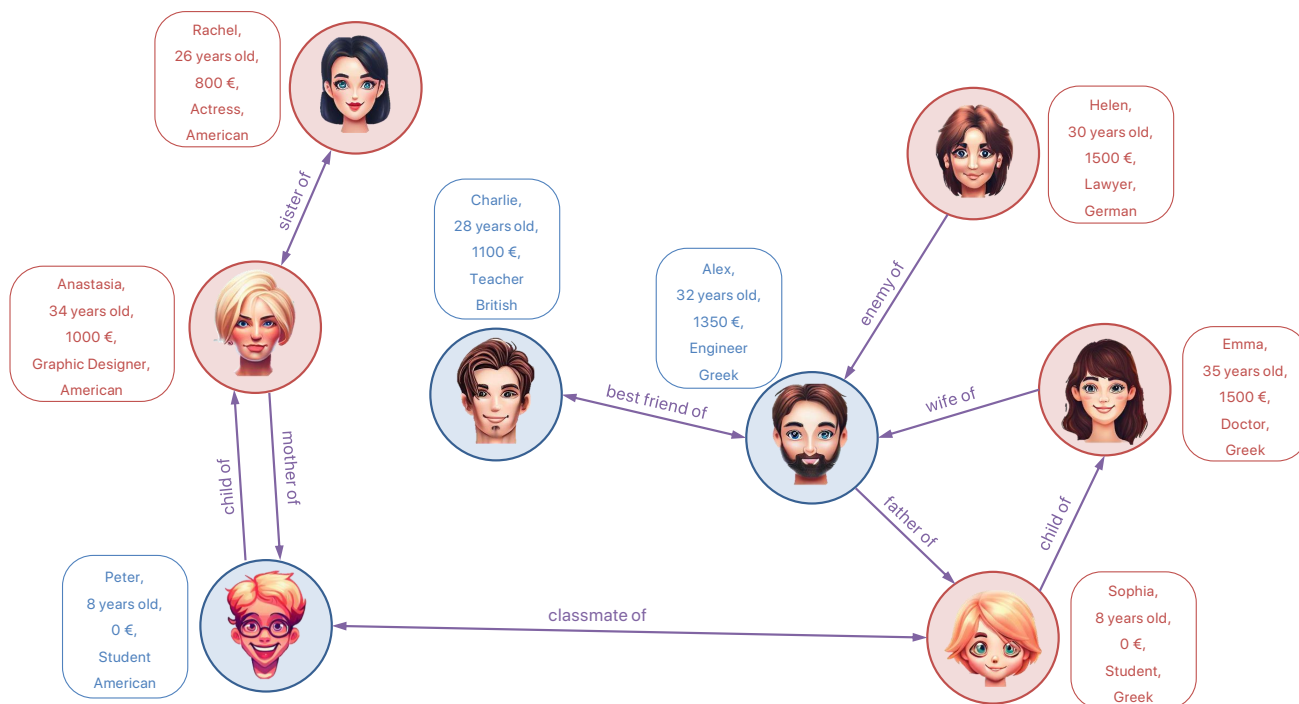
Στο Σχήμα 1.4 παρουσιάζονται δύο γραφήματα ενός κοινωνικού δικτύου σε κάποια συγκεκριμένη χρονική στιγμή.

### 1.2.3 Επίπεδα ανάλυσης

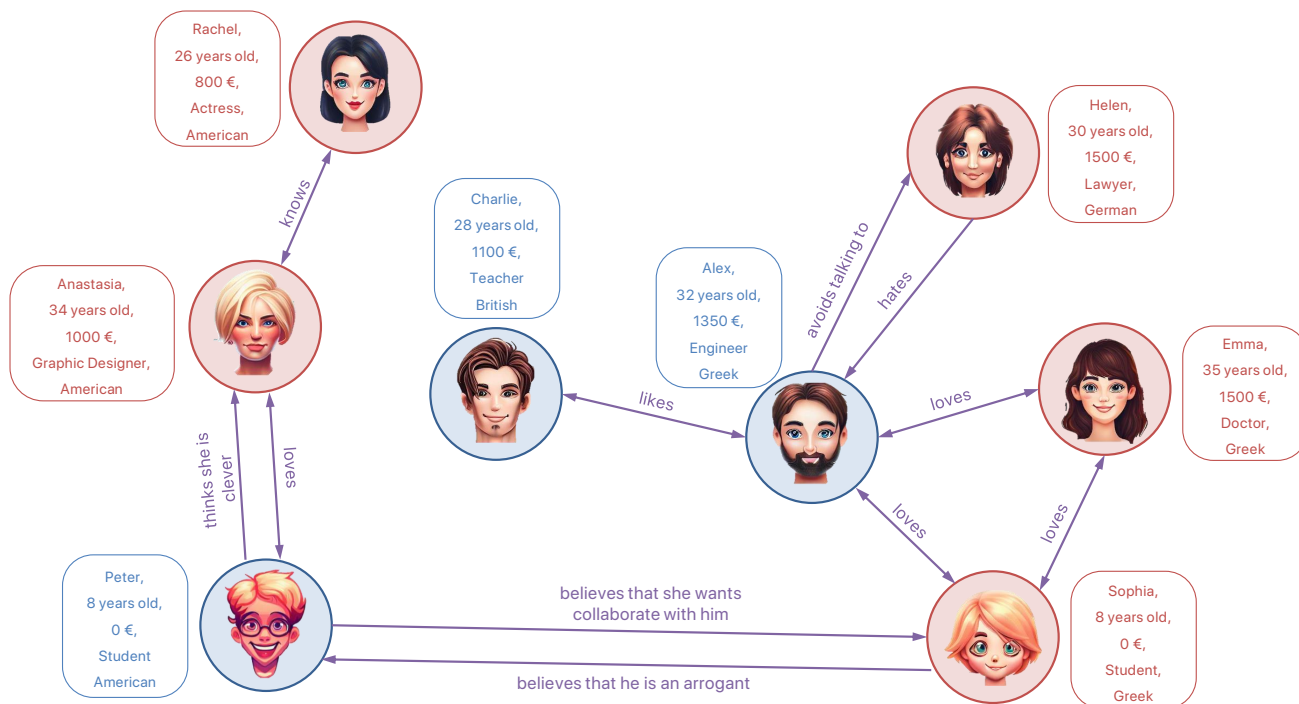
Είναι αξιοπρόσεκτο πως η ανάπτυξη ενός κοινωνικού δικτύου γίνεται σταδιακά. Υποθέτουμε ότι μελετάμε ένα τέτοιο από τη γέννησή του, οπότε σε κάποιο γράφο αναπαράστασης υπάρχει ένας αρχικός αριθμός κόμβων που συσχετίζονται μεταξύ τους, με λίγες ή και μηδαμινές συνδέσεις. Στην εξέλιξη του χρόνου αναπόφευκτα προστίθενται νέοι κόμβοι και δημιουργούνται νέες ακμές. Το γράφημα ενδέχεται εποπτικά στο σύνολό του να μην είναι ακόμα (ισχυρά) συνεκτικό, αλλά να υπάρχουν ξεχωριστές (ισχυρά) συνεκτικές συνιστώσες. Σε κάποια επερχόμενη χρονική στιγμή η ανάπτυξη συσχετίσεων μεταξύ των κόμβων μπορεί να οδηγήσει το γράφημα σε (ισχυρή) συνεκτικότητα.

Το μέγεθος είναι γραφήματος πολλές φορές αυξάνεται σε σημαντικό βαθμό, με αποτέλεσμα να ανακύπτει η ανάγκη ανάλυσης του γράφου σε διαφορετικά επίπεδα:

- *μικροσκοπικά*, οπότε το ενδιαφέρον επικεντρώνεται στις ιδιότητες ενός κόμβου ατομικά, ενός ζεύγους κόμβων, μιας τριπλέτα ή εν πάση περιπτώσει ενός υποσυνόλου κόμβων που είναι αρκετά μικρό.
- *μακροσκοπικά*, οπότε εξετάζονται ιδιότητες που αφορούν το σύνολο του γράφου.



(i) Στιγμιότυπο του κοινωνικού δικτύου με βάρη ακμών που εκφράζουν κοινωνικό ρόλο



(ii) Στιγμιότυπο του κοινωνικού δικτύου με βάρη ακμών που εκφράζουν σχεσιακή γνώση

Σχήμα 1.4: Αναπαράσταση του κοινωνικού δικτύου μιας κοινότητας σε συγκεκριμένη χρονική στιγμή (OpenAI, 2021)

- *μεσοσκοπικά*, οπότε βρισκόμαστε ενδιάμεσα στο μικροσκοπικό και στο μακροσκοπικό επίπεδο. Συνεπώς, το σύνολο των κόμβων που εξετάζουμε δεν είναι τόσο στοιχειώδες αλλά ούτε πρόκειται για μελέτη ενός τεράστιου γράφου. Εδώ εμπίπτει ο χωρισμός του γράφου σε κοινότητες, προκειμένου να μελετηθούν ενδοκοινοτικές (intra-community properties) και διακοινοτικές ιδιότητες (inter-community properties) (Wikipedia contributors, 2021).

Η προαναφερθείσα διάρθρωση της ανάλυσης υιοθετείται, διότι στην περίπτωση ενός γράφου μεγάλων διαστάσεων, μια μονοδιάστατη ανάλυση σε κάποιο επίπεδο θα απέτρεπε την μελέτη συμπεριφορών σ' ένα άλλο επίπεδο που ενδεχομένως να είναι εξίσου σημαντική. Ανάλογα το εκάστοτε πρόβλημα επιλέγεται ένα βάθος ανάλυσης, αν και τα διαφορετικά επίπεδα δεν είναι αμοιβαία αποκλειόμενα μεταξύ τους (Wikipedia contributors, 2021).

## 1.2.4 Μοντελοποίηση Πραγματικού Δικτύου & Scale – Free Δίκτυο

### 1.2.4.1 Χαρακτηριστικά πραγματικού δικτύου

Έχει βρεθεί εμπειρικά ότι ένα πραγματικό δίκτυο διαθέτει τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

- η κατανομή βαθμού κόμβου παρουσιάζει μια ανισορροπία. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχει η τάση λίγα άτομα να είναι αρκετά δημοφιλή, με αποτέλεσμα να έρχονται σε επαφή με περισσότερα άτομα της κοινότητας. Η πλειοψηφία των ατόμων είναι λιγότερο κοινωνικά και έχουν μικρότερο πλήθος επαφών. Δηλαδή, δεν έχουν όλα τα άτομα την ίδια δυναμική στη συγκέντρωση προτιμήσεων (Albert and Barabási, 2002).
- υπάρχει μια τάση ομαδοποίησης των ατόμων σε επιμέρους κοινότητες. Στο εσωτερικό καθεμιάς από αυτές υπάρχει πιο έντονη σύνδεση των ατόμων μεταξύ τους (Albert and Barabási, 2002).
- το μέσο μήκος μονοπατιού είναι χαμηλό. Εξάλλου, υπάρχει και η ιδιότητα του μικρού κόσμου (small world property), σύμφωνα με την οποία κάθε άτομο μιας κοινότητας απέχει από οποιοδήποτε άλλο το πολύ 6 βήματα (Albert and Barabási, 2002) που εκφράζεται στην καθομιλουμένη ως «φίλος φίλου» ή «γνωστός γνωστού».

### 1.2.4.2 Τυχαίος γράφος (Random Graph)

Μια λύση για την προσομοίωση μιας πραγματικής κοινότητας είναι ο τυχαίος γράφος (random graph). Σύμφωνα με το σχετικό μοντέλο Erdős–Rényi  $G(n, p)$ , όπου  $n$  ο συνολικός αριθμός των κόμβων του γράφου και  $p$  μια πιθανότητα με  $0 \leq p \leq 1$ , ξεκινώντας από  $n$  απομονωμένους κόμβους, προσθέτουμε ακμές στο γράφημα. Κάθε δυνατή ακμή γίνεται υπαρκτή με πιθανότητα  $p$  ανεξάρτητα από τις άλλες ακμές. Η τιμή της πιθανότητας  $p$  καθορίζει και την πυκνότητα ακμών του τελικού γραφήματος (Albert

and Barabási, 2002).

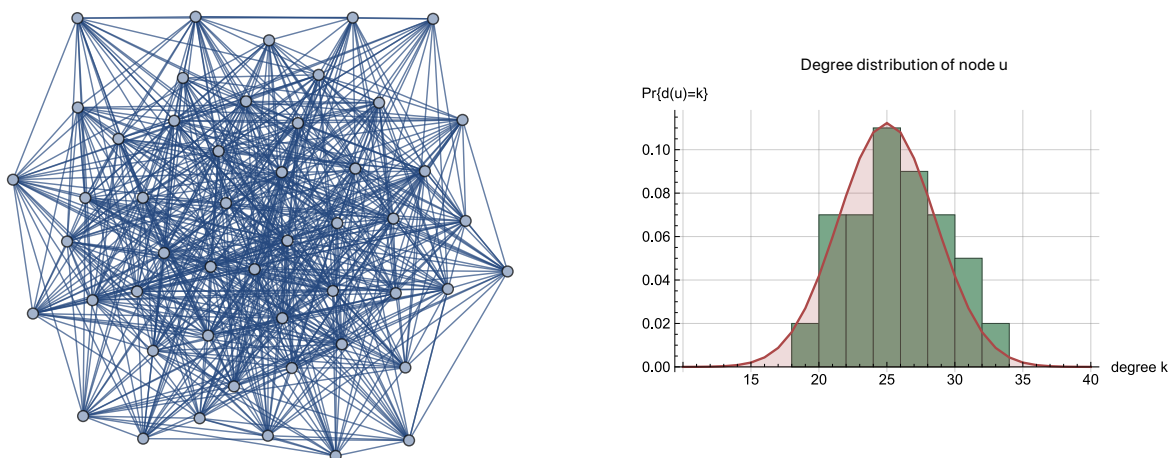
Ο αναμενόμενος αριθμός ακμών του γραφήματος είναι  $\binom{n}{2}p$ , και η κατανομή του βαθμού  $d(u)$  ενός οποιουδήποτε κόμβου  $u$  είναι διωνυμική (Albert and Barabási, 2002):

$$\Pr\{d(u) = k\} = \binom{n-1}{k} p^k (1-p)^{(n-1-k)}$$

Για  $n \rightarrow \infty$  και  $np = \text{σταθ}$  η κατανομή βαθμού κόμβου προσεγγίζει την κατανομή Poisson (Albert and Barabási, 2002):

$$\Pr\{d(u) = k\} \rightarrow \frac{(np)^k \exp(-np)}{k!} \text{ καθώς } n \rightarrow \infty \text{ και } np = \text{σταθ}$$

Στο Σχήμα 1.5 φαίνεται η παραγωγή ενός τυχαίου γράφου με βάση το μοντέλο αυτό μαζί με την αντίστοιχη κατανομή βαθμού κόμβου.



Σχήμα 1.5: Κατασκευή ενός τυχαίου γράφου με βάση το μοντέλο Erdős-Rényi  $G(n = 50, p = 0.5)$  (δεξιά) και η κατανομή βαθμού κόμβου (αριστερά)

Μολαταύτα, ο τυχαίος γράφος δεν καταφέρνει να προσεγγίσει ικανοποιητικά το πραγματικό δίκτυο (Albert and Barabási, 2002), αφού καταρχάς διαμορφώνεται στη λογική ότι κάθε νέα ακμή εισέρχεται στο γράφημα ανεξάρτητα από τον τρέχοντα βαθμό ενός κόμβου, δηλαδή μια δοκιμή bernoulli που δεν λαμβάνει υπόψη της τη υπάρχουσα δημοφιλία ή μη των κόμβων. Οπότε η διωνυμική κατανομή κόμβου δεν αποτυπώνει την ανισορροπία που υπάρχει.

Ακόμα, έχει αποδειχθεί ότι η ομαδοποίηση και το μέσο μήκος μονοπατιού του τυχαίου γράφου απέχουν από ένα πραγματικό δίκτυο (Albert and Barabási, 2002).

Η προσέγγιση γίνεται ικανοποιείται για κάποια πραγματικά δίκτυα με ένα scale - free δίκτυο.



### 1.2.4.3 Scale – Free δίκτυο

Με τον όρο **Scale – Free** αναφερόμαστε σ' ένα **δίκτυο**, στο οποίο ο αριθμός των ακμών που προσπίπτουν σ' έναν κόμβο ακολουθεί νόμο βαθμού δύναμης. Έτσι, αν  $k$  ο βαθμός κόμβου και  $P(k)$  η κατανομή που τον περιγράφει, τότε ισχύει ότι:

$$P(k) \sim k^{-\gamma}$$

όπου  $\gamma$  είναι μια παράμετρος που κινείται στο πεδίο τιμών  $2 < \gamma < 3$ .

Τα δίκτυα αυτά ονομάζονται τοιουτοτρόπως, επειδή η κατανομή του βαθμού κόμβου κλιμακώνει με τον ίδιο τρόπο, δηλαδή έχει ίδια μορφή σε κάθε κλίμακα. Εξάλλου ισχύει η σχέση:

$$P(ak) = (ak)^{-\gamma} \Leftrightarrow P(ak) = a^{-\gamma}k^{-\gamma} \Leftrightarrow P(ak) = a^{-\gamma}P(k)$$

Από τη μορφή που έχει η κατανομή πιθανότητας  $P(k)$  για το βαθμό κόμβου μπορούμε να συνάγουμε ότι είναι περισσότερο πιθανό ένας κόμβος να έχει λίγους γειτονικούς κόμβους και λιγότερο πιθανό να έχει πολλούς γειτονικούς κόμβους. Ως εκ τούτου, η μεγάλη πλειοψηφία των κόμβων έχουν μικρό βαθμό, ενώ κάποιοι λίγοι έχουν υψηλό βαθμό και ονομάζονται **hubs**.

Δεδομένου πως τέτοια δίκτυα εμφανίζονταν στον πραγματικό κόσμο (μεταξύ των οποίων και στα κοινωνικά) ανέκυψε το ερώτημα για τον τρόπο δημιουργίας τέτοιων δικτύων. Ένας αλγόριθμος σχεδιάστηκε το 1999 από τους Albert-László Barabási και Réka Albert.

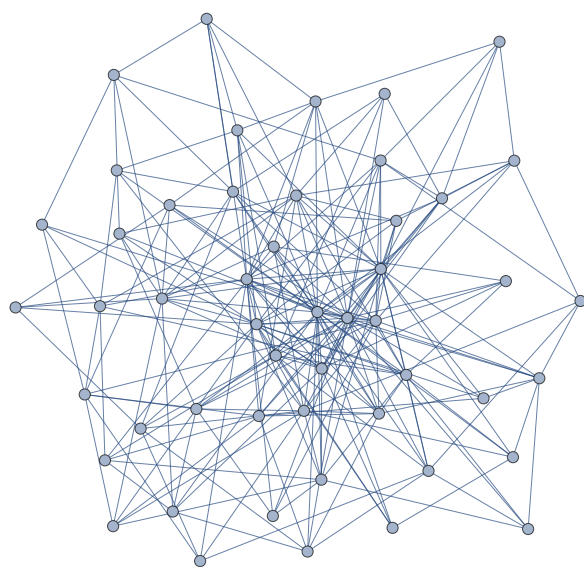
### 1.2.4.4 Μοντέλο Barabási - Albert

Το **μοντέλο Barabási - Albert**, όπως είναι γνωστό, βασίζεται στις ακόλουθες δύο παραδοχές του πραγματικού κόσμου:

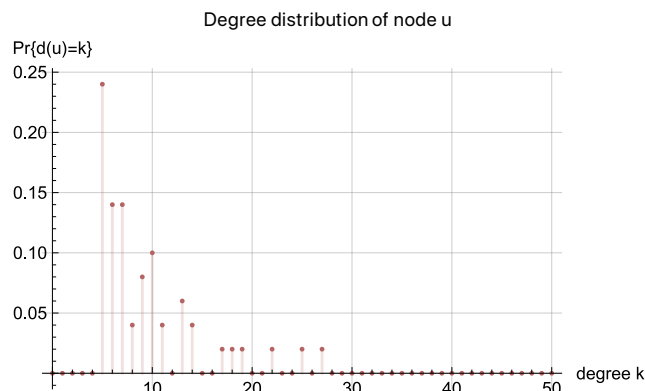
- **Ανάπτυξη (Growth)**: το δίκτυο δεν είναι ένα κλειστό σύστημα με προκαθορισμένο αριθμό κόμβων, αλλά ανοικτό. Έτσι, σταδιακά προστίθενται νέοι κόμβοι στην εξέλιξη του χρόνου.
- **Προτιμσιακή Τοποθέτηση (Preferential Attachment)**: κάθε νέος κόμβος που εισέρχεται στο δίκτυο επιλέγει να συνδεθεί κατά προτίμηση με υπάρχοντες κόμβους που είναι αρκετά δικτυωμένοι, δηλαδή έχουν ήδη αρκετές συνδέσεις με άλλους κόμβους (Albert and Barabási, 2002).

Με βάση αυτές τις παραπάνω προδιαγραφές του μοντέλου, μπορούμε εν συνεχεία να καταγράψουμε τα βήματα ενός αλγορίθμου που λαμβάνει ως είσοδο τον αριθμό των κόμβων του δικτύου  $n$  και τον αριθμό των ακμών  $m_0$  που διαθέτει κάθε νέος κόμβος που προστίθεται στο δίκτυο.

### Αλγόριθμος Barabási - Albert



(i) Οπτικοποίηση ενός Scale Free δικτύου



(ii) Κατανομή βαθμού κόμβου

**Σχήμα 1.6:** Κατασκευή ενός scale – free δικτύου με  $n = 50$  κόμβους με τη βοήθεια του Barabási – Albert μοντέλου. Σε κάθε νεοεισερχόμενο κόμβο στο δίκτυο αντιστοιχούν  $m = 5$  νέες ακμές

- **1n φάση:** Κατασκευάζουμε ένα αρχικό μη κατευθυνόμενο γράφημα  $G = (V_o, E_o)$ , όπου  $V_o = \{0, 1, 2, \dots, \ell - 1\}$  με  $\ell \geq m_o$  και  $E_o \subseteq V_o \times V_o$ . Ο αριθμός  $\ell$  δεν προκαθορίζεται με κάποιον τρόπο, αλλά πρέπει να είναι τουλάχιστον  $m_o$ , προκειμένου στην επόμενη φάση να μπορεί να προστεθεί ένας νέος κόμβος με  $m_o$  ακμές.
- **2n φάση:** Έστω μια ενδιάμεση κατάσταση, στην οποία θέλουμε να προσθέσουμε τον  $k$  – οστό κόμβο όπου  $\ell \leq k \leq n - 1$ . Τότε υπολογίζουμε τις πιθανότητες να συνδεθεί ο  $k$  – οστός κόμβος με καθέναν από τους προϋπάρχοντες κόμβους  $1, 2, \dots, k - 1$  ως εξής:

$$p_i = \frac{d(i)}{s}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, k - 1$$

όπου  $s = \sum_{i=0}^{i=k-1} d(i)$  και  $d(i)$  ο βαθμός του κόμβου  $i$ .

Με βάση αυτή την κατανομή πιθανότητας για τη σύνδεση με άλλους κόμβους, επιλέγονται  $m_o$  ακμες για το νεοεισαχθέντα κόμβο  $k$ . Έτσι, ο γράφος  $G$  επεκτείνεται, με αποτέλεσμα να έχουμε  $V = \{0, 1, 2, \dots, \ell, \dots, k - 1, k\}$  και  $E \subseteq V \times V$ .

Η 2n φάση επαναλαμβάνεται μέχρι  $k = n - 1$ .

Ο **Αλγόριθμος 1** αποτελεί έναν ψευδοκώδικα για την παραγωγή ενός τέτοιου δικτύου, ενώ στο **Σχήμα 1.6** βλέπουμε ένα παράδειγμα αυτού.

Το μοντέλο αυτό διατηρεί το πιθανοτικό χαρακτήρα ενός τυχαίου γράφου, αλλά προσαρμόζεται περισσότερο στη δυναμική ενός πραγματικού δικτύου. Επιπρόσθετα έχει υπολογιστεί ότι ο τάση ομαδοποίησης και το μέσο μήκος μονοπατιού πλησιάζουν καλύτερα το πραγματικό δίκτυο, απ' τι ένας τυχαίος γράφος (Albert and Barabási, 2002).

---

**Αλγόριθμος 1: Μοντέλο Barabási - Albert**

---

**Function** barabasi\_albert\_graph( $n, m_0$ )

**input** :  $n \geq 1 \rightsquigarrow$  number of nodes

$m_0 \geq 1 \rightsquigarrow$  number of added edges per node

**output:**  $G \rightsquigarrow$  scale - free graph

*//  $\ell$ : initial number of nodes ( $\ell \geq m_0$ ), create clique of  $\ell$  nodes*

$\ell \leftarrow m_0$

$V \leftarrow \bigcup_{i=0}^{\ell-1} \{i\}$

$E \leftarrow \bigcup_{i=0}^{\ell-1} \left( \bigcup_{j=i+1}^{\ell-1} \{(i, j)\} \right)$

$G \leftarrow (V, E)$

*// for every added node...*

**for**  $i \leftarrow \ell$  **to**  $n - 1$  **do**

*// find probability  $p_j$  of every already existing node in graph*

$s \leftarrow \sum_{j=0}^{i-1} d(j)$  *//  $d(j)$ : ο βαθμός του κόμβου  $j$*

$p_j \leftarrow \frac{d(j)}{s}, j = 0, 1, 2, \dots, i - 1$

*// A: set of chosen  $m_0$  nodes to connect with (based on probability distribution  $\mathcal{D}$ )*

$A \leftarrow \{u \in V \text{ with } |A| = m_0 \text{ and } u \sim \mathcal{D}(p_0, p_1, p_2, \dots, p_{i-1})\}$

*// add new node and its chosen edges to the graph*

$V \leftarrow V \cup \{i\}$

**foreach**  $j$  **in**  $A$  **do**

$E \leftarrow E \cup \{(i, j)\}$

**end**

**end**

**return**  $G$

**end**

---

## Κεφάλαιο 2

# Μοντελοποίηση αλληλεπιδράσεων μιας κοινότητας μαθητών

### 2.1 Εισαγωγή

Η τρέχουσα ενότητα πραγματεύεται τη δυνατότητα κατασκευής ενός μοντέλου, η βασική λειτουργία του οποίου είναι ο καθορισμός κάποιων προδιαγραφών για τον τρόπο αλληλεπίδρασης των μαθητών μιας σχολικής κοινότητας. Ο απώτερος σκοπός είναι φυσικά η ενίσχυση της κοινωνικοποίησης, η εμπέδωση του ομαδικού πνεύματος και η καλύτερευση των επικοινωνιακών δεξιοτήτων των μαθητών.

Ο σχεδιασμός του μοντέλου κινείται πάνω σε δύο κεντρικούς άξονες. Ο πρώτος άξονας αφορά τη συμπερίληψη της γνώμης των μαθητών για τους υπόλοιπους συμμαθητές τους. Ο δεύτερος άξονας αφορά τη δικαιοσύνη, με την έννοια της ισότιμης ευκαιρίας κάθε μαθητή να εμπλακεί κοινωνικά και να βελτιώσει επί ίσοις όροις τις κοινωνικές του δεξιότητες.

Είναι γεγονός πως μια σχολική κοινότητα αποτελεί ένα κοινωνικό δίκτυο, οπότε όπως αναφερθήκε στην [Υποενότητα 1.2.2](#), η αναπαράσταση της πληροφορίας που περιλαμβάνει καθίσταται εφικτή με τη βοήθεια της μαθηματικής δομής του γράφου.

### 2.2 Γράφος Προτίμησης (Preference Graph)

Η άποψη που έχει ο εκάστοτε μαθητής για τους συμμαθητές του είναι σημαντική παράμετρος κατά στο σχεδιασμό του μοντέλου γι' αυτό συνιστά κρίσιμο ερώτημα πώς μπορούμε να την αποκτήσουμε. Η διαδικασία συλλογής αυτής της πληροφορίας είναι συστατικό στοιχείο μιας κοινωνικής έρευνας.

Ενδεικτικά αναφέρουμε ότι υπάρχουν:

- *άμεσοι τρόποι*, όπως η συμπλήρωση ερωτηματολογίων και κουίζ, η πραγματοποίηση προσωπικών συζητήσεων – συνεντεύξεων με καθέναν ξεχωριστά κ.ά. Οι μέθοδοι αυτοί έχουν το πλεονέκτημα ότι υπάρχει εξαρχής στοχευμένος προσανατολισμός. Έχουν έτσι τη μορφή μιας «εξομολόγησης» από την σκοπιά των μαθητών, οπότε η πληροφορία είναι και πιο εύκολα διαχειρίσιμη από τους ιθύνοντες. Βέβαια θεωρείται προϋπόθεση η καλή διάθεση και ειλικρινής στάση των μαθητών.
- *έμμεσοι τρόποι*, όπως η απλή παρατήρηση της συμπεριφοράς των μαθητές απέναντι στους συμμαθητές τους, η παρακολούθηση συνομιλιών μεταξύ μαθητών (π.χ. πραγματικές, στο πλαίσιο κάποιου παιχνιδιού, σε κάποια πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης) κ.ά. Οι μέθοδοι αυτοί έχουν το πλεονέκτημα ότι η έρευνα δεν χρειάζεται την συγκατάβαση των μαθητών για τη συμμετοχή τους. Ωστόσο, έχει το μειονέκτημα της ανάγκης εξαγωγής των χρήσιμων στοιχείων (αν υπάρχουν) από τις εκμαιευόμενες πληροφορίες. Υπάρχει δυσκολία ακόμα στην καταγραφή των σκέψεων των μαθητών, αφού είναι η κοινωνική πίεση καθιστά τη στάση τους περισσότερο φιλτραρισμένη και συνεπώς λιγότερο ειλικρινή.

Φυσικά, οι παραπάνω τρόποι είτε άμεσοι είτε έμμεσοι δεν αλληλοαποκλείονται, αλλά υπάρχει η δυνατότητα παράλληλης αξιοποίησής τους.

Αναδύονται πάντως δεδομένα που σχετίζονται με σκέψεις, αντιλήψεις και πεποιθήσεις των μαθητών μεταξύ τους, και εν γένει αποτελεί εσωτερική γνώση της σχολικής κοινότητας που μελετάμε. Δεδομένου πως η εκπόνηση μιας επισταμένης κοινωνιολογικής έρευνας υπερβαίνει το αντικείμενο της εργασίας, επιλέγουμε να προσομοιώσουμε τα αποτελέσματα αυτής μ' έναν αλγόριθμο που παράγει ενδεικτική γνώση για μια κοινότητα και κατασκευάζει ένα γράφο γνώσης, για να την αποτυπώσει. Αποκαλούμε τον γράφο αυτό ως **Γράφο Προτίμησης (Preference Graph)  $G_{\text{pref}}$** .

### 2.2.1 Παραδοχές Γράφου Προτίμησης

Προτού προχωρήσουμε στον αλγόριθμο για το γράφο  $G_{\text{pref}}$ , είναι συνετό να ορίσουμε τις ακόλουθες παραδοχές:

- Θεωρούμε ότι η αποτύπωση της γνώσης του δικτύου γίνεται άπαξ, οπότε ο  $G_{\text{pref}}$  είναι στατικός και απεικονίζει ένα στιγμιότυπο.
- Οι κόμβοι του  $G_{\text{pref}}$  είναι προφανώς οι μαθητές, για τους οποίους αγνοούμε τα ατομικά χαρακτηριστικά τους. Ο κάθε μαθητής έχει κάποια γνώση (εκφράζει κάποιες απόψεις ή σκέψεις) για κάποιο συμμαθητή του που εμφανίζεται ως κατευθυνόμενες ακμές στον γράφο. Σημειώνεται πως ο  $G_{\text{pref}}$  είναι και πολυγράφημα, αφού είναι εφικτή η ύπαρξη πολλών παράλληλων ακμών από

έναν μαθητή  $\sigma'$  έναν συμμαθητή του, καθειμά από τις οποίες αντιπροσωπεύει μια διαφορετική μορφή γνώσης του μαθητή για τον συμμαθητή του.

- Είναι δεδομένο ότι η γνώση στον  $G_{\text{pref}}$  μπορεί να είναι οποιασδήποτε μορφής. Για λόγους ομοιογένειας και απλότητας στην ανάλυση θεωρούμε πως:

I. υπάρχουν 2 δυνατές μορφές της γνώσης, οι οποίες είναι:

- **απλή γνώση**, η οποία αποτελεί την προσωπική άποψη ενός μαθητή για έναν άλλο συμμαθητή του.
- **αντίληψη γνώσης**, η οποία αποτελεί μια προσωπική σκέψη ενός μαθητή που σχετίζεται με την αντιληπτική ικανότητα ενός μαθητή  $\nu'$  αφογκράζεται ή και να ερμηνεύει τη στάση που εκλαμβάνει από έναν συμμαθητή του.

II. υπάρχουν 2 δυνατές συναισθηματικές καταστάσεις, οι οποίες είναι:

- **προτίμηση**, που υπαινίσσεται τη θετική διάθεση ενός μαθητή προς έναν άλλο συμμαθητή του.
- **αποφυγή**, που υπαινίσσεται την αρνητική διάθεση ενός μαθητή προς έναν άλλο συμμαθητή του.

III. υπάρχουν 2 τομείς εμπλοκής των ατόμων, οι οποίοι είναι:

- **κοινωνικοποίηση**, η οποία αναφέρεται στην συναναστροφή, στην παρέα, την αφιέρωση χρόνου δηλαδή στην ανάπτυξη φιλικής σχέσης ενός μαθητή  $\mu'$  έναν άλλο συμμαθητή του.
- **συνεργασία**, η οποία σχετίζεται με την σύμπραξη ενός μαθητή με έναν άλλο συμμαθητή του προς την επίτευξη ενός κοινού σκοπού μέσω μιας σχέσης αλληλοϋποστήριξης και αλληλοβοήθειας.

Συνδυάζοντας ένα στοιχείο από κάθε περίπτωση, μπορούμε να δημιουργήσουμε μια περιγραφή γνώσης. Συνολικά, υπάρχουν  $2^3 = 8$  δυνατές περιγραφές.

Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω, ορίζουμε το γράφο προτίμησης ως  $G_{\text{pref}} = (V^{\text{pref}}, E^{\text{pref}}, f^{\text{pref}}, g^{\text{pref}})$ , όπου:

- $V^{\text{pref}}$  είναι το σύνολο των κόμβων, δηλαδή οι μαθητές της κοινότητας με  $|V^{\text{pref}}| = n$ ,
- $E^{\text{pref}}$  είναι το σύνολο των ακμών, δηλαδή η εκπεφρασμένη γνώση της κοινότητας,
- $f^{\text{pref}}$  είναι η αντίστοιχη κόμβων με βάρη, δηλαδή η απεικόνιση  $V \rightarrow W_{\text{nodes}}^{\text{pref}}$ . Δεν εμφανίζονται βάρη στους κόμβους, οπότε  $W_{\text{nodes}}^{\text{pref}} = \emptyset$  και η απεικόνιση δεν ορίζεται.

- $g^{\text{pref}}$  είναι η αντιστοίχιση ακμών με βάρη, δηλαδή η απεικόνιση  $E \rightarrow W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$ . Υποθέτουμε την ύπαρξη ακμής από τον μαθητή A σ' έναν συμμαθητή του B. Τότε η γνώση που εκφράζεται μπορεί να είναι μία από τις εξής 8 δυνατές περιγραφές:

- προτίμηση για κοινωνικοποίηση που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},0}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ prefers to socialize with } [\text{Student B}]$$

- προτίμηση για συνεργασία που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},1}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ prefers to collaborate with } [\text{Student B}]$$

- αντίληψης προτίμησης για κοινωνικοποίηση που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},2}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ perceives that } [\text{Student B}] \text{ prefers to socialize with him/her}$$

- αντίληψη προτίμησης για συνεργασία που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},3}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ perceives that } [\text{Student B}] \text{ prefers to collaborate with him/her}$$

- αποφυγή για κοινωνικοποίηση που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},4}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ avoids socializing with } [\text{Student B}]$$

- αποφυγή για συνεργασία που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},5}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ avoids collaborating with } [\text{Student B}]$$

- αντίληψη αποφυγής για κοινωνικοποίηση που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},6}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ perceives that } [\text{Student B}] \text{ avoids socializing with him/her}$$

- αντίληψη αποφυγής για συνεργασία που αποδίδεται με συμβολοσειρά:

$$w_{\text{edges},7}^{\text{pref}} = [\text{Student A}] \text{ perceives that } [\text{Student B}] \text{ avoids collaborating with him/her}$$

Προφανώς για τις παραπάνω περιγραφές ισχύει ότι:

$$W_{\text{edges}}^{\text{pref}} = \left\{ w_{\text{edges},0}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},1}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},2}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},3}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},4}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},5}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},6}^{\text{pref}}, w_{\text{edges},7}^{\text{pref}} \right\}$$

Έστω ένας μαθητής – κόμβος  $u \in V$ . Τότε για κάθε  $i = 0, 1, 2, 3$  ισχύει ότι:

$$\left\{ e_{uv} \in E^{\text{pref}} \mid g(e_{uv}) = w_i \right\} \cup \left\{ e_{uv} \in E^{\text{pref}} \mid g(e_{uv}) = w_{i+4} \right\} =$$

$$\left| \{e_{uv} \in E^{\text{pref}} \mid g(e_{uv}) = w_i\} \right| + \left| \{e_{uv} \in E^{\text{pref}} \mid g(e_{uv}) = w_{i+4}\} \right| \leq n - 1$$

Αυτό συμβαίνει, διότι ο κόμβος  $u$  μπορεί να συνδεθεί μόνο με τους εναπομείνοντες  $n - 1$  κόμβους, ενώ τα βάρη  $w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}$  και  $w_{\text{edges},i+4}^{\text{pref}} \forall i = 0, 1, 2, 3$  είναι εκ διαμέτρου αντίθετες, το οποίο σημαίνει ότι για παράλληλες ακμές  $e_{uv}$  και  $e'_{uv}$ , είναι αδύνατο τα βάρη  $g(e_{uv})$ ,  $g(e'_{uv})$  να είναι ταυτόχρονα  $w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}$  και  $w_{\text{edges},i+4}^{\text{pref}} \forall i = 0, 1, 2, 3$ .

Είναι αξιοσημείωτο πως υφίσταται μαθηματικά η σχέση ισοδυναμίας «ακμές με το ίδιο βάρος» πάνω στο σύνολο  $E^{\text{pref}}$ , το οποίο ως εκ τούτου διαμερίζεται σε επιμέρους κλάσεις ισοδυναμίας, δηλαδή ισχύει ότι:

$$[w] = \{e \in E^{\text{pref}} \mid w \sim g(e)\} \quad \forall w \in W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$$

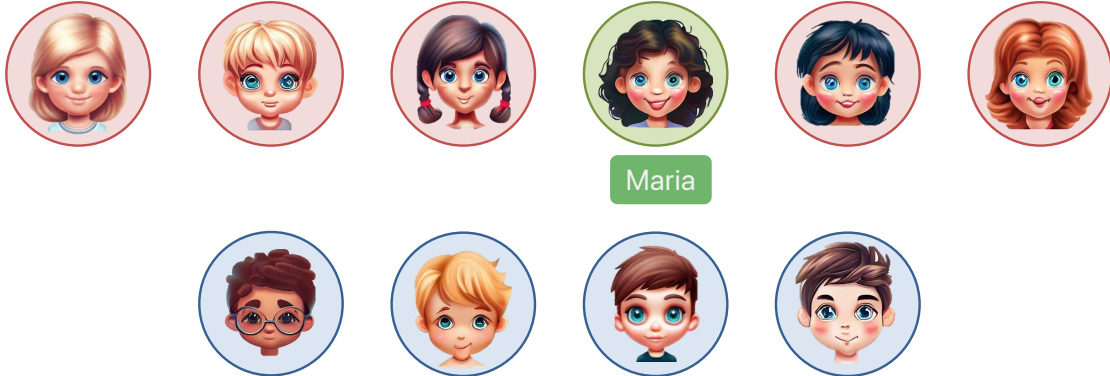
όπου εξ' ορισμού έχουμε ότι  $\bigcup_{w \in W_{\text{edges}}^{\text{pref}}} [w] = E^{\text{pref}}$ .

Επιπρόσθετα, μπορούμε να βρούμε ότι:

$$\left| \bigcup_{j=i,i+4} [w_{\text{edges},j}^{\text{pref}}] \right| = \left| [w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}] \cup [w_{\text{edges},i+4}^{\text{pref}}] \right| = \left| [w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}] \right| + \left| [w_{\text{edges},i+4}^{\text{pref}}] \right| \leq n(n - 1) \quad \forall i = 0, 1, 2, 3$$

Δηλαδή, συμπεραίνουμε ότι  $|E^{\text{pref}}| \leq 4n(n - 1)$ .

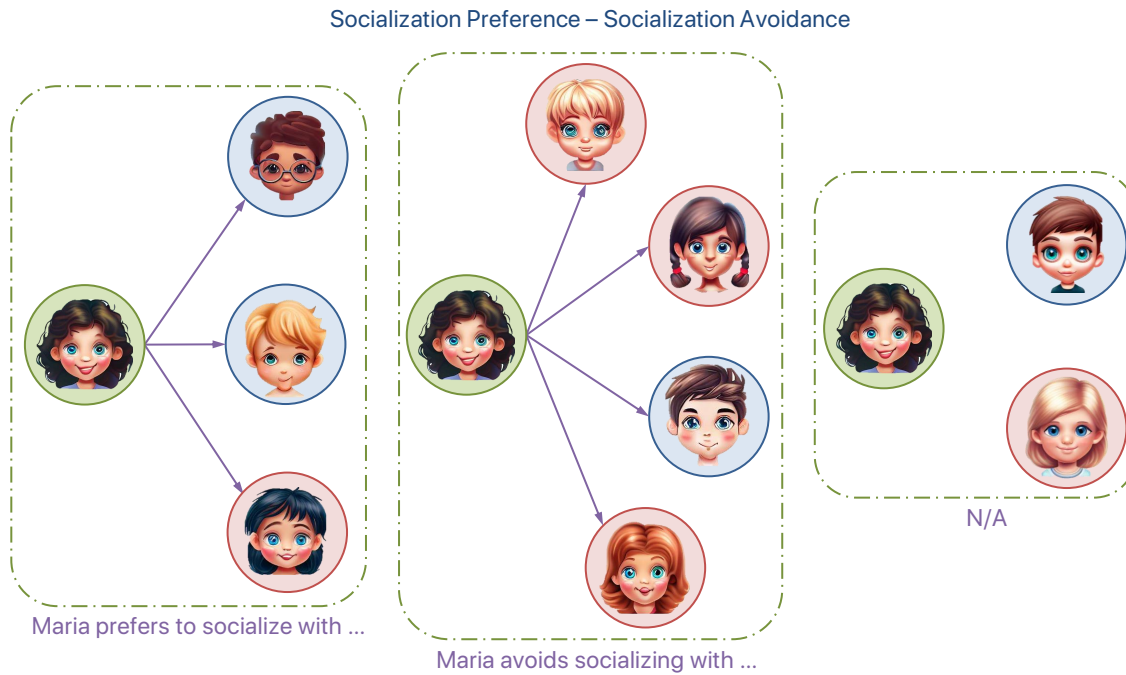
School Community (10 students)



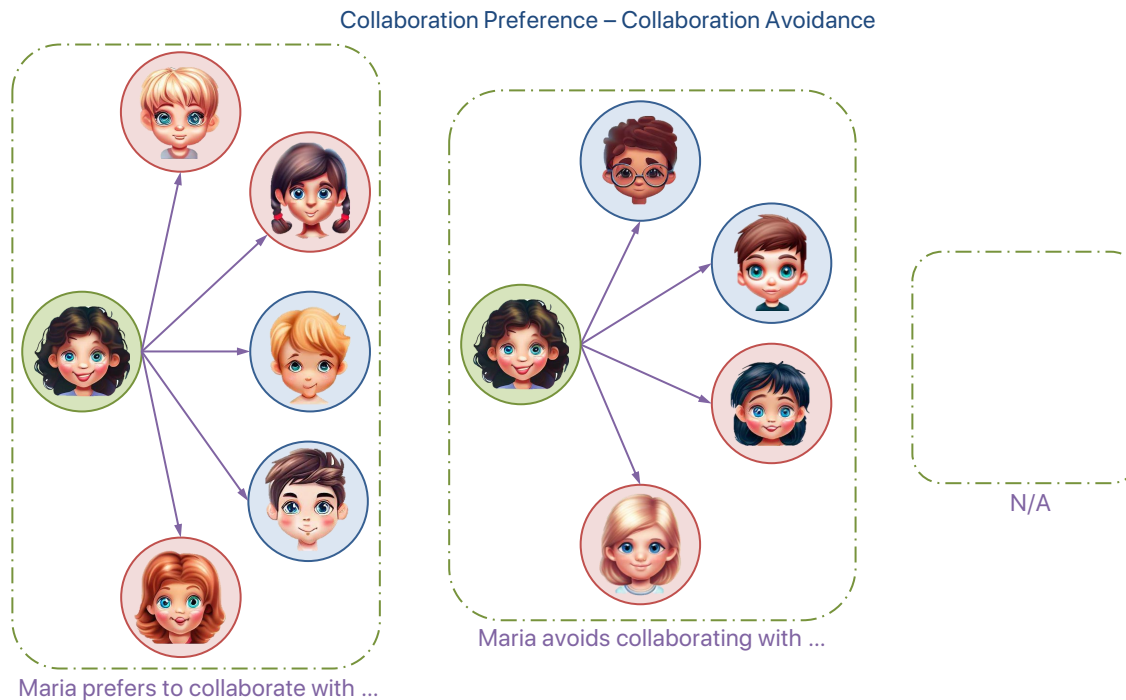
**Σχήμα 2.1:** Παράδειγμα σχολικής κοινότητας σε μια απλουστευμένη εκδοχή 10 μαθητών. Είναι επιλεγμένη η μαθήτριά «Μαρία» (OpenAI, 2021)

Ένα προκαταρκτικό παράδειγμα είναι να θεωρήσουμε ότι έχουμε μια μικρή κοινότητα των  $n = 10$  μαθητών, όπως φαίνεται στο [Σχήμα 2.1](#). Επιλέγουμε τη μαθήτριά «Μαρία» με επίκεντρο την οποία κατασκευάζουμε ένα εξατομικευμένο γράφο προτίμησης  $G_{\text{pref}}$ . Στο [Σχήμα 2.2](#) για κάθε αντικρουόμενο ζεύγος βαρών  $w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}$ ,  $w_{\text{edges},i+4}^{\text{pref}}$ ,  $i = 0, 1, 2, 3$  παρουσιάζεται η κατάθεση της γνώσης της Μαρίας για τους κάποιους από τους υπόλοιπους  $10 - 1 = 9$  συμμαθητές της.



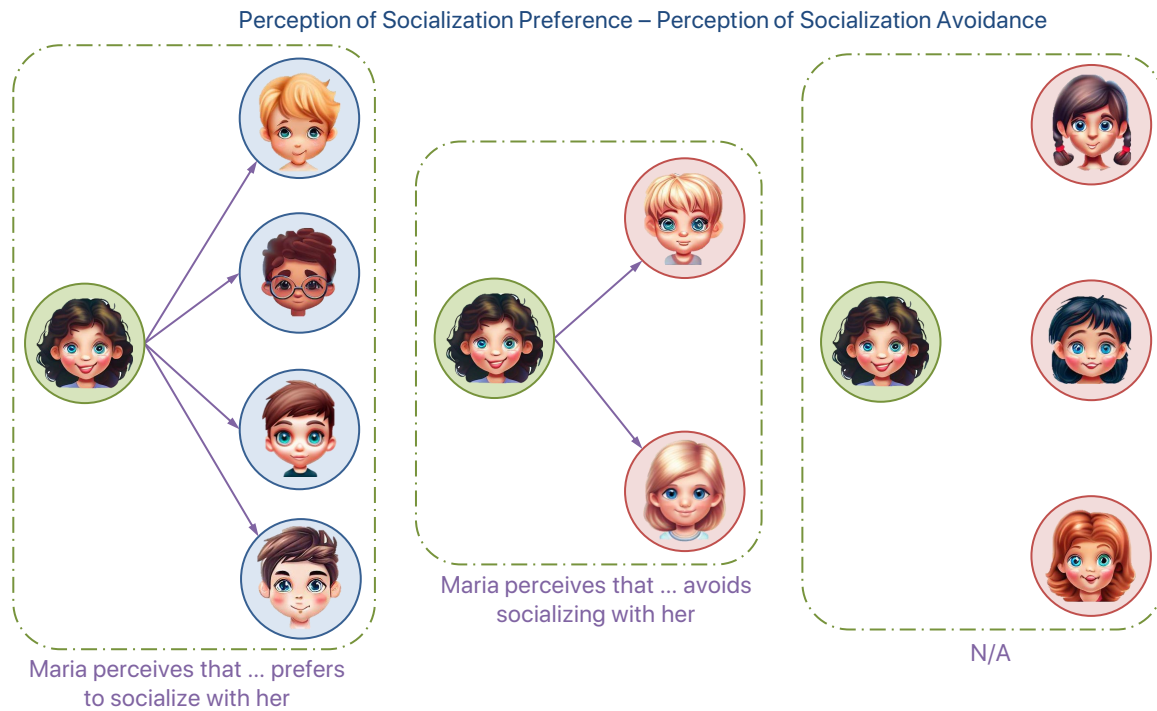


(i) Απλή γνώση της μαθήτριας «Μαρία» που δηλώνει προτίμηση και αποφυγή κοινωνικοποίησης για κάποιους συμμαθητές της και έλλειψη της γνώσης αυτής για κάποιους άλλους συμμαθητές της

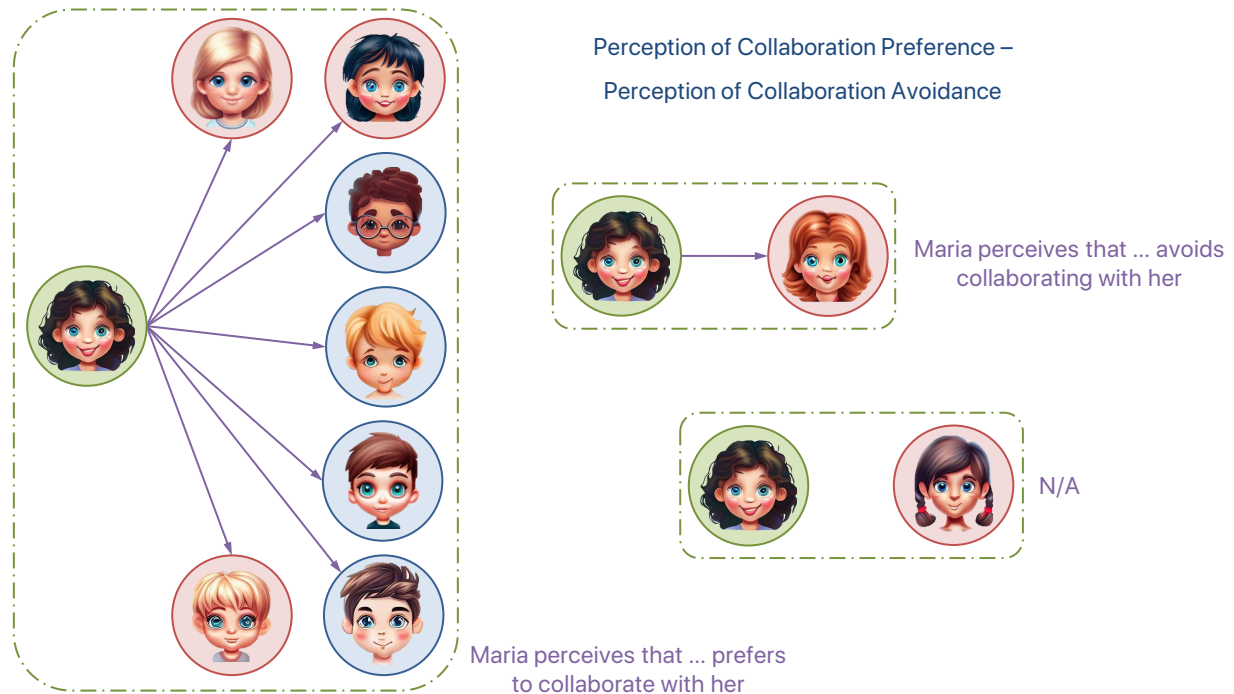


(ii) Απλή γνώση της μαθήτριας «Μαρία» που δηλώνει προτίμηση και αποφυγή συνεργασίας για κάποιους συμμαθητές της και έλλειψη της γνώσης αυτής για κάποιους άλλους συμμαθητές της

Σχήμα 2.2: Εξατομικευμένος γράφος προτίμησης για τη μαθήτρια Μαρία (OpenAI, 2021)



(iii) Αντίληψη γνώσης της μαθήτριας «Μαρία» που δηλώνει προτίμηση και αποφυγή κοινωνικοποίησης από κάποιους συμμαθητές της και έλλειψη αυτής της αντίληψης γνώσης από κάποιους άλλους συμμαθητές της



(iv) Αντίληψη γνώσης της μαθήτριας «Μαρία» που δηλώνει προτίμηση και αποφυγή συνεργασίας από κάποιους συμμαθητές της και έλλειψη αυτής της αντίληψης γνώσης από κάποιους άλλους συμμαθητές της

Σχήμα 2.2: Εξατομικευμένος γράφος προτίμησης για τη μαθήτρια Μαρία (OpenAI, 2021)

## 2.2.2 Αλγόριθμος Κατασκευής Γράφου Προτίμησης

Ο αλγόριθμος για την κατασκευή του γράφου προτίμησης  $G_{\text{pref}}$  λαμβάνει δύο παραμέτρους, τον αριθμό των κόμβων (μαθητών)  $n$  και τον μέγιστο αριθμό εξερχόμενων ακμών (απόψεων ή σκέψεων)  $k$  από κάθε κόμβο για κάθε δυνατό βάρος  $w_{\text{edges},i}^{\text{pref}} \in W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$ . Υποθέτουμε ότι  $n \geq 3$  και  $1 \leq k \leq n - 2$ .

Θεωρούμε τον κενό γράφο  $G = (V, E)$  με  $V = \{0, 1, \dots, n - 1\}$  και  $E = \{\}$ . Έστω επίσης ένας κόμβος  $u \in V$ . Τότε:

- Ορίζουμε ένα υποσύνολο  $V' = \{x \in V \mid x \neq u\}$ . Είναι προφανές ότι ο μαθητής  $u$  μπορεί να συνδεθεί μονάχα με τους υπόλοιπους  $n - 1$  συμμαθητές του και όχι με τον εαυτό του.
- Η παράμετρος  $k$  αποτελεί ένα άνω όριο ως ο μέγιστος αριθμός εξερχόμενων συνδέσεων για κάθε δυνατή κατηγορία βάρους  $w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}$ ,  $i = 0, 1, 2, 3$ . Έτσι, για κάθε τύπο βάρους  $i = 0, 1, \dots, 7$  βρίσκουμε τυχαία έναν αριθμό εξερχόμενων συνδέσεων  $1 \leq c_i \leq k$  ικανοποιώντας τη συνθήκη των αντικρουόμενων βαρών:

$$c_i + c_{i+4} \leq n - 1, \quad \forall i = 0, 1, 2, 3$$

Από αυτό το σημείο ανακύπτουν και οι απαιτήσεις των παραμέτρων εισόδου του αλγορίθμου. Δηλαδή θέλουμε να εξασφαλίσουμε ότι  $c_i \geq 1 \quad \forall i = 0, 1, \dots, 7$ , γεγονός το οποίο συνεπάγεται ότι  $c_i \leq n - 2$ . Τότε ο ελάχιστος αριθμός γειτόνων του κόμβου  $u$  είναι:

$$c_i + c_{i+4} \geq 1 + 1 = 2$$

Οπότε ο ελάχιστος αριθμός κόμβων του γραφήματος είναι  $n_{\min} - 1 = 2 \Leftrightarrow n_{\min} = 3$ .

- Έστω  $A_i \subset V'$  το υποσύνολο των κόμβων, με τους οποίους συνδέεται ο κόμβος  $u$  και έχουν βάρος  $w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}$ ,  $i = 0, 1, \dots, 7$ . Ισχύει επίσης ότι  $|A_i| = c_i$ . Αρχικά, βρίσκουμε τα  $A_i$  για  $i = 0, 1, 2, 3$  ως ανεξάρτητα υποσύνολα των  $V'$ . Έπειτα, για την ικανοποίηση της συνθήκης των αντικρουόμενων βαρών βρίσκουμε τα  $A_i$  για  $i = 4, 5, 6, 7$  ως ανεξάρτητα υποσύνολα των  $V' \setminus A_i$ . Δηλαδή εξασφαλίζουμε ότι:

$$A_i \cap A_{i+4} = \emptyset \quad \forall i = 0, 1, 2, 3, 4$$

- Τέλος, ενημερώνουμε το σύνολο  $E$  ως εξής:

$$E \leftarrow E \cup \left( \bigcup_{i=0}^{n-1} E_i \right)$$

όπου  $E_i = \left\{ (u, v, w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}) \mid v \in A_i \right\}$ , δηλαδή τ' αντίστοιχα σύνολα των  $A_i$  για ακμές.

Τα παραπάνω βήματα επαναλαμβάνονται για κάθε κόμβο του γράφου. Ο **Αλγόριθμος 2<sup>1</sup>** περιγράφει σε μορφή ψευδοκώδικα τα βήματα κατασκευής του γράφου προτίμησης  $G_{\text{pref}}$ .

<sup>1</sup>Η συνάρτηση  $\text{random}(X)$  επιστρέφει μια τυχαία τιμή από το σύνολο  $X$ .

**Αλγόριθμος 2:** Κατασκευή γράφου προτίμησης

```

Function createPreferenceGraph ( $n, k$ )
  input :  $n \geq 3 \rightsquigarrow$  number of nodes
            $1 \leq k \leq n - 2 \rightsquigarrow$  maximum number of opinions/thoughts per weight type

  output:  $G \rightsquigarrow$  Preference Graph

   $V \leftarrow \bigcup_{i=0}^{n-1} \{i\}$  // set of nodes  $V$ 
   $E \leftarrow \{ \}$  // set of edges  $E$ , initially empty

  // for each student  $u$ ...
  foreach  $u$  in  $V$  do
     $V' \leftarrow V \setminus \{u\}$  // current student  $u$  is excluded (no self loops)
    //  $c_i$ : randomly-chosen number of peers to connect for weight type  $i = 0, 1, \dots, 7$ 
    // mind conflicting weight types!
    while (true) do
       $c_i \leftarrow \text{random} \left( \bigcup_{j=1}^k \{j\} \right)$ ,  $i = 0, 1, \dots, 7$ 
      if  $[(c_i + c_{i+4}) \leq n - 1 \forall i = 0, 1, 2, 3]$  then break
    end
    //  $A_i$ :  $c_i$  distinct peers for weight type  $i \leq 3$ 
     $A_i \leftarrow \left\{ \text{random}(V') \mid j = 1, 2, \dots, c_i \right\}_{\neq}$ ,  $i = 0, 1, 2, 3$ 
    //  $A_i$ :  $c_i$  distinct peers for weight type  $i \geq 4$ , exclude already-chosen peers of type  $i - 4$ 
     $A_i \leftarrow \left\{ \text{random}(V' \setminus A_{i-4}) \mid j = 1, 2, \dots, c_i \right\}_{\neq}$ ,  $i = 4, 5, 6, 7$ 
    for  $i \leftarrow 0$  to 7 do
       $E \leftarrow E \cup \left( \bigcup_{v \in A_i} \left\{ (u, v, w_{\text{edges},i}^{\text{pref}}) \right\} \right)$  // add edges for weight type  $i$ 
    end
  end
   $G \leftarrow (V, E)$ 
  return  $G$ 
end

```

## 2.3 Γράφος Αλληλεπίδρασης (Interaction Graph)

Η γνώση της σχολικής κοινότητας που αποτυπώθηκε με χρήση του γράφου προτίμησης αποτελεί το πρώτο βήμα, και χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς. Βάσει αυτής της γνώσης και κατόπιν του χωρισμού των μαθητών σε ομάδες και της ενασχόλησής τους με κάποιες ομαδικές δραστηριότητες, διαμορφώνονται οι συσχετισμοί που οδηγούν στην ανάπτυξη αλληλεπιδράσεων μεταξύ των μαθητών. Ο γράφος που αποτυπώνει όλη την παραπάνω πληροφορία για τα μέλη μιας σχολικής κοινότητας θ' αποκαλείται στο εξής **Γράφος Αλληλεπίδρασης (Interaction Graph)**  $G_{inter}$ .

### 2.3.1 Παραδοχές Γράφου Αλληλεπίδρασης

Προτού προχωρήσουμε στον αλγόριθμο κατασκευής του μοντέλου, θέτουμε κάποιες παραδοχές. Έχουμε:

- Ο γράφος  $G_{inter}$  είναι δυναμικός με την έννοια ότι σε κάθε χρονική μονάδα υπάρχει διαμερισμός των μαθητών σε επιμέρους ομάδες και ανάθεση δραστηριοτήτων, οπότε προκύπτουν διαδοχικά στιγμιότυπα με ομάδες μαθητών. Μεταξύ δύο διαδοχικών στιγμιότυπων, η παραπάνω διαδικασία γίνεται ανεξάρτητα δίχως οι συνθήκες του ενός να επηρεάζουν το άλλο.
- Τόσο οι κόμβοι όσο και οι ακμές του γράφου  $G_{inter}$  περιέχουν ως βάρος μια πληροφορία που αφορά τις δραστηριότητες που συμμετέχει και με αφορμή τις οποίες αλληλεπιδρά αντίστοιχα ο εκάστοτε μαθητής. Οι ακμές επειδή εκφράζουν σχέση και προς τις δύο κατευθύνσεις ταυτόχρονα, γι' αυτό και είναι μη κατευθυνόμενες.
- Όσον αφορά τις δραστηριότητες που δύναται να λάβει μέρος ένα μαθητής, αυτές σημειώνεται ότι κινούνται στην κατεύθυνση της προώθησης του ομαδικού πνεύματος και της συνεργατικής διάθεσης μεταξύ των μαθητών. Χάρην ομοιομορφίας παρουσιάζει τις δραστηριότητες ομαδοποιημένες στις εξής κατηγορίες:

1. **Συμμετοχή σε κάποια πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης:** Η συμμετοχή σε κάποια πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης αποτελεί έναν χαρακτηριστικό τρόπο αλληλεπίδρασης των μαθητών σε online μορφή αποτελεί αδιαμφισβήτητα και το σήμα κατατεθέν της εποχής μας. Οι μαθητές μπορούν ν' ανταλλάξουν μηνύματα στο πλαίσιο μιας chatting επικοινωνίας, να εκφράσουν τις απόψεις τους με σκέψεις της στιγμής, να εκθέσουν σε thread συνομιλίας κάποιον προβληματισμό τους, να δημοσιεύσουν πολυμεσικό περιεχόμενο (φωτογραφίες & βίντεο), να παρακολουθούν τα ποστ των άλλων σχολιάζοντας ή «αντιδρώντας» με κάποιο συναίσθημα κ.ά. Τα παραπάνω φυσικά μπορούν να πραγματοποιηθούν είτε συμμετέχοντας σε κάποιο από τα ήδη υπάρχοντα μέσα (βλ. Facebook, Instagram, Reddit) είτε να δημιουργήσουν κάποιο ενδοσχολικό φόρουμ.

2. **Συμμετοχή σε ομαδική συζήτηση:** Η συμμετοχή σε κάποια ομαδική συζήτηση σχετίζεται με την ικανότητα μιας ομάδας ατόμων να μπορεί να παρουσιάσει και να συζητήσει διαφορετικές οπτικές ενός θέματος κοινωνικού, ιστορικού, επιστημονικού, τεχνολογικού κτλ. περιεχομένου, της επικαιρότητας ή μη, γενικού ή ειδικού ενδιαφέροντος. Υπάρχει η δυνατότητα οι μαθητές να χωριστούν σε ζευγάρια, καθένα από τα οποία θα αναλάβει να συνεργαστεί εσωτερικά, προκειμένου να παρουσιάσει σε άλλες ομάδες κάποια πτυχή ενός θέματος απαντώντας μάλιστα και σε ενδεχόμενα ερωτήματα που άλλες ομάδες θέτουν. Προς την ίδια κατεύθυνση βρίσκεται και η διεξαγωγή μιας μορφής ντιμπέιτ, όπου οι επιμέρους ομάδες σχηματίζουν συνεργαζόμενοι επιχειρηματολογία για κάποιο ζήτημα και συμμετέχοντας σε μια μάχη ιδεών υπερασπίζονται τη θέση τους έναντι άλλων. Πέρα από την προώθηση της συνεργασίας, εμπλουτίζονται οι γνώσεις των μαθητών και καλλιεργείται ο αλληλοσεβασμός στην διαφορετική άποψη.
3. **Συμμετοχή σε ομαδικό παιχνίδι:** Η συμμετοχή σ' ένα ομαδικό παιχνίδι αποτελεί ένα περισσότερο ανάλαφρο τρόπο αλληλεπίδρασης. Το παιχνίδι μπορεί να έχει τη μορφή ενός παραδοσιακού επιτραπέζιου ή ενός ηλεκτρονικού που παίζεται σε υπολογιστή/tablet/smartphone. Ανεξαρτήτως μορφής, το παιχνίδι έχει εκπαιδευτικό προσανατολισμό και μπορεί να είναι ερωτήσεις πολλαπλής επιλογής, ερωτήσεις ανοιχτής απάντησης κ.ά. Οι μαθητές παίζουν ως μέρος μιας μικρότερης ομάδας (π.χ. σε ζευγάρια) επιδιώκοντας σε κάθε περίπτωση μέσω της συνεργασίας στην εξυπηρέτηση κάποιου σκοπού από κοινού, που είναι η συγκέντρωση ενός υψηλού σκορ ή ένα άλλο (υλικό) κινήτρο. Προφανώς υπάρχει η δυνατότητα επικοινωνίας μεταξύ τους είτε δια ζώσης αν είναι κοντά χωροταξικά είτε μέσω ενός chatbox. Πέρα από το ομαδικό πνεύμα, η μέθοδος αυτή διευρύνει και το γνωστικό επίπεδο των μαθητών και καλλιεργεί και την ευγενή άμιλλα.
4. **Συμμετοχή σε γκρουπ ομαδικής μελέτης:** Η συμμετοχή σε γκρουπ ομαδικής μελέτης περιλαμβάνει το σχηματισμό μικρότερων ομάδων μαθητών με κύριο στόχο την αλληλοβοήθεια των συμμαθητών μεταξύ τους για τη μελέτη, την εμπέδωση και την ολοκλήρωση των σχολικών τους υποχρεώσεων. Συμπεριλαμβάνει επίσης και την εκπόνηση εξωσχολικών εργασιών σε ομάδες με τη μορφή πρότζεκτ. Προκειμένου να καταστεί πιο δίκαιο το εγχείρημα και να μην υπάρχουν ομάδες πολλών ταχυτήτων, μπορούμε να χωρίσουμε τις ομάδες αναλογικά λαμβάνοντας υπόψη μας τις δυνατότητες των μαθητών. Επιδιώκουμε δηλαδή ετερογενείς ομάδες.
5. **Συμμετοχή σε εθελοντική δράση:** Η συμμετοχή σε εθελοντικές δράσεις είναι μια σημαντική μέθοδος για την ενίσχυση της αυτενέργειας, της αυτόβουλης δράσης και του αισθήματος της ανιδιοτελούς προσφοράς των μαθητών. Μαθαίνουν επίσης να επικοινωνούν, ν' αλληλοϋπο-

στηρίζονται και μέσω της συνεργασίας να πετυχαίνουν έναν κοινό στόχο. Τέτοιες δράσεις μπορούν να είναι η διοργάνωση ενδοσχολικών events, ημερίδων, συναυλιών κ.ά., η ανάπτυξη οικολογικής δράσης, με καθαρισμό χώρων, με δεντροφύτευση κ.ά.

6. **Συμμετοχή σε κάποιο ομαδικό άθλημα:** Η συμμετοχή σε ομαδικά αθλήματα, όπως το ποδόσφαιρο, το μπάσκετ, το βόλεϊ, το χάντμπολ κ.ά. αποτελεί τον καλύτερο τρόπο ανάπτυξης της κοινωνικοποίησης και της συνεργασίας μεταξύ των μαθητών. Οι τελευταίοι χωρίζονται σε ομάδες, εντός των οποίων η συννενοήση για τη διαμόρφωση μιας στρατηγικής, η συνεισφορά όλων για την επίτευξη του στόχου, η αλληλοϋποστήριξη και εν γένει το καλό κλίμα μεταξύ των παικτών αποτελούν προϋποθέσεις για την επιτυχία του εγχειρήματος. Οι ομάδες μπορούν να συναγωνίζονται υγιώς στο πλαίσιο ενδεχομένως ενός πρωταθλήματος, που είναι ένας στόχος. Είναι επίσης γεγονός ότι η ένταση και οι συγκινήσεις που προσφέρει ένα άθλημα βοηθά στην σύσφιξη των σχέσεων των παικτών.

Τονίζεται ότι η σειρά με την οποία έχουν τοποθετηθεί οι παραπάνω 6 τύποι δραστηριοτήτων δεν είναι τυχαία, αλλά είναι αύξουσα με κριτήριο το βαθμό εμπλοκής ενός μαθητή και το περιθώριο ενίσχυσης της κοινωνικοποίησης και συνεργατικότητας που μπορεί να επιτευχθεί γι' αυτόν. Το κριτήριο αυτό μπορεί να χαρακτηριστεί ως *ένταση δραστηριότητας*. Μια τέτοια εκτίμηση επιδέχεται αμφισβήτηση, αφού παραβλέπει συλλήβδην μια μικροσκοπική ανάλυση σε επίπεδο ατόμου. Εντούτοις, θα τη θεωρήσουμε δεδομένη στην παρούσα εργασία και μπορούμε μ' αυτό τον τρόπο να ισχυριστούμε πως υπάρχουν:

- *δραστηριότητες κατηγορίας A:* περιλαμβάνονται οι περιπτώσεις 1 και 2 (χαμηλή ένταση)
  - *δραστηριότητες κατηγορίας B:* περιλαμβάνονται οι περιπτώσεις 3 και 4 (μέτρια ένταση)
  - *δραστηριότητες κατηγορίας C:* περιλαμβάνονται οι περιπτώσεις 5 και 6 (υψηλή ένταση)
- Η χρονική μονάδα κατά την οποία δημιουργούνται τα νέα στιγμιότυπα του γράφου  $G_{\text{inter}}$  είναι μια εβδομάδα. Θεωρούμε ότι σε κάθε εβδομάδα ένας μαθητής μπορεί να εμπλακεί το πολύ σε 3 τύπους δραστηριοτήτων, στο πλαίσιο των οποίων πραγματοποιεί αλληλεπιδράσεις. Έτσι, ο ίδιος επιδιώκει 3 αλληλεπιδράσεις, μία δηλαδή σε κάθε δραστηριότητα που συμμετέχει, αλλά μπορεί να εμπλακεί και σε άλλες λόγω προσπάθειας που καταβάλλεται από άλλους συμμαθητές του να τον προσεγγίσουν.

Συνοψίζοντας τα παραπάνω, ορίζουμε το γράφο αλληλεπίδρασης ως  $G_{\text{inter}} = (V^{\text{inter}}, E^{\text{inter}}, f^{\text{inter}}, g^{\text{inter}})$ , όπου:

- $V^{\text{inter}}$  είναι το σύνολο των κόμβων, δηλαδή οι μαθητές της κοινότητας με  $|V^{\text{inter}}| = |V^{\text{pref}}| = n$ ,
- $E^{\text{inter}}$  είναι το σύνολο των ακμών, δηλαδή οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των κόμβων,

- $f^{\text{inter}}$  είναι η αντιστοίχιση κόμβων με βάρη, δηλαδή η απεικόνιση  $V \rightarrow (W_{\text{nodes}}^{\text{inter}} \times W_{\text{nodes}}^{\text{inter}} \times W_{\text{nodes}}^{\text{inter}}) \cup (W_{\text{nodes}}^{\text{inter}} \times W_{\text{nodes}}^{\text{inter}}) \cup W_{\text{nodes}}^{\text{inter}}$ . Αν  $W_{\text{nodes}}^{\text{inter}}$  είναι το σύνολο των δραστηριοτήτων, τότε το σύνολο απεικόνισης είναι ένα καρτεσιανό γινόμενο αυτού με τη λογική ότι ένας κόμβος μπορεί να πετέχει το πολύ σε 3 δραστηριότητες. Έχουμε λοιπόν τις παρακάτω περιγραφές τύπων δραστηριοτήτων:

- $w_{\text{nodes},0}^{\text{inter}} = \text{participation in a social networking platform}$
- $w_{\text{nodes},1}^{\text{inter}} = \text{participation in a group discussion/debate}$
- $w_{\text{nodes},2}^{\text{inter}} = \text{participation in group games}$
- $w_{\text{nodes},3}^{\text{inter}} = \text{participation in group study/collaborative projects}$
- $w_{\text{nodes},4}^{\text{inter}} = \text{participation in volunteering work}$
- $w_{\text{nodes},5}^{\text{inter}} = \text{participation in team sports}$

Δηλαδή ισχύει ότι  $W_{\text{nodes}}^{\text{inter}} = \{w_{\text{nodes},0}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},1}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},2}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},3}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},4}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},5}^{\text{inter}}\}$ ,

- $g^{\text{inter}}$  είναι η αντιστοίχιση ακμών με βάρη, δηλαδή η απεικόνιση  $E \rightarrow W_{\text{edges}}^{\text{inter}}$ . Θεωρούμε μια μη κατευθυνόμενη ακμή μεταξύ των μαθητών Α και Β. Τότε υπάρχουν οι παρακάτω περιγραφές τύπων αλληλεπιδράσεων:

- $w_{\text{edges},0}^{\text{inter}} = \text{exchange ideas, share content, chat in a social networking platform}$
- $w_{\text{edges},1}^{\text{inter}} = \text{present \& discuss topics in groups, exchange opposing views in a debate}$
- $w_{\text{edges},2}^{\text{inter}} = \text{play together as group, in person/online}$
- $w_{\text{edges},3}^{\text{inter}} = \text{study or work on collaborative projects together}$
- $w_{\text{edges},4}^{\text{inter}} = \text{be volunteers together}$
- $w_{\text{edges},5}^{\text{inter}} = \text{be teammates in a sports team}$

Δηλαδή ισχύει ότι  $W_{\text{edges}}^{\text{inter}} = \{w_{\text{edges},0}^{\text{inter}}, w_{\text{edges},1}^{\text{inter}}, w_{\text{edges},2}^{\text{inter}}, w_{\text{edges},3}^{\text{inter}}, w_{\text{edges},4}^{\text{inter}}, w_{\text{edges},5}^{\text{inter}}\}$ .

Κάθε κόμβος  $u \in V^{\text{inter}}$  έχει τη μορφή  $(u, w_u^A, w_u^B, w_u^C)$  όπου  $w_u^A \in \{w_{\text{nodes},0}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},1}^{\text{inter}}\}$  ως δραστηριότητα χαμηλής έντασης,  $w_u^B \in \{w_{\text{nodes},2}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},3}^{\text{inter}}\}$  ως δραστηριότητα μέτριας έντασης και  $w_u^C \in \{w_{\text{nodes},4}^{\text{inter}}, w_{\text{nodes},5}^{\text{inter}}\}$  ως δραστηριότητα υψηλής έντασης. Κάθε ακμή μεταξύ των κόμβων  $u, v \in V^{\text{inter}}$  έχει τη μορφή  $(u, v, w_{uv})$  όπου  $w_{uv} \in W_{\text{edges}}^{\text{inter}}$ . Πρέπει υποχρεωτικά να ισχύουν οι ακόλουθες συνθήκες:

$$\begin{aligned} \left[ \exists (u, v, w_{uv} = w_{\text{edges},i}^{\text{inter}}) \in E^{\text{inter}} \iff w_u^A = w_{\text{nodes},i}^{\text{inter}} \wedge w_v^A = w_{\text{nodes},i}^{\text{inter}} \right] & \quad \forall i = 0, 1 \\ \left[ \exists (u, v, w_{uv} = w_{\text{edges},i}^{\text{inter}}) \in E^{\text{inter}} \iff w_u^B = w_{\text{nodes},i}^{\text{inter}} \wedge w_v^B = w_{\text{nodes},i}^{\text{inter}} \right] & \quad \forall i = 2, 3 \\ \left[ \exists (u, v, w_{uv} = w_{\text{edges},i}^{\text{inter}}) \in E^{\text{inter}} \iff w_u^C = w_{\text{nodes},i}^{\text{inter}} \wedge w_v^C = w_{\text{nodes},i}^{\text{inter}} \right] & \quad \forall i = 4, 5 \end{aligned}$$



## 2.3.2 Αλγόριθμος Κατασκευής Γράφου Αλληλεπίδρασης

### 2.3.2.1 Ποσοτικοποίηση γνώσης του γράφου προτίμησης

Μια πρότερη συναναστροφή μεταξύ των μαθητών οδηγεί όπως είδαμε στη διαμόρφωση της γνώσης της κοινότητας, δηλαδή γνώμες και σκέψεις των μαθητών για τους συμμαθητές τους. Ο γράφος προτίμησης που κατασκευάζουμε τ' αποτυπώνει όλα αυτά, οπότε ανακύπτει η ανάγκη να ποσοτικοποιηθεί η γνώση αυτή. Η ποσοτικοποίηση αυτή σχετίζεται με την πιθανότητα ύπαρξης αλληλεπίδρασης μεταξύ δύο ατόμων με βάση τη γνώση που έχει ο ένας για τον άλλον.

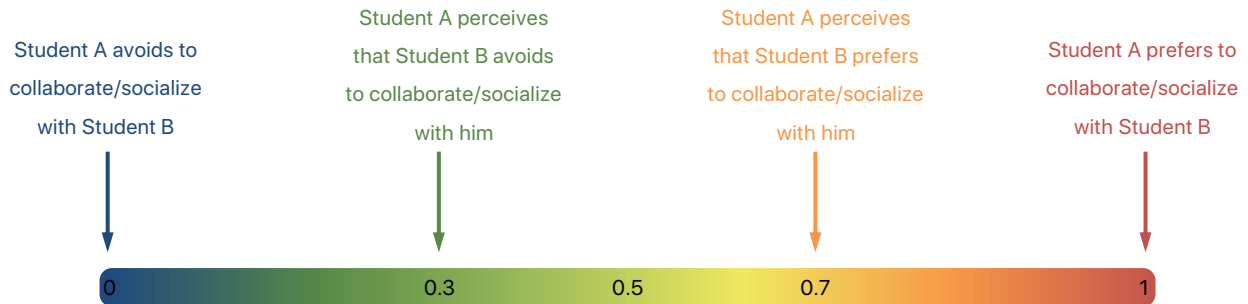
Έστω μια γνώμη ή σκέψη  $w \in W_{edges}^{pref}$  που εκφράζει ένας μαθητής A για έναν μαθητή B. Τότε η πιθανότητα να δημιουργηθεί αλληλεπίδραση μεταξύ των A και B με πρωτοβουλία του A δίνεται από τη συνάρτηση:

$$h : w \in W_{edges}^{pref} \mapsto p \in \{0, 0.3, 0.7, 1\}$$

όπου:

$$\begin{aligned} h\{w_{edges,0}^{pref}\} &= h\{w_{edges,1}^{pref}\} = 1, & h\{w_{edges,2}^{pref}\} &= h\{w_{edges,3}^{pref}\} = 0.7 \\ h\{w_{edges,4}^{pref}\} &= h\{w_{edges,5}^{pref}\} = 0, & h\{w_{edges,6}^{pref}\} &= h\{w_{edges,7}^{pref}\} = 0.3 \end{aligned}$$

Στο Σχήμα 2.3 φαίνεται η προαναφερθείσα αντιστοίχιση με χρωματική κλίμακα. Όσο πιο «θερμή» είναι η άποψη/σκέψη, τόσο πιθανότερη είναι η δημιουργία ακμής στον γράφο αλληλεπίδρασης  $G_{inter}$ . Σε αντιδιαστολή, όσο πιο «ψυχρή» άποψη/σκέψη υπάρχει, τόσο λιγότερο πιθανή είναι η δημιουργία ακμής.



Σχήμα 2.3: Αντιστοίχιση βαρών του γράφου προτίμησης  $G_{pref}$  με μια πιθανότητα δημιουργίας ακμής στον γράφο αλληλεπίδρασης  $G_{inter}$

Ο Αλγόριθμος 3 περιγράφει την προαναφερθείσα αντιστοίχιση με κατανοητό τρόπο. Λαμβάνει ως είσοδο μια περιγραφική βάρους και επιστρέφει μια τιμή πιθανότητας.

---

**Αλγόριθμος 3:** Αντιστοίχιση μιας γνώμης/σκέψης σε πιθανότητα σύνδεσης

---

```

Function calculateProb ( $w$ )
    input :  $w \in W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$   $\rightsquigarrow$  one of 8 possible weight types in  $G_{\text{pref}}$ 
    output:  $0 \leq p \leq 1$   $\rightsquigarrow$  connection probability in  $G_{\text{inter}}$ 

     $p \leftarrow \text{null}$ 
    if ( $w = w_{\text{edges},0}^{\text{pref}}$  or  $w = w_{\text{edges},1}^{\text{pref}}$ ) then
        |  $p \leftarrow 1$  // socialization/collaboration preference
    else if ( $w = w_{\text{edges},2}^{\text{pref}}$  or  $w = w_{\text{edges},3}^{\text{pref}}$ ) then
        |  $p \leftarrow 0.7$  // perception of socialization/collaboration preference
    else if ( $w = w_{\text{edges},4}^{\text{pref}}$  or  $w = w_{\text{edges},5}^{\text{pref}}$ ) then
        |  $p \leftarrow 0$  // socialization/collaboration avoidance
    else
        |  $p \leftarrow 0.3$  // perception of socialization/collaboration avoidance
    end
    return  $p$ 
end

```

---

### 2.3.2.2 Πιθανότητα συσχέτισης δύο κόμβων στον γράφο αλληλεπίδρασης

Όπως είδαμε, στον γράφο προτίμησης  $G_{\text{pref}}$  μεταξύ δύο μαθητών υπάρχει η δυνατότητα ύπαρξης διαφορετικών κατηγοριών γνώσης, διαφορετικές μάλιστα ανά άτομο.

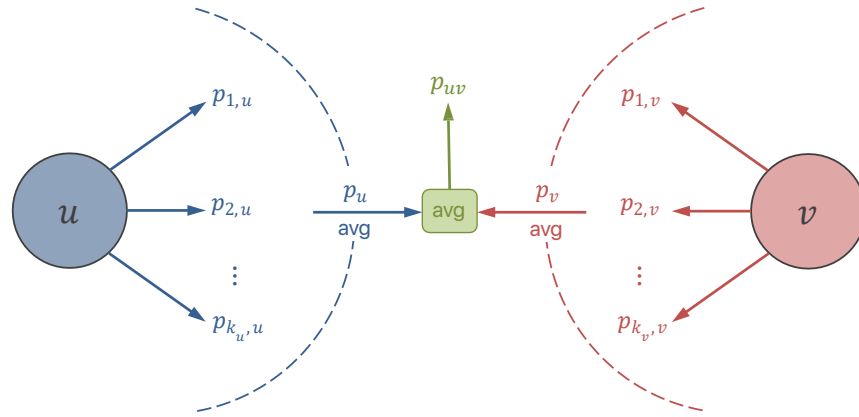
Έστω λοιπόν ότι ο μαθητής  $u$  εκφράζει μια σειρά από γνώμες/σκέψεις  $w_{i,u} \in W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$  με  $i = 1, 2, \dots, k_u \leq 4$  και ομοίως ο μαθητής  $v$  έχει  $w_{j,v} \in W_{\text{edges}}^{\text{pref}}$  με  $j = 1, 2, \dots, k_v \leq 4$ , όπως φαίνεται εσοπτικά στο Σχήμα 2.4. Τότε βρίσκουμε τον αριθμητικό μέσο όρο των πιθανοτήτων κάθε πλευράς:

$$p_u = \frac{1}{k_u} \sum_{i=1}^{k_u} h(w_{i,u}) \leq 1, \quad p_v = \frac{1}{k_v} \sum_{j=1}^{k_v} h(w_{j,v}) \leq 1,$$

Αποκτώντας μια ποσοτική εκτίμηση για τη διάθεση κάθε πλευράς μπορούμε να βρούμε τον αριθμητικό μέσο όρο αυτών. Δηλαδή:

$$p_{uv} = \frac{p_u + p_v}{2} \leq 1$$

Ο **Αλγόριθμος 4** σκιαγραφεί έναν σχετικά απλό ψευδοκώδικα για τον υπολογισμό αυτό.



Σχήμα 2.4: Μαθητές  $u$  και  $v$  με γνώμες/σκέψεις  $w_{i,u}$ ,  $i = 1, 2, \dots, k_u \leq 4$  και  $w_{i,v}$ ,  $i = 1, 2, \dots, k_v \leq 4$  αντίστοιχα

---

**Αλγόριθμος 4:** Υπολογισμός πιθανότητας σύνδεσης μεταξύ δύο κόμβων
 

---

**Function** calculateProbBetween( $G_{\text{pref}}, u, v$ )

**input** :  $G_{\text{pref}} \neq \text{null}$   $\rightsquigarrow$  preference graph

$u, v \in V^{\text{pref}}$   $\rightsquigarrow$  two separate students of  $G_{\text{pref}}$

**output:**  $0 \leq p_{uv} \leq 1$   $\rightsquigarrow$  connection probability in  $G_{\text{inter}}$  between students  $u$  and  $v$  (or null)

$p_{uv} \leftarrow \text{null}$

$A_u \leftarrow \left\{ \text{calculateProb}(w) \mid (u, v, w) \in E^{\text{pref}} \right\}$  // set of weights for edges  $u \rightarrow v$

$A_v \leftarrow \left\{ \text{calculateProb}(w) \mid (v, u, w) \in E^{\text{pref}} \right\}$  // set of weights for edges  $v \rightarrow u$

**if**  $\left[ (A_u \neq \{ \}) \vee (A_v \neq \{ \}) \right]$  **then**

**if**  $(A_u = \{ \})$  **then**

$p_{uv} \leftarrow \frac{1}{|A_v|} \sum_{i \in A_v} i$  // only student  $v$  has opinions/thoughts for student  $u$

**else if**  $(A_v = \{ \})$  **then**

$p_{uv} \leftarrow \frac{1}{|A_u|} \sum_{i \in A_u} i$  // only student  $u$  has opinions/thoughts for student  $v$

**else**

$p_{uv} \leftarrow \frac{1}{2} \left( \frac{1}{|A_u|} \sum_{i \in A_u} i, \frac{1}{|A_v|} \sum_{j \in A_v} j \right)$  // both students share opinions/thoughts

**end**

**return**  $p_{uv}$

**end**

---

### 2.3.2.3 Εύρεση προσφιλών συμμαθητών για αλληλεπίδραση

Για κάθε μαθητή της κοινότητας μπορούμε να βρούμε τους συμμαθητές, με τους οποίους δύναται εν τέλει ν' αλληλεπιδράσει. Πρόκειται για άτομα που είναι φιλικά προσκείμενα προς εκείνον, που σημαίνει ότι η πιθανότητα αναμεταξύ τους συσχέτισης είναι αρκούντως ικανοποιητική. Η ελάχιστη πιθανότητα που απαιτείται για κάτι τέτοιο αποτελεί ένα κατώφλι.

Έστω ένας κόμβος  $u \in V^{\text{pref}}$ . Αν  $c$  είναι ένα κατώφλι, τότε το σύνολο των άλλων κόμβων  $N_u$  με τους οποίους είναι εφικτό ν' αλληλεπιδράσει ο  $u$  ορίζεται ως εξής:

$$N_u = \left\{ v \mid (v \in V^{\text{pref}} \setminus \{u\}) \wedge (p_{uv} \geq c) \right\}$$

Θεωρούμε ότι ισχύει  $p_{uv} = 1$  για ζεύγη κόμβων  $(u, v)$  δίχως κάποια γνώση του ενός για τον άλλον, ώστε να ευνοείται έτσι η αλληλεπίδραση τους. Ο **Αλγόριθμος 5** βρίσκει το σύνολο  $N_u \forall u \in V^{\text{pref}}$ .

---

#### Αλγόριθμος 5: Εύρεση προσφιλών κόμβων για όλους τους κόμβους του γράφου

---

**Function** findPossiblePeers( $G_{\text{pref}}, c, n$ )

**input** :  $G_{\text{pref}} \neq \text{null}$   $\rightsquigarrow$  preference graph

$0 \leq c \leq 1$   $\rightsquigarrow$  connection probability threshold

$n \in \mathbb{N}$   $\rightsquigarrow$  number of nodes in  $G_{\text{pref}}$

**output**:  $N_u, \forall u \in V^{\text{pref}}$   $\rightsquigarrow$  set of nodes with whom node  $u$  could be connected

$\overline{N}_u = \{ \}, u = 0, 1, \dots, n-1$  //  $\overline{N}_u$ : set of nodes,  $u$  has probability of connection  $< c$

**for**  $u \leftarrow 0$  **to**  $n-1$  **do**

**for**  $v \leftarrow u+1$  **to**  $n-1$  **do**

$prob \leftarrow \text{calculateProbBetween}(G_{\text{pref}}, u, v)$

**if**  $[(prob \neq \text{null}) \wedge (prob < c)]$  **then**

$\overline{N}_u \leftarrow \overline{N}_u \cup \{v\}$  //  $v$  isn't in "wish list" of  $u$

$\overline{N}_v \leftarrow \overline{N}_v \cup \{u\}$  //  $u$  isn't in "wish list" of  $v$

**end**

**end**

**end**

$N_u = \left( \bigcup_{i=0}^{n-1} \{i\} \right) \setminus (\overline{N}_u \cup \{u\}), u = 0, 1, \dots, n-1$  //  $N_u$  : complement set of  $\overline{N}_u$ , exclude  $u$

**return**  $N_u, u = 0, 1, \dots, n-1$

**end**

---

### 2.3.2.4 Κατασκευή στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης

Ένα στιγμιότυπο  $G_{\text{inter},t}$  του γράφου αλληλεπίδρασης  $G_{\text{inter}}$  αντιστοιχεί σε μια βδομάδα  $t$ , κατά τη διάρκεια της οποίας οι μαθητές απασχολούνται το πολύ με μια τριάδα δραστηριοτήτων ομαδικών δραστηριοτήτων. Οι παράμετροι του αλγορίθμου που χρειάζονται είναι ο αριθμός των κόμβων  $n$ , ο μέγιστος αριθμός αλληλεπιδράσεων  $m$  και το σύνολο των προσφιλών κόμβων  $N_u$  κάθε κόμβου  $u$ . Έχουμε:

- Αρχικοποιούμε τον γράφο  $G_{\text{inter},t}$  θεωρώντας ότι δεν υπάρχουν δραστηριότητες για καμία κατηγορία έντασης, αλλά και καμία αλληλεπίδραση. Δηλαδή ισχύει ότι:

$$V^{\text{inter},t} \leftarrow \bigcup_{u=0}^{n-1} \left\{ (u, w_u^A \leftarrow \text{null}, w_u^B \leftarrow \text{null}, w_u^C \leftarrow \text{null}) \right\}, \quad E^{\text{inter},t} \leftarrow \{ \}$$

- Έστω ένας κόμβος  $u \in V^{\text{inter},t}$ . Οι δυνατοί κόμβοι με τους οποίους μπορεί να συνδεθεί ο κόμβος  $u$  με δική του επιδίωξη είναι ένα σύνολο  $K \subseteq N_u$ . Στο  $K$  περιλαμβάνονται οι προσφιλείς κόμβοι του  $u$  που δεν έχουν αλληλεπιδράσει μαζί του από δική τους πρόθεση και έχουν τη δυνατότητα να δεχθούν νέες αλληλεπιδράσεις. Έχουμε:

$$K \leftarrow \left\{ v_1, \dots, v_k \in N_u \mid \left[ (u, v_i, w_{uv_i}) \notin E^{\text{inter},t} \wedge d(v_i) < m \right], i = 1, 2, \dots, k \wedge d(v_i) \leq d(v_{i+1}), i = 1, 2, \dots, k-1 \right\}$$

όπου  $d(\cdot)$  είναι ο βαθμός ενός κόμβου. Ο τρέχων βαθμός είναι η μετρική που χρησιμοποιούμε, για να διατάξουμε τα  $k \leq |N_u|$  στοιχεία του  $K$  σε αύξουσα σειρά.

Αν και ο κόμβος  $u$  επιδιώκει 3 αλληλεπιδράσεις, εντούτοις ενδέχεται να έχει συμπληρωθεί ήδη ο μέγιστος αριθμός αλληλεπιδράσεων που δύναται να μετέχει ή το  $K$  να περιορίζει τις επιλογές του (είτε εξ' ορισμού από τον  $G_{\text{pref}}$  είτε λόγω του ότι άλλοι κόμβοι συμπλήρωσαν το δικό τους μέγιστο αριθμό αλληλεπιδράσεων). Με βάση αυτά, ο αριθμός των κόμβων που καταφέρνει να προσεγγίσει εν τέλει είναι:

$$\ell \leftarrow \min\left(3, m - d(u), |K|\right), \quad \text{δηλαδή } \ell \leq 3$$

Αν  $X \leftarrow \{w_{uv} \mid (u, v, w_{uv}) \in E^{\text{inter},t}\}$  είναι το πολυσύνολο των βαρών, δηλαδή των κατηγοριών έντασης για τις τρέχουσες συνδέσεις, τότε δημιουργούμε το σύνολο  $M$  με τις διακριτές τιμές των στοιχείων του  $X$ :

$$M \leftarrow \left\{ w \mid w \in \{A, B, C\} \wedge \text{mul}_X(w_i) \leq \text{mul}_X(w_{i+1}) \forall w_i \in M \right\}$$

όπου  $\text{mul}_X(\cdot)$  είναι η πολλαπλότητα ενός στοιχείου πάνω στο σύνολο  $X$ . Με βάση τις τιμές αυτής της συνάρτησης διατάσσουμε τα 3 στοιχεία του  $M$  σε αύξουσα σειρά.

Η αύξουσα διάταξη των συνόλων  $K, M$  διαμορφώνει «λίστες προτεραιότητας», αφού τα πρώτα στοιχεία είναι οι πιο απομονωμένοι κόμβοι και οι κατηγορίες έντασης δραστηριοτήτων που υπο-

λείπουνται στον  $u$  αντίστοιχα. Επιλέγουμε τα πρώτα  $\ell$  στοιχεία αυτών και δημιουργούμε νέες ακμές. Δηλαδή:

$$E^{\text{inter},t} \leftarrow E^{\text{inter},t} \cup \left\{ (u, v_i, w_{uv_i}) \mid [v_i \in K \wedge w_{uv_i} \in M], i = 1, \dots, \ell \right\}$$

Η διαδικασία σ' αυτό το bullet επαναλαμβάνεται για κάθε κόμβο  $u \in V^{\text{inter},t}$ .

- Ορίζουμε την απεικόνιση:

$$\phi : \begin{cases} \{A, B, C\} \rightarrow \{\{0, 1\}, \{2, 3\}, \{4, 5\}\} \\ A \mapsto \{0, 1\}, B \mapsto \{2, 3\}, C \mapsto \{4, 5\} \end{cases}$$

Έστω μια ακμή  $(u, v, w_{uv}) \in E^{\text{inter},t}$ . Δεδομένου πως έχει (προσωρινά) ήδη κάποια κατηγορία έντασης δραστηριότητας με  $w_{uv} \in \{A, B, C\}$ , θα κατανεύουμε δραστηριότητες ελέγχοντας 3 περιπτώσεις:

- Έστω ότι οι κόμβοι  $u, v$  δεν έχουν κάποια δραστηριότητα στην κατηγορία έντασης  $w_{uv}$ , δηλαδή  $w_u^{w_{uv}} = \text{null}$  και  $w_v^{w_{uv}} = \text{null}$ . Βρίσκουμε τότε μια τυχαία δραστηριότητα από το σύνολο  $\phi(w_{uv})$ , έστω λοιπόν  $s \leftarrow \text{random}(\phi(w_{uv}))$  και την αναθέτουμε τόσο στις ακμές όσο και στους κόμβους. Δηλαδή:

$$w_u^{w_{uv}} \leftarrow s, \quad w_v^{w_{uv}} \leftarrow s, \quad w_{uv} \leftarrow s$$

- Αν οι κόμβοι  $u, v$  έχουν την ίδια δραστηριότητα στην κατηγορία έντασης  $w_{uv}$ , δηλαδή τους έχουμε επισκεφτεί ξανά αμφότερους και  $w_u^{w_{uv}} = w_v^{w_{uv}}$ , τότε θέτουμε την ίδια δραστηριότητα και στην εξεταζόμενη ακμή. Έτσι, έχουμε:

$$w_{uv} \leftarrow w_u^{w_{uv}} \quad (\text{ή } w_{uv} \leftarrow w_v^{w_{uv}})$$

Διαφορετικά, αν έχουν διαφορετική δραστηριότητα στην κατηγορία έντασης  $w_{uv}$ , δηλαδή τους έχουμε επισκεφτεί ξανά αμφότερους και  $w_u^{w_{uv}} \neq w_v^{w_{uv}}$ , τότε διαγράφουμε την ακμή, αφού δεν ικανοποιείται η ανισότητα που θέσαμε στις παραδοχές του  $G_{\text{inter}}$ .

- Θεωρούμε ότι μόνο ο  $u$  έχει μια δραστηριότητα στην κατηγορία έντασης  $w_{uv}$ , δηλαδή  $w_u^{w_{uv}} \neq \text{null}$  και  $w_v^{w_{uv}} = \text{null}$ . Σ' αυτή την περίπτωση τόσο η ακμή όσο και ο κόμβος  $v$  αποκτά την ίδια δραστηριότητα σ' αυτή την κατηγορία έντασης:

$$w_v^{w_{uv}} \leftarrow w_u^{w_{uv}}, \quad w_{uv} \leftarrow w_u^{w_{uv}}$$

Η διαδικασία στο bullet αυτό επαναλαμβάνεται για κάθε ακμή  $(u, v, w_{uv}) \in E^{\text{inter},t}$ .

- Τέλος, μπορούμε προαιρετικά να αντιστοιχίσουμε τις τιμές  $0, 1, \dots, 5$  στα λεκτικά της θεωρίας.

Για κάθε κόμβο  $(u, w_u^A, w_u^B, w_u^C) \in V^{\text{inter},t}$  με  $w_u^A, w_u^B, w_u^C \in \{0, 1, \dots, 5\}$  έχουμε:

$$w_u^A \leftarrow w_{\text{nodes}, w_u^A}^{\text{inter}}, \quad w_u^B \leftarrow w_{\text{nodes}, w_u^B}^{\text{inter}}, \quad w_u^C \leftarrow w_{\text{nodes}, w_u^C}^{\text{inter}}$$

Για κάθε ακμή  $(u, v, w_{uv}) \in E^{\text{inter},t}$  με  $w_{uv} \in \{0, 1, \dots, 5\}$  ορίζουμε:

$$w_{uv} \leftarrow w_{\text{edges}, w_{uv}}^{\text{inter}}$$

Ο **Αλγόριθμος 6** αντιστοιχεί στον ψευδοκώδικα για την κατασκευή του  $G_{\text{inter},t}$ .

---

**Αλγόριθμος 6:** Κατασκευή ενός στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης
 

---

**Function** createGraphSnapshot( $n, m, \{N_u\}_{u=0,1,\dots,n-1}$ )

**input** :  $n = |V^{\text{pref}}| \rightsquigarrow$  number of nodes in  $G_{\text{inter}}$

$3 \leq m \leq n - 1 \rightsquigarrow$  maximum number of interactions for a node in  $G_{\text{inter}}$

$\{N_u\}_{u=0,1,\dots,n-1} \rightsquigarrow$  favored nodes for each node  $u$

**output:**  $G \rightsquigarrow$  snapshot of  $G_{\text{inter}}$

$V \leftarrow \bigcup_{u=0}^{n-1} \{(u, w_u^A \leftarrow \text{null}, w_u^B \leftarrow \text{null}, w_u^C \leftarrow \text{null})\}$  // no activities, neither A, nor B, nor C

$E \leftarrow \{\}$  // no interactions up to now

$\phi : \{A, B, C\} \rightarrow \{\{0, 1\}, \{2, 3\}, \{4, 5\}\}$  where  $A \mapsto \{0, 1\}$ ,  $B \mapsto \{2, 3\}$ ,  $C \mapsto \{4, 5\}$

**foreach**  $(u, w_u^A, w_u^B, w_u^C)$  **in**  $V$  **do**

    //  $K \subseteq N_u$ : nodes capable to interact (no previous connection,  $d < m$ ) in increasing order

$K \leftarrow \{v_1, \dots, v_k \in N_u \mid [(u, v_i, w_{uv_i}) \notin E^{\text{inter},t} \wedge d(v_i) < m], i = 1, 2, \dots, k \wedge d(v_i) \leq d(v_{i+1}), i = 1, 2, \dots, k-1\}$

$\ell \leftarrow \min(3, m - d(u), |K|)$  //  $\ell$ : number of interactions of  $u$ , no more than 3

**end**

**if**  $(\ell = 0)$  **then continue**

**else**

$X \leftarrow \{w_{uv} \mid (u, v, w_{uv}) \in E^{\text{inter},t}\}$  // weights  $w_{uv}$  of existing edges from  $u$

    //  $M$ : set of A,B,C ordered based on multiplicity in set  $X$

$M \leftarrow \{w \mid w \in \{A, B, C\} \wedge \text{mul}_X(w_i) \leq \text{mul}_X(w_{i+1}) \forall w_i \in M\}$

    // get the  $\ell$  first elements from  $X, M$  and make new edges with  $u$

$E \leftarrow E \cup \{(u, v_i, w_{uv_i}) \mid [v_i \in K \wedge w_{uv_i} \in M], i = 1, \dots, \ell\}$

**end**

---

**Αλγόριθμος 6:** Κατασκευή ενός στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης (συνέχεια)

```

 $E_{\text{remove}} \leftarrow \{ \}$ 
//  $w_{uv} \in \{A, B, C\}$  up to now for each edge  $(u, v)$ 
foreach  $(u, v, w_{uv})$  in  $E$  do
    if  $[(w_u^{w_{uv}} = \text{null}) \wedge (w_v^{w_{uv}} = \text{null})]$  then
         $s \leftarrow \text{random}(\phi(w_{uv}))$  // random activity of type  $w_{uv}$  for both nodes and edge
         $w_u^{w_{uv}} \leftarrow s$ 
         $w_v^{w_{uv}} \leftarrow s$ 
         $w_{uv} \leftarrow s$ 
    else if  $[(w_u^{w_{uv}} \neq \text{null}) \wedge (w_v^{w_{uv}} \neq \text{null})]$  then
        // different activities of type  $w_{uv}$  for nodes, thus neglect the edge
        if  $(w_u^{w_{uv}} \neq w_v^{w_{uv}})$  then  $E_{\text{remove}} \leftarrow E_{\text{remove}} \cup \{(u, v, w_{uv})\}$ 
        else
             $w_{uv} \leftarrow w_u^{w_{uv}}$  // same activities of type  $w_{uv}$  for nodes, edge should align
        end
    else
         $s \leftarrow w_u^{w_{uv}} \vee w_v^{w_{uv}}$  // the  $(u, v)$  and  $u/v$  should align with the activity of type  $w_{uv}$  of  $v/u$ 
         $w_u^{w_{uv}} \leftarrow s$ 
         $w_v^{w_{uv}} \leftarrow s$ 
         $w_{uv} \leftarrow s$ 
    end
end
 $E \leftarrow E \setminus E_{\text{remove}}$ 
foreach  $(u, w_u^A, w_u^B, w_u^C)$  in  $V$  do
     $w_u^A \leftarrow w_{\text{nodes}, w_u^A}^{\text{inter}}$  //  $w_u^A \in \{0, 1\}$  up to now
     $w_u^B \leftarrow w_{\text{nodes}, w_u^B}^{\text{inter}}$  //  $w_u^B \in \{2, 3\}$  up to now
     $w_u^C \leftarrow w_{\text{nodes}, w_u^C}^{\text{inter}}$  //  $w_u^C \in \{4, 5\}$  up to now
end
foreach  $(u, v, w_{uv})$  in  $E$  do
     $w_{uv} \leftarrow w_{\text{edges}, w_{uv}}^{\text{inter}}$  //  $w_{uv} \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$  up to now
end
 $G \leftarrow (V, E)$ 
return  $G$ 
end

```



### 2.3.2.5 Κατασκευή γράφου αλληλεπίδρασης

Η δημιουργία του συνολικού γράφου αλληλεπίδρασης προκύπτει από το συνδυασμό των αλγορίθμων που αναλύσαμε στην [Υποενότητα 2.3.2](#). Προκειμένου να τους αξιοποιήσουμε, θεωρούμε πως έχουμε στη διάθεσή μας το γράφο προτίμησης  $G_{\text{pref}}$ , το κατώφλι  $c$  για την πιθανότητα δημιουργίας αλληλεπίδρασης, το μέγιστο αριθμό αλληλεπιδράσεων  $m$  ενός κόμβου και το μέγιστο αριθμό στιγμιοτύπων  $t_{\text{max}}$  του δυναμικού γράφου.

---

#### Αλγόριθμος 7: Κατασκευή γράφου αλληλεπίδρασης

---

```

Function createInteractionGraph( $G_{\text{pref}}, c, m, t_{\text{max}}$ )
  input :  $G_{\text{pref}} \neq \text{null}$   $\rightsquigarrow$  preference graph
            $0 \leq c \leq 1$   $\rightsquigarrow$  connection probability threshold
            $3 \leq m \leq |V^{\text{pref}}| - 1$   $\rightsquigarrow$  maximum number of interactions for each node  $G_{\text{inter}}$ 
            $t_{\text{max}} \in \mathbb{N}_0$   $\rightsquigarrow$  number of snapshots in  $G_{\text{pref}}$ 

  output:  $G_{\text{inter}}$   $\rightsquigarrow$  interaction graph

   $n \leftarrow |V^{\text{pref}}|$ 
  // find favorite nodes for each node  $u \in V^{\text{pref}}$ 
   $\{N_u\}_{u=0,1,\dots,n-1} \leftarrow \text{findPossiblePeers}(G_{\text{pref}}, c, n)$ 
   $G_0 \leftarrow \text{barabasi\_albert\_graph}(n, m_0 \leftarrow 3)$  // snapshot at  $t = 0$  is a scale-free graph
   $G_{\text{inter}} \leftarrow G_0$ 
  // snapshot at  $1 \leq t \leq t_{\text{max}}$ 
   $G_i \leftarrow \text{createGraphSnapshot}(n, m, \{N_u\}_{u=0,1,\dots,n-1}), i = 1, 2, \dots, t_{\text{max}}$ 
   $G_{\text{inter}} \leftarrow G_{\text{inter}} \cup \left( \bigcup_{i=1}^{t_{\text{max}}} G_i \right)$  // combine sequential snapshots to have  $G_{\text{inter}}$ 

  return  $G_{\text{inter}}$ 
end

```

---

Έτσι, ακολουθούμε τα παρακάτω 2 βήματα:

- Το πρώτο βήμα, είναι η ανάλυση του γράφου προτίμησης  $G_{\text{pref}}$ . Προς αυτή την κατεύθυνση, ο [Αλγόριθμος 5](#) χρησιμοποιείται για την εύρεση των προσφιλών κόμβων  $N_u$  με βάση το κατώφλι  $c$  για κάθε κόμβο  $u = 0, 1, \dots, n - 1$ , όπου  $n = |V^{\text{pref}}|$ .
- Το δεύτερο βήμα είναι η κατασκευή  $t_{\text{max}}$  ανεξάρτητων μεταξύ τους στιγμιοτύπων του γράφου.
  - Η βδομάδα με  $t = 0$  αφορά την πρότερη κατάσταση, κατά την οποία οι χρήστες αλληλεπι-

δρούν χωρίς συντονισμένο τρόπο, με την έννοια ότι δεν υπάρχει χωρισμός σε δραστηριότητες. Μια και ένα πραγματικό δίκτυο περιγράφεται πιστότερα από έναν scale – free γράφο (βλ. Υποενότητα 1.2.4), ο **Αλγόριθμος 1** εφαρμόζεται για τη δημιουργία ενός τέτοιου στιγμιότυπου με  $m_0 = 3$  αλληλεπιδράσεις ανά κόμβο. Οι κόμβοι αποκτούν στοιχειώδη γνώση για τους άλλους κόμβους της κοινότητας, η οποία θεωρούμε ότι αποτυπώνεται στον γράφο προτίμησης.

- Οι επόμενες εβδομάδες με  $1 \leq t \leq t_{\max}$  αφορούν ένα συντεταγμένο τρόπο αλληλεπίδρασης των κόμβων που είναι περισσότερο δίκαιος, αφού η ενασχόληση των μαθητών σε ομαδικές δραστηριότητες τους δίνει την ευκαιρία να προσεγγίσουν άλλους συμμαθητές τους. Δηλαδή, οι μαθητές συμμετέχουν πλέον ισότιμα στη διαδικασία της αλληλεπίδρασης. Ο **Αλγόριθμος 6** επιστρατεύεται γι' αυτό χρησιμοποιώντας την ανάλυση του πρώτου βήματος.

Ο **Αλγόριθμος 7** υλοποιεί σε ψευδοκώδικα τα βήματα που περιγράφηκαν παραπάνω.

## 2.4 Παράδειγμα – Αξιολόγηση

Υποθέτουμε πως μελετάμε μια σχολική κοινότητα με  $n = 100$  μαθητές, τους οποίους συμβολίζουμε για ευκολία με  $0, 1, \dots, 99$ . Για μια τέτοια κοινότητα θα κατασκευάσουμε τους γράφους προτίμησης  $G_{\text{pref}}$  και  $G_{\text{inter}}$ , θα παράξουμε κάποια στατιστικά στοιχεία και θα τα σχολιάσουμε.

### 2.4.1 Γράφος Προτίμησης

Ο **Αλγόριθμος 2** επιτρέπει την κατασκευή του γράφου προτίμησης. Η παράμετρος  $k$  επηρεάζει την πυκνότητα του τελικού γραφήματος, με την έννοια ότι είναι δυνατό περισσότερες απόψεις/σκέψεις να αποτυπώνονται στον  $G_{\text{pref}}$ , οπότε και περισσότερες ακμές, όταν η τιμή του  $k$  αυξάνεται.

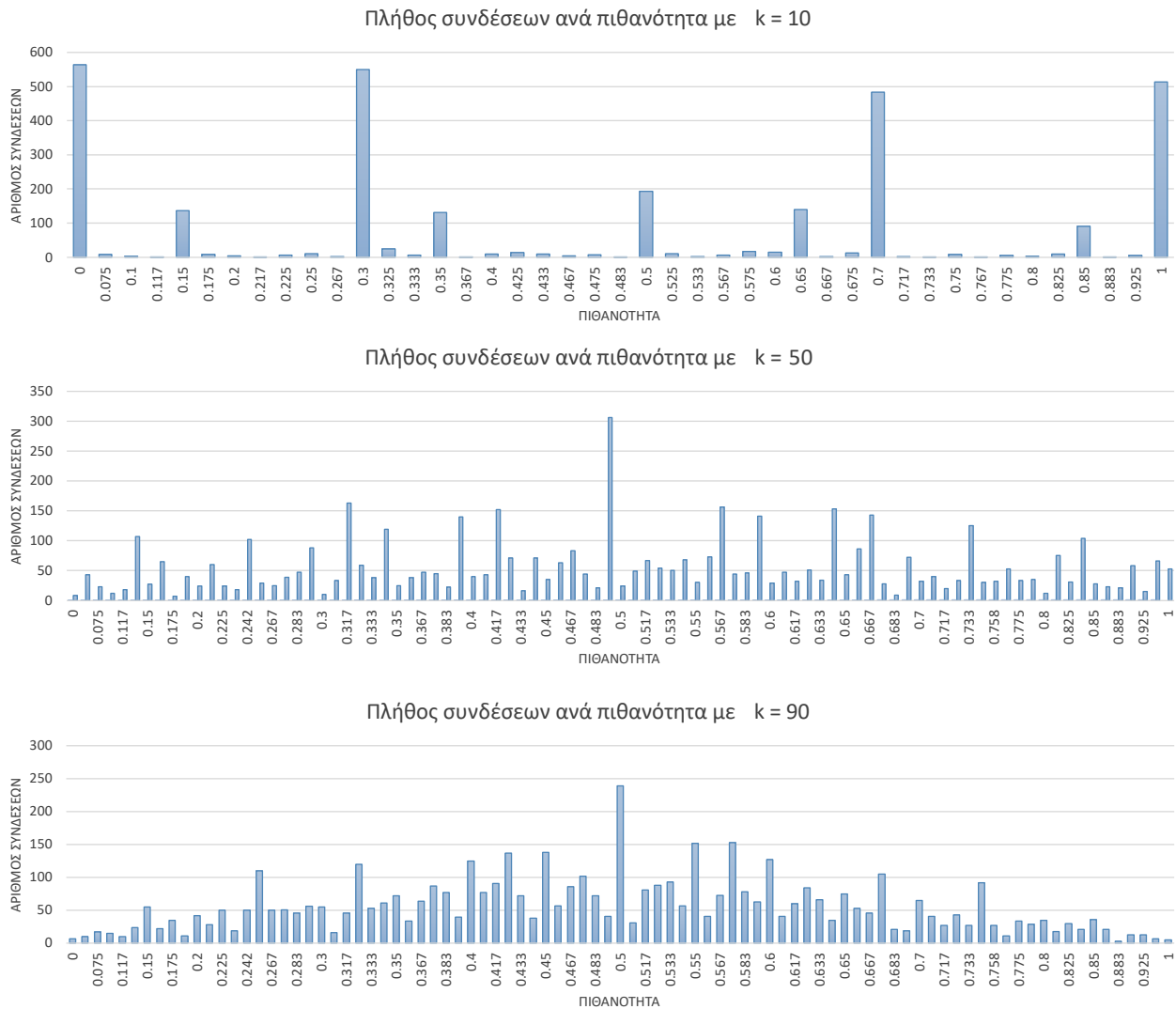
Για διαφορετικές τιμές του  $k$ , ο **Αλγόριθμος 4** μας δίνει το **Σχήμα 2.5**, όπου απεικονίζονται οι πιθανότητες που υπάρχουν στον  $G_{\text{pref}}$  και ο αντίστοιχος αριθμός συνδέσεων που αυτές εκφράζουν. Παρατηρούμε ότι για  $k = 10$  οι πιθανοτικές σχέσεις 0, 0.3, 0.7, 1 συγκεντρώνουν τη μερίδα του λέοντος, αφού οι γνώσεις προς άλλα άτομα της κοινότητας είναι περισσότερο μονόπλευρες λόγω χαμηλής πυκνότητας ακμών. Η αύξηση του  $k$  οδηγεί σε μεγαλύτερη πυκνότητα ακμών, οπότε οι σχέσεις γίνονται περισσότερο αμφίπλευρες. Ο συγκεκριασμός των γνώσεων από δύο πλευρές οδηγεί σε μια διαρροή πιθανοτικών σχέσεων σε γειτονικές τιμές. Το φαινόμενο αυτό είναι πιο έντονο για μεγαλύτερη τιμή του  $k$ .

Πάντως, η αύξηση της τιμής του  $k$  διαποτίζει τη γνώση του  $G_{\text{pref}}$  οδηγώντας σε μεγαλύτερη πιθανοτική ποικιλομορφία τον γράφο, γεγονός το οποίο είναι και πιο ρεαλιστικό.

Είναι γνωστό πως ο **Αλγόριθμος 5** βασίζεται σ' αυτές τις πιθανοτικές σχέσεις για την εξαγωγή των αρεστών προς αλληλεπίδραση κόμβων χρησιμοποιώντας έναν κατώφλι  $c$ . Προφανώς, η χρήση αυτού του κατωφλίου αποκτά μεγαλύτερο ενδιαφέρον, όταν η πιθανοτική ποικιλομορφία εξασφαλίζεται.

Αξίζει να σημειωθεί ότι οι τιμές του  $k$  ανταποκρίνονται στη τάξη μεγέθους της κοινότητας. Έτσι εάν έχει μέγεθος 1000 ατόμων, τότε η τιμή  $k = 90$  δεν εξασφαλίζει ποικιλομορφία.

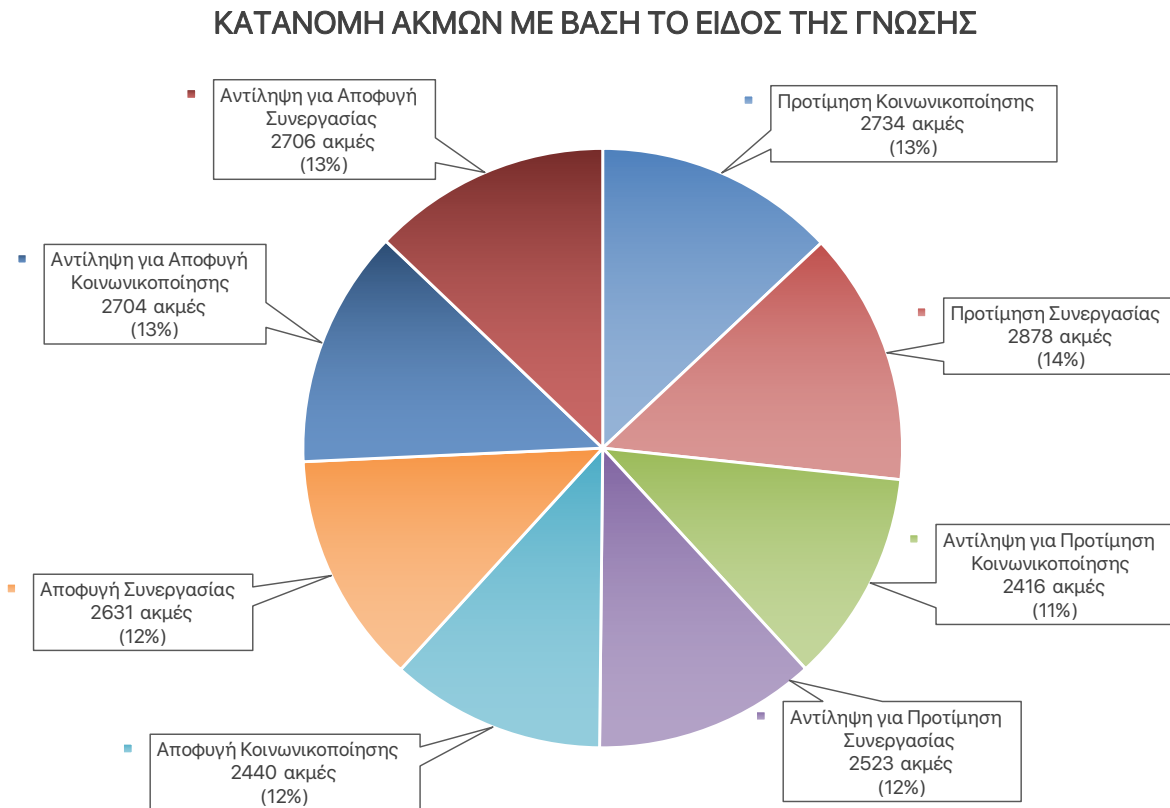
Ωστόσο, για το τρέχον μέγεθος δικτύου των 100 ατόμων, κρατάμε μια ενδιάμεση τιμή, έστω  $k = 50$  και συνεχίζουμε τη στατιστική ανάλυση.



Σχήμα 2.5: Αριθμός συνδέσεων συναρτίζει της πιθανότητας για  $n = 100$  και  $k = 10, 50, 90$

Στο Σχήμα 2.6 κάνουμε μια παρουσίαση του ποσοστού που καταλαμβάνει κάθε περιγραφή γνώσης στο δίκτυο, οπότε και παρατηρούμε εποπτικά ότι υπάρχει εν τέλει μια ισοκατανομή των 8 διαφορετικών

κατηγοριών βαρών. Για μια πιο μικροσκοπική ανάλυση σε επίπεδο κόμβου, δημιουργούμε το [Σχήμα 2.7](#), όπου παρουσιάζονται για κάθε κόμβο  $u = 0, 1, \dots, 99$  ο αριθμός ακμών που διαθέτει ανά κατηγορία γνώσης. Η παρουσίαση γίνεται ξεχωριστά για τις εξερχόμενες ακμές και τις εισερχόμενες ακμές κάθε κόμβου.



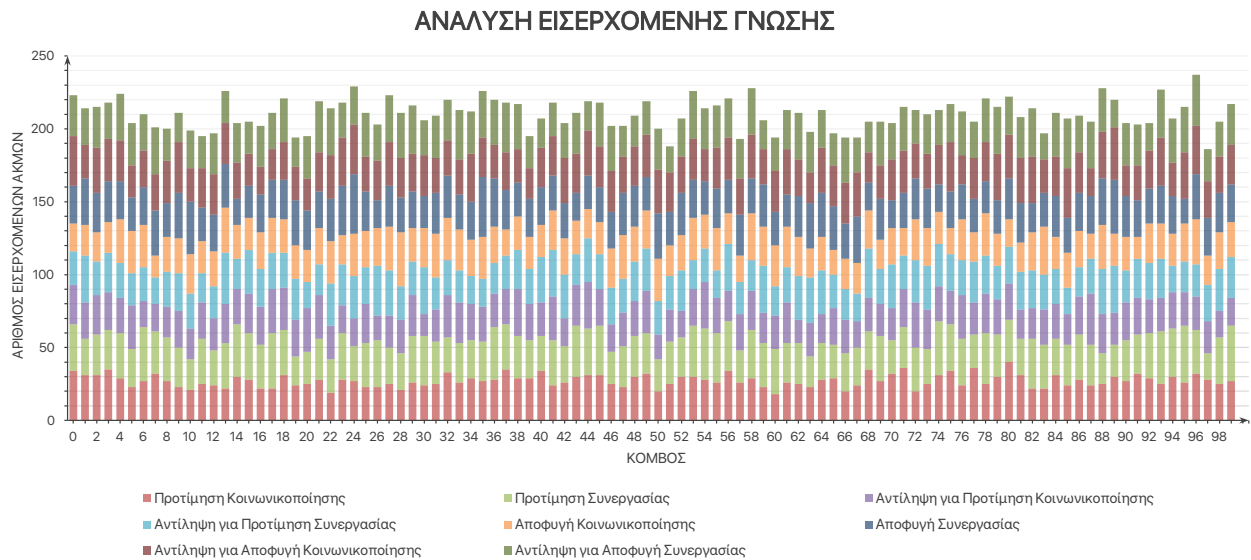
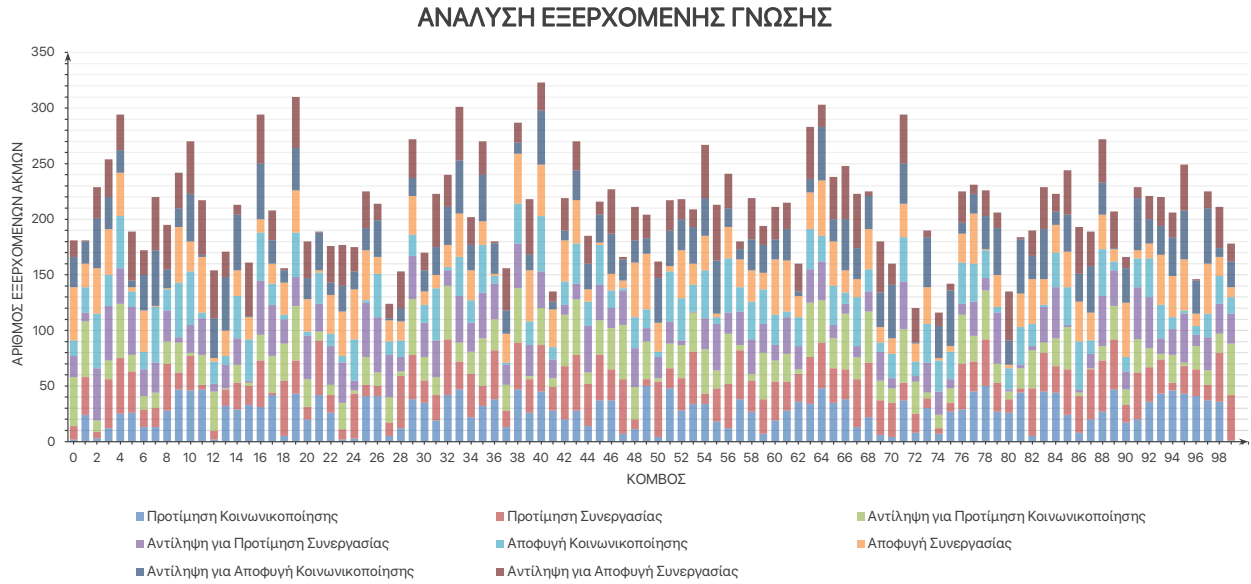
**Σχήμα 2.6:** Ποσοστιαία ανάλυση των ακμών του γράφου προτίμησης με βάση τις κατηγορίες που εντάσσονται οι περιγραφές γνώσης των βαρών τους για  $n = 100$ ,  $k = 50$

Το [Σχήμα 2.5](#) για  $k = 50$  προσφέρει τα δεδομένα πάνω στα οποία γίνεται η ανάλυση αρεσκείας του  $G_{pref}$  με βάση το κατώφλι  $c$ . Εξετάζουμε διαφορετικές τιμές κατωφλίου 0.3, 0.5, 0.7, όπως φαίνεται στο [Σχήμα 2.8](#) υπενθυμίζοντας ότι υπάρχει de facto αρέσκεια μεταξύ ζευγών κόμβων, για τους οποίους δεν έχουμε πρότερη γνώση.

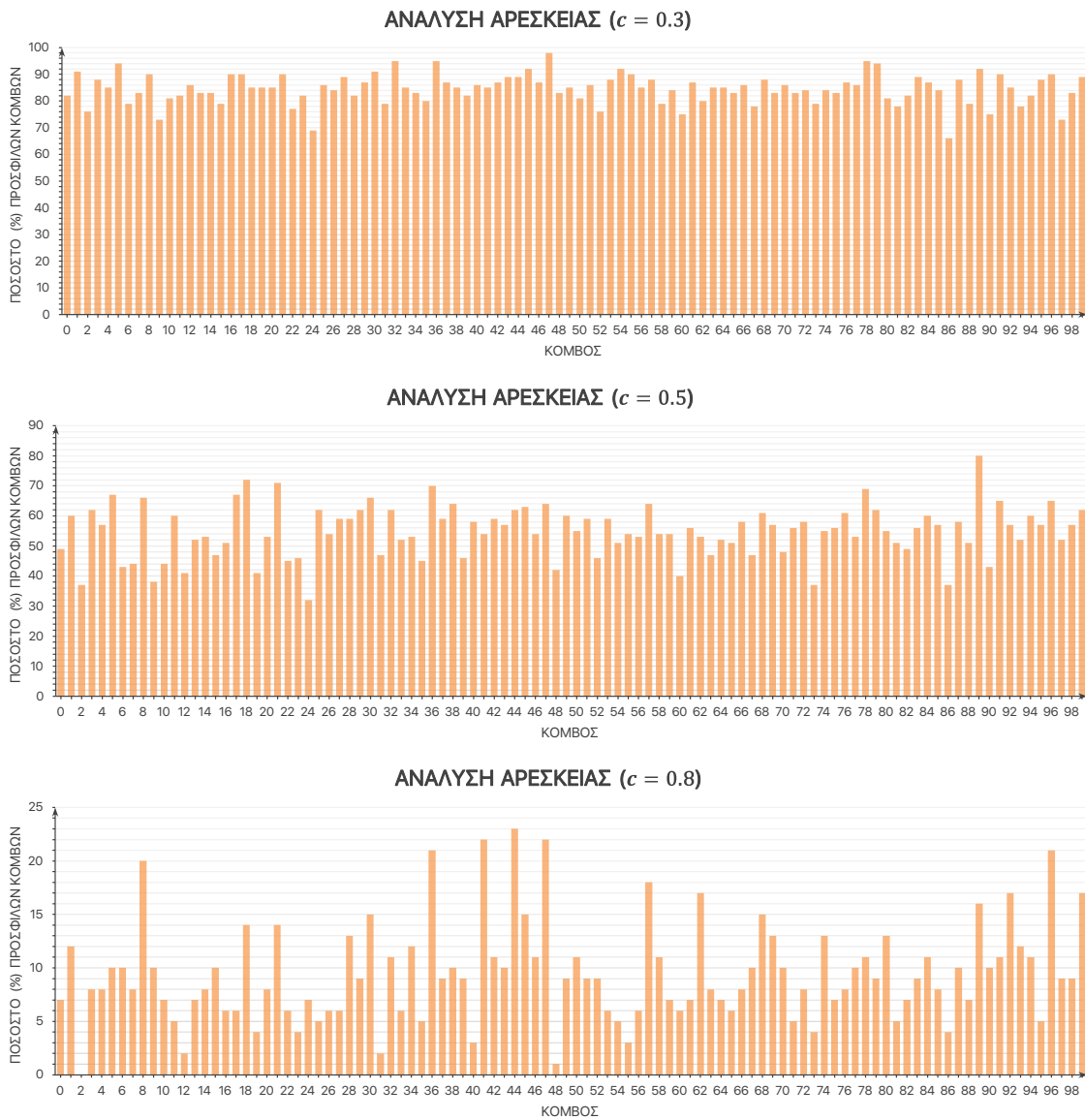
Για πιθανοτική σχέση με  $c = 0.3$  βλέπουμε ότι κάθε κόμβος μπορεί να συνδεθεί με τη συντριπτική πλειοψηφία των υπολοίπων κόμβων της κοινότητας. Σταδιακά, σε ενδιάμεση τιμή του κατωφλίου  $c = 0.5$ , το ποσοστό των προσφιλών κόμβων μειώνεται στο ήμισυ περίπου, ενώ για υψηλές τιμές  $c = 0.8$  το ποσοστό αντιστοιχεί το πολύ στο  $\frac{1}{4}$  των κόμβων του δικτύου. Μάλιστα, από το σχετικό διάγραμμα φαίνεται ότι ο κόμβος 2 δεν έχει κανέναν διαθέσιμο κόμβο για αλληλεπίδραση!

Η παρατήρηση αυτή αποδίδεται στο γεγονός πως η ανάλυση αρέσκειας γίνεται ολόενα και λιγότερο ελαστική, αφού αυξάνεται συνεχώς η ελάχιστη πιθανοτική σχέση που απαιτείται για την δημιουργία ακμής μεταξύ δύο κόμβων. Δηλαδή, η παράμετρος  $c$  παίζει καθοριστικό ρόλο στον αριθμό των δυνατών συνδέσεων του δικτύου.

Προκειμένου να εξασφαλίσουμε την εξεύρεση ατόμων προς αλληλεπίδραση με ικανοποιητική πιθανοτική σχέση μεταξύ τους, επιλέγουμε μια μεσαία τιμή κατωφλίου, έστω  $c = 0.6$ .



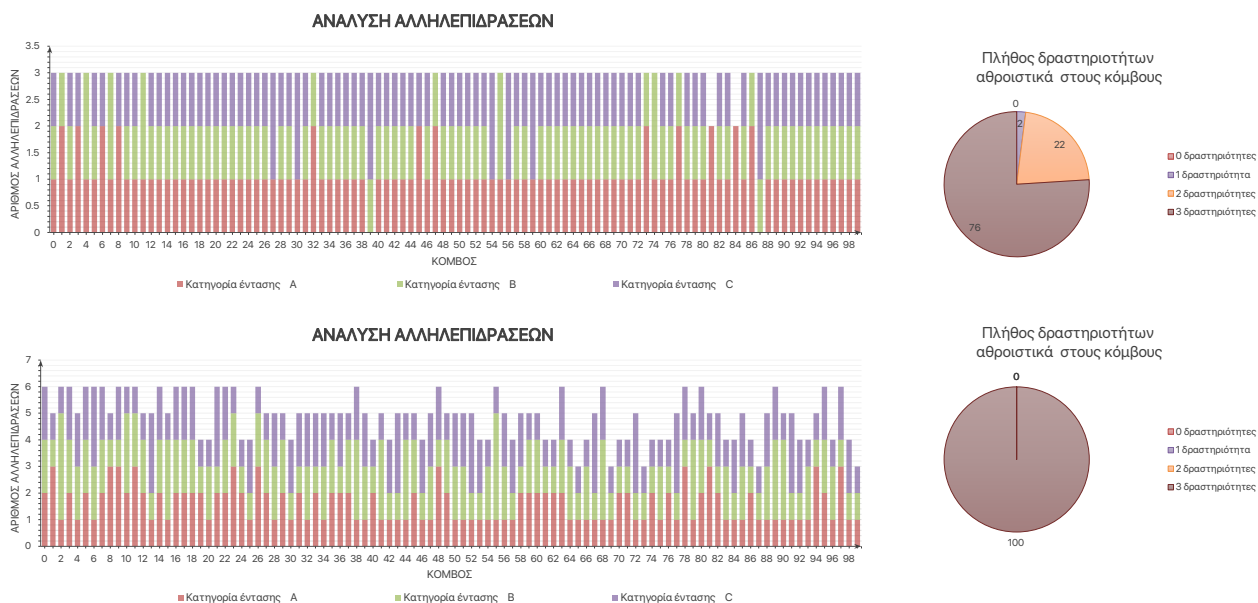
Σχήμα 2.7: Ανάλυση των ακμών του γράφου προτίμησης κάθε κόμβου για  $n = 100$ ,  $k = 50$



Σχήμα 2.8: Ποσοστό απόμων που είναι προσφιλείς σε κάθε κόμβο για  $n = 100$ ,  $k = 50$  και  $c = 0.3, 0.5, 0.8$

### 2.4.2 Στιγμιότυπο Γράφου Αλληλεπίδρασης

Ο **Αλγόριθμος 6** κατασκευάζει ένα στιγμιότυπο του γράφου αλληλεπίδρασης  $G_{inter}$ . Βασική παράμετρος σ' αυτό είναι το  $m$ , δηλαδή ο μέγιστος δυνατός αριθμός αλληλεπιδράσεων ενός κόμβου. Η παράμετρος  $k$  είναι ένας τρόπος να ορίσουμε ένα άνω όριο στις αλληλεπιδράσεις ενός κόμβου ως μια ανοχή σε ενδεχόμενη αύξηση του βαθμού του δυσανάλογα σε σχέση με άλλους κόμβους.

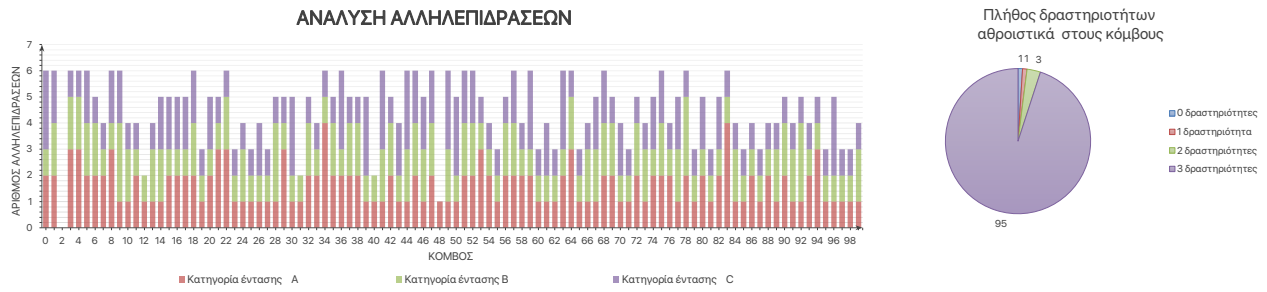


**Σχήμα 2.9:** Ανάλυση ενός στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης για  $c = 0.6$ . Πάνω έχουμε για την περίπτωση  $m = 3$  και κάτω την περίπτωση  $m = 6$ .

Στο **Σχήμα 2.9** παρουσιάζουμε τις αλληλεπιδράσεις που προκύπτουν ανά κόμβο και το πλήθος των κόμβων που εμπλέκονται σε 0, 1, 2, 3 δραστηριότητες για δύο περιπτώσεις όπου  $m = 3$  και  $m = 6$ .

Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι για  $m = 3$  δεν εξασφαλίζεται ότι όλοι οι κόμβοι συμμετέχουν σε 3 δραστηριότητες. Υπάρχουν οι συσχετισμοί αρεσκειάς φυσικά, αλλά σε συνδυασμό με την περιοριστική τιμή του  $k$  έχουμε περίπου το  $\frac{1}{4}$  των κόμβων να εμπλέκονται σε 2 δραστηριότητες. Αυξάνοντας το όριο των αλληλεπιδράσεων στο  $m = 6$  καθίσταται εφικτή η εμπλοκή όλων των κόμβων σε 3 δραστηριότητες. Για μεγαλύτερες τιμές του  $m$  εξασφαλίζεται πλέον αυτό, αφού η ανοχή μεγαλώνει.

Πάντως για μεγαλύτερη τιμή του  $c$  η συσχέτιση των κόμβων στον  $G_{inter}$  γίνεται περισσότερο δύσκολη, αφού κάθε κόμβος έχει λιγότερους δυνατούς κόμβους προς σύνδεση. Έτσι, μια χαμηλή τιμή του  $m$  θα περιορίσει επιπρόσθετα τις συνδέσεις. Για του λόγου το αληθές δημιουργούμε το **Σχήμα 2.10**, όπου το κατώφλι πλέον είναι  $c = 0.8$ . Βλέπουμε ότι διατηρώντας  $m = 6$  υπάρχει ένα μικρό ποσοστό κόμβων που δεν έχει 3 δραστηριότητες.



Σχήμα 2.10: Ανάλυση ενός στιγμοτύπου του γράφου αλληλεπίδρασης για  $c = 0.8$  και  $m = 6$



## Μέρος II

# Συναισθηματική ανάλυση συνομιλίας με χρήση deep learning

“If we knew what it was we were doing, it would not be called research, would it?”

“The important thing is not to stop questioning. Curiosity has its own reason for existing.”

*Albert Einstein*

## Κεφάλαιο 3

# Νευρωνικά Δίκτυα

### 3.1 Εισαγωγή

Ο εγκέφαλος αποτελεί το σπουδαιότερο κομμάτι του κεντρικού νευρικού συστήματος στον ανθρώπινο οργανισμό. Ο βασικός του ρόλος είναι φυσικά η ανάλυση και η επεξεργασία των πληροφοριών που καταφτάνουν σ' αυτόν από τους διάφορους υποδοχείς του ανθρωπίνου σώματος και η επακόλουθη πρόκληση μιας κατάλληλης αντίδρασης (Haykin, 2010).

Κάποια χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι:

- αντίληψη οπτικού σήματος από φωτούποδοχείς στο μάτι  $\rightarrow$  ανάλυση και επεξεργασία στον εγκέφαλο  $\rightarrow$  αναγνώριση αντικειμένου.
- αντίληψη θερμότητας από μια καυτή επιφάνεια από θερμοϋποδοχείς του χεριού  $\rightarrow$  ανάλυση και επεξεργασία στον εγκέφαλο  $\rightarrow$  ενεργοποίηση κινητικού μυ για σίκωμα του χεριού.

Η δυνατότητα αυτή κίνησε το ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας των πληροφορικών, αν λάβουμε υπόψη ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος επιτελεί τις λειτουργίες του σε χρόνους αρκετά μικρότερους σε σχέση με το χρόνο που χρειάζεται ένας σύγχρονος υπολογιστής για πολύ απλούστερες διεργασίες, παρά το γεγονός ότι ένας υπολογιστής έχει μεγαλύτερη ταχύτητα επεξεργασίας από τον εγκέφαλο και δυνατότητα επεξεργασίας τεράστιου όγκου δεδομένων. Το ζητούμενο λοιπόν που ανέκυψε είναι πώς μπορεί καταστεί εφικτή η δημιουργία ενός μοντέλου επεξεργασίας που να προσομοιάζει το τρόπο λειτουργίας του εγκεφάλου (Haykin, 2010; Kefalas, 2019).

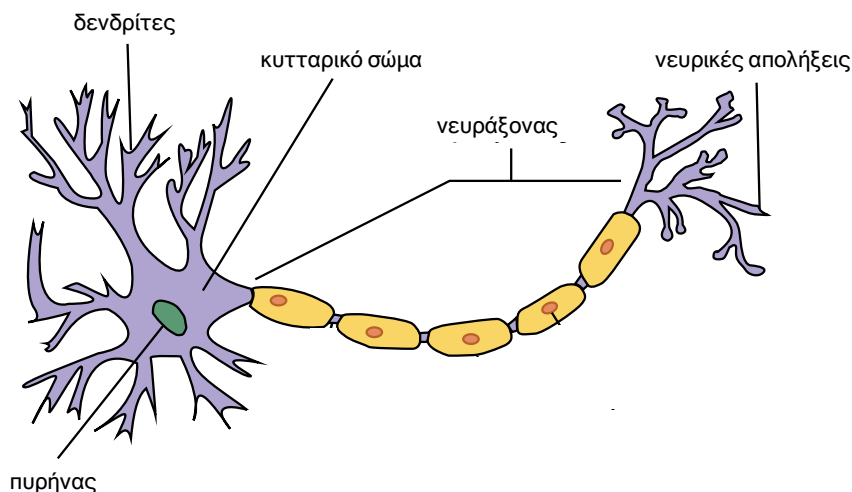
## 3.2 Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο

### 3.2.1 Περιγραφή

Βασικό δομικό στοιχείο του νευρικού συστήματος στον ανθρώπινο οργανισμό είναι ένας βιολογικός νευρώνας (biological neuron), ένας τεράστιος αριθμός από τους οποίους συνδυαζόμενοι μεταξύ τους διαμορφώνουν ένα διασυνδεδεμένο **Βιολογικό Δίκτυο Νευρώνων (Biological Neural Network)** που εκτείνεται σ' όλο τον οργανισμό. Ένας διαχωρισμός συνίσταται στο κεντρικό και το περιφερικό νευρικό σύστημα. Το κεντρικό σύστημα περιλαμβάνει τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό. Ο νωτιαίος μυελός αποτελεί τη δίοδο, μέσω της οποίας επικοινωνεί ο εγκέφαλος με τα πιο απομακρυσμένα νεύρα του σώματος που εκτείνονται μέχρι τα άκρα και αποτελούν το περιφερικό σύστημα (Μαυρικάκι, 2014).

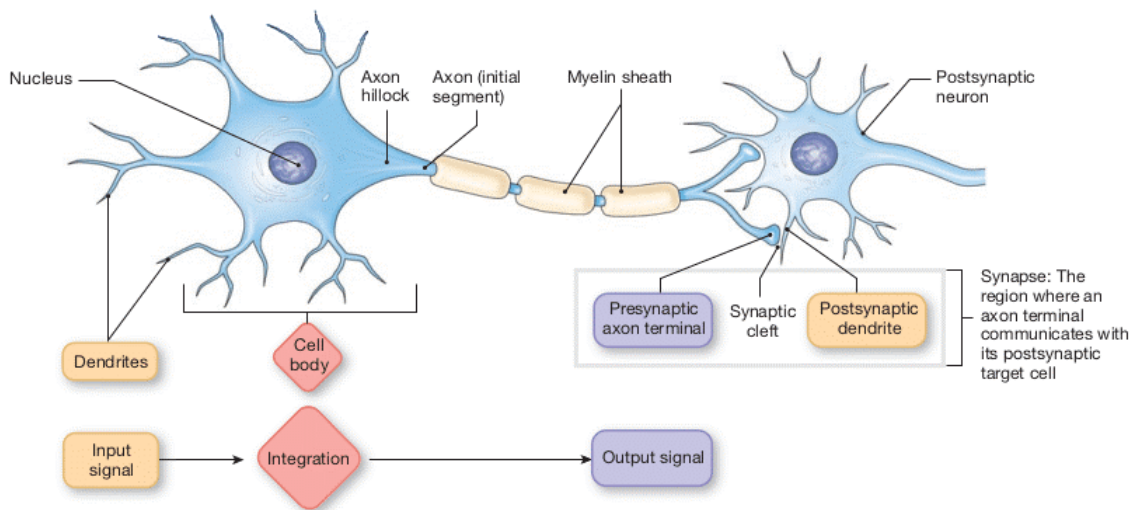
### 3.2.2 Βιολογικός νευρώνας, δομή & λειτουργία

Σε επίπεδο δομής, ο βιολογικός νευρώνας είναι στην ουσία ένα κύτταρο, η μορφή του οποίου με τις ονομασίες των επιμέρους στοιχείων του παρουσιάζεται στο [Σχήμα 3.1](#). Όπως φαίνεται, ένα νευρωνικό κύτταρο αποτελείται από τους δενδρίτες, το βασικό σώμα με τον πυρήνα και τον νευράξονα με τις απολήξεις του.



**Σχήμα 3.1:** Τυπική δομή ενός βιολογικού νευρώνα (Wikipedia, 2023)

Σε λειτουργικό επίπεδο, ο νευρώνας έχει καίριο ρόλο για το νευρικό σύστημα, αφού λαμβάνει κάποιες εισόδους ως ηλεκτρικά σήματα (νευρικές ώσεις) μέσω των δενδριτών που διαθέτει και τα οποία εν συνεχεία μεταφέρονται στον πυρήνα της κυτταρικής δομής. Εκεί επεξεργάζονται και συνδυάζονται, με αποτέλεσμα να παραχθεί ένα τελικό ηλεκτρικό σήμα.



Σχήμα 3.2: Σύναψη δύο βιολογικών νευρώνων (Cook et al., 2021)

Το σήμα αυτό μεταφέρεται μέσω του νευράξονα στις νευρικές απολήξεις του κυττάρου, όπου διεγείρει συναπτικά κοκκία, οπότε και απελευθερώνεται η χημική ουσία που αυτά περιέχουν. Η ουσία αυτή αποκαλείται νευροδιαβιβαστής και είναι εκείνη που μεταφέρεται μέσω της σύναψης από τις απολήξεις του νευρώνα που την παράγει (προσυναπτικό άκρο) σε δενδρίτες άλλων νευρώνων (μετασυναπτικό άκρο), οι οποίοι διεγερόμενοι προκαλούν μετάβαση του νέου νευρώνα από δυναμικό ηρεμίας στο δυναμικό δράσης και δημιουργούνται ηλεκτρικοί παλμοί (Μαυρικάκη, 2014). Μ' αυτό τον τρόπο λοιπόν συντελείται και η αλληλεπίδραση των νευρώνων στο πλαίσιο της συμμετοχής τους σ' ένα διασυνδεδεμένο δίκτυο.

Η σύναψη δύο βιολογικών νευρώνων φαίνεται και οπτικά στο Σχήμα 3.2, όπου οι απολήξεις ενός νευρώνα βρίσκονται κοντά, διεγείρουν και τελικά προκαλούν ηλεκτρικά σήματα ως εισόδους στους δενδρίτες του άλλου νευρώνα. Μια σύναψη δηλαδή αποτελεί το σημείο αλληλεπίδρασης, το μέσο διάδοσης μηνυμάτων μεταξύ των νευρώνων.

### 3.2.3 Λειτουργία βιολογικού νευρωνικού δικτύου

Αναφορικά με τη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, το ανθρώπινο σώμα διαθέτει υποδοχείς, οι οποίοι είναι ευαίσθητοι στις μεταβολές του εσωτερικού ή εξωτερικού περιβάλλοντος του οργανισμού. Όταν αντιληφθούν μια μεταβολή, μετατρέπουν το ερέθισμα σε ηλεκτρικό σήμα, το οποίο προωθείται μέσω των νευρών του περιφερικού συστήματος και του νωτιαίου μυελού στο εγκεφαλικό δίκτυο νευρώνων. Το τελευταίο με τη σειρά του παράγει μια κατάλληλη απόκριση ως σήμα δράσης σε κάποιον αδένα ή κάποιο εκτελεστικό όργανο όπως ένας μυς (Μαυρικάκη, 2014).

Στην πραγματικότητα το προαναφερθέν σύστημα είναι ιδιαίτερα πολύπλοκο, εντούτοις καταφέρνει να λειτουργεί αποτελεσματικά λόγω του τεράστιου πλήθους νευρώνων και συνάψεων (10 δισεκατομμύρια νευρώνες, 60 τρισεκατομμύρια συνάψεις), αλλά και επιπρόσθετα λόγω ενός μηχανισμού που βασίζεται στην εμπειρία. Πρόκειται στην ουσία για πρότερη γνώση αποθηκευμένη στην μακροπρόθεσμη μνήμη, την οποία αποκτά ο άνθρωπος αενάως στη ζωή του με το πέρασμα του χρόνου, οπότε και η έκθεσή του σε παρόμοιες καταστάσεις οδηγεί σε αποκρίσεις πιο γρήγορες και σωστές (Haykin, 2010).

### 3.3 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

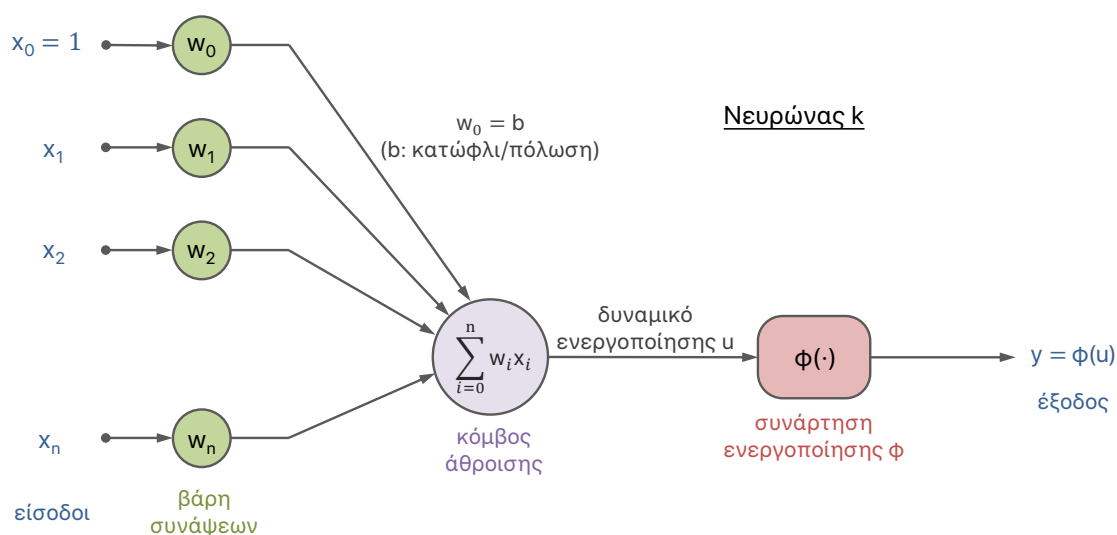
Επαναφέροντας τον προβληματισμό που θέσαμε στην [Ενότητα 3.1](#), οδηγούμαστε στο συμπέρασμα ότι η δημιουργία ενός μοντέλου «ανθρώπινου» υπολογισμού συγκρούεται με το μοντέλο αρχιτεκτονικής von Neumann που ακολουθεί τυπικά ένας συμβατικός υπολογιστής. Σε μια απλοϊκή διατύπωση, εντολές ενός προγράμματος από τη μνήμη RAM μεταφέρονται στη CPU, εκτελούνται σειριακά και τα αποτελέσματα εγγράφονται και πάλι στη μνήμη. Είναι μια διαδικασία που επαναλαμβάνεται μέχρι το τέλος του προγράμματος και καθαρίζει η μνήμη. Στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα παράγεται μια απόκριση ολιστικά ως αποτέλεσμα μιας συνεργατικής λειτουργίας των νευρώνων με μεταφορά σημάτων. Ο άνθρωπος εκπαιδεύεται στη ζωή του, οπότε αυτό βοηθά τον δίκτυο νευρώνων του εγκεφάλου να παράξει απόκριση. Ακόμα και η ύπαρξη παράλληλων/κατανεμημένων συστημάτων στην πληροφορική αντανακλά μια διαφορετική φιλοσοφία, αφού έχει την έννοια του κατακερματισμού ενός προβλήματος σε επιμέρους με ανάγκη συγχρονισμού (Kefalas, 2019).

Με τον όρο **Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (Artificial Neural Network)** αναφερόμαστε σ' ένα επεξεργαστικό μοντέλο που προσομοιάζει τη δομή και το τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η δομή σχετίζεται με την ύπαρξη απλών μονάδων επεξεργασίας που αποκαλούνται επίσης **τεχνητοί νευρώνες (artificial neurons)** κατ' αναλογία με τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, ενώ ο τρόπος λειτουργίας αφορά την εκπαίδευσή τους για την απόκτηση εμπειρικής γνώσης.

Η προσοχή μας στο εξής επικεντρώνεται μόνο στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, γι' αυτό και θα αναφερόμαστε σ' αυτά απλούστερα ως **Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)**.

#### 3.3.1 Τεχνητός νευρώνας

Η μορφή ενός **τεχνητού υπολογιστικού νευρώνα** απεικονίζεται στο [Σχήμα 3.3](#). Ένας τέτοιος νευρώνας  $k$  λοιπόν δέχεται κάποιες εισόδους  $x_{ki}$ , καθεμιά από τις οποίες είναι σταθμισμένη με κάποιο αντιστοιχισμένο συναπτικό βάρος  $w_{ki}$ , όπου  $i = 1, \dots, n$ . Πέρα από αυτές τις  $n$  εισόδους, υπάρχει μια ξεχωριστή είσοδος  $x_{k0}$  που έχει πάντοτε τη τιμή 1. Σ' αυτήν αντιστοιχίζεται το συναπτικό βάρος  $w_{k0} = b_k$  που ονομάζεται **κατώφλι ή πόλωση (threshold or bias)** (Haykin, 2010).



Σχήμα 3.3: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Μπορούμε να καταγράψουμε τις εξής παρατηρήσεις:

- Υπάρχει ένας **κόμβος άθροισης (adder)**, όπου οι σταθμισμένες τιμές εισόδου  $x_{ki}$ ,  $i = 1, \dots, n$  μαζί με την πόλωση  $x_{k0} = 1$  συνδυάζονται γραμμικά ως εξής:

$$u_k = \sum_{i=0}^n w_{ki} x_{ki} \Leftrightarrow u_k = \sum_{i=1}^n w_{ki} x_{ki} + w_{k0} x_{k0} \Leftrightarrow u_k = \sum_{i=1}^n w_{ki} x_{ki} + b_k$$

Από τη τελευταία σχέση βλέπουμε ότι ο ρόλος της πόλωσης  $b$  είναι η μεταβολή της εισόδου του νευρώνα από το υπόλοιπο δίκτυο  $\sum_{i=1}^n w_{ki} x_{ki}$  κατά την παράμετρο  $b_k$ . Η μεταβολή αυτή εφαρμόζεται έξωθεν και μπορεί να είναι είτε αυξητική αν  $b_k > 0$ , είτε αρνητική αν  $b_k < 0$ , είτε μηδενική αν  $b_k = 0$ .

Η ολική έξοδος του αθροιστή  $u_k$  ονομάζεται **δυναμικό ενεργοποίησης (activation potential)**. Είναι προφανές ότι η τιμή  $u$  συνιστά προϊόν ενός γραμμικού μετασχηματισμού των εισόδων (Haykin, 2010).

- Υπάρχει μια **συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function)**, η οποία εφαρμόζεται επί του δυναμικού ενεργοποίησης  $u_k$  και αποσκοπεί στον περιορισμό του εύρους τιμών που μπορεί να βγάλει ως έξοδο ο νευρώνας ως έξοδο  $y_k$ . Ισχύει δηλαδή ότι:

$$y_k = \phi(u_k) \Leftrightarrow y_k = \phi \left( \sum_{i=1}^n w_{ki} x_{ki} + b_k \right)$$

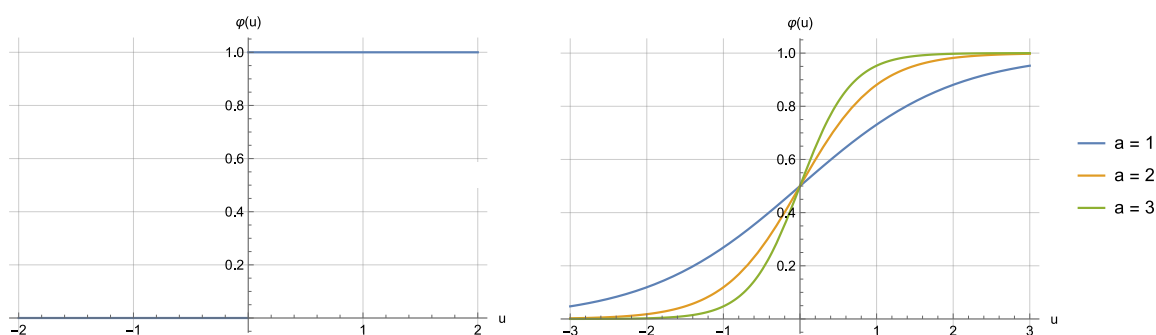
Μια συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνταν αρχικά ήταν η βηματική:

$$\phi(u) = \begin{cases} 1 & u \geq 0 \\ 0 & u < 0 \end{cases}$$

Η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης χρειάζεται να είναι συνεχής και παραγωγίσιμη, κάτι που απουσιάζει στη βηματική. Γι' αυτό προτάθηκε η χρήση μιας σιγμοειδούς συνάρτησης που μπορεί να προσεγγίσει τη βηματική ξεπερνώντας τα παραπάνω προβλήματα:

$$\phi(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$$

όπου  $a$  μια παράμετρος που επηρεάζει την κλίση. Η γραφική παράσταση των συναρτήσεων αυτών παρουσιάζεται στο [Σχήμα 3.4](#). Όπως φαίνεται και από το σχήμα, για  $a \rightarrow +\infty$ , η σιγμοειδής συνάρτηση τείνει στη βηματική. Εν γένει, η παρουσία της συνάρτησης ενεργοποίησης προσδίδει μη γραμμικό χαρακτήρα σ' ένα νευρώνα ([Haykin, 2010](#)).



**Σχήμα 3.4:** Γραφική παράσταση της βηματικής συνάρτησης (δεξιά) και της σιγμοειδούς συνάρτησης για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $a$  (αριστερά)

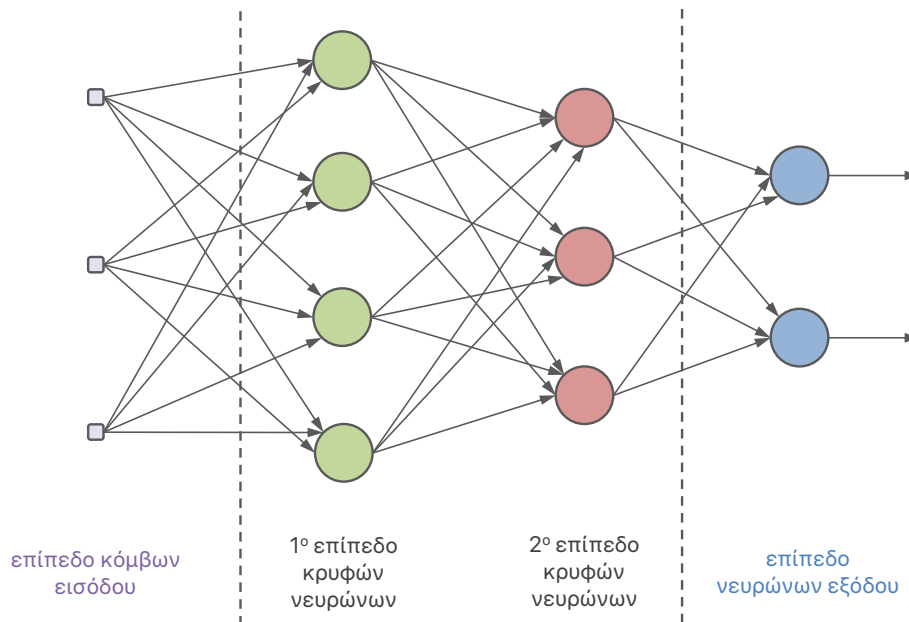
### 3.3.2 Αναπαράσταση Νευρωνικού Δικτύου

Ένα νευρωνικό δίκτυο περιλαμβάνει πολλούς νευρώνες με τη μορφή που περιγράφηκε στην [Υποενότητα 3.3.1](#), διασυνδεδεμένους μεταξύ τους έτσι, ώστε ν' αλληλεπιδρούν. Η αναπαράσταση του δικτύου οπτικά μπορεί να γίνει μ' έναν κατευθυνόμενο γράφημα, όπου οι κόμβοι είναι οι νευρώνες και οι ακμές δείχνουν τη πορεία ενός κατευθυνόμενου σήματος χάρη στη σύναψη που υπάρχει μεταξύ δύο νευρώνων. Οι ακμές φέρουν επίσης και βάρη που δείχνουν τη σημαντικότητα της σύναψης, οπότε και του σήματος που μεταφέρεται μέσω αυτής.

Ένα τυπικό παράδειγμα φαίνεται στο [Σχήμα 3.5](#), όπου το παρουσιαζόμενο δίκτυο διαθέτει ένα επίπεδο εισόδου, δύο επίπεδα με κρυφούς νευρώνες (πράσινοι νευρώνες, κόκκινοι νευρώνες) και ένα επίπεδο εξόδου (μπλε νευρώνες).

Η έννοια του κρυφού επιπέδου αναφέρεται στο γεγονός πως γίνεται κάποια εσωτερική επεξεργασία των σημάτων της εισόδου που δεν είναι ορατή ούτε στην είσοδο ούτε στην έξοδο του δικτύου.

Τα σήματα στην είσοδο είναι τιμές προερχόμενες από το εξωτερικό περιβάλλον. Αυτές απλώς διοχετεύ-



**Σχήμα 3.5:** Αναπαράσταση ενός πλήρως συνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου χωρίς αναδράσεις

ονται στο πρώτο κρυφό επίπεδο, το οποίο τις επεξεργάζεται και προωθεί τις νέες τιμές στο δεύτερο κρυφό επίπεδο, το οποίο με τη σειρά του επίσης τις επεξεργάζεται και παραδίδει τις νέες τιμές εκ νέου στο επίπεδο εξόδου. Το τελευταίο πραγματοποιεί κάποια δική του επεξεργασία και παράγει την τελική έξοδο του δικτύου.

Με τον όρο **πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο** αναφερόμαστε σε σ' ένα δίκτυο, στο οποίο κάθε κόμβος κάθε επιπέδου συνδέεται με κάθε κόμβο του επόμενου – προς τα εμπρός – επιπέδου. Κάτι τέτοιο ωστόσο δεν είναι απαραίτητο να συμβαίνει, οπότε έχουμε ένα **μερικώς συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο**, ενώ είναι ακόμα δυνατό να υπάρχουν και αναδράσεις από κόμβους ενός επιπέδου σε κόμβους ενός προηγούμενο επιπέδου εισάγοντας ένα είδος μνήμης στους υπολογισμούς, οπότε έχουμε ένα **αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο**. Τα αναδρομικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές αναγνώρισης χειρογράφων και ομιλίας.

Τέλος, αναφέρουμε ότι το πλήθος των κρυφών επιπέδων και εν γένει το πλήθος των νευρώνων σε κάθε είδους επίπεδο δεν είναι αυστηρά προδιαγεγραμμένα ως αρχιτεκτονική, αλλά καθορίζονται από το εκάστοτε πρόβλημα.



### 3.3.3 Μηχανική Μάθηση

#### 3.3.3.1 Ορισμός

Εν γένει, με τον όρο **Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)** αναφερόμαστε στον τομέα της τεχνικής νοημοσύνης που στοχεύει στην εκπαίδευση μιας μηχανής κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορεί να κατανοεί σε σημαντικό βαθμό τον πραγματικό κόσμο, και εν τέλει να λαμβάνει αποφάσεις ή να κάνει προβλέψεις, επιτελώντας δηλαδή ικανοποιητικά το ρόλο, για τον οποίο έχει σχεδιαστεί (Haykin, 2010).

#### 3.3.3.2 Μάθηση & γενίκευση νευρωνικού δικτύου

Ένα νευρωνικό δίκτυο έχει εγγενώς τη δυνατότητα να προσλάβει γνώση από το περιβάλλον του. Η γνώση αυτή αφορά ποσοτικά δεδομένα, όπως για παράδειγμα μετρήσεις από αισθητήρες ενός χώρου, κείμενο ή εικόνες από αρχεία/έγγραφα κ.ά. Τα στοιχεία που συλλέγονται συγκροτούν μια δεξαμενή δεδομένων που λειτουργεί ως βάση γνώσης και δύναται ν' αξιοποιηθεί για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου ορίζοντας ταυτόχρονα και το πλαίσιο λειτουργίας του. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα δεδομένα αυτά είναι πραγματικά, οπότε ενδέχεται να υπεισέρχεται και θόρυβος που πρέπει ν' απομακρυνθεί (Haykin, 2010).

Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης αποτελεί την είσοδο του νευρωνικού δικτύου και συνιστά το «κάυσιμο» για τη **διαδικασία της μάθησης (learning)**. Η εκπαίδευση που ακολουθεί προσανατολίζεται στον λογική της ανθρώπινης μάθησης, οπότε δεν υπάρχουν ρητά αλγοριθμικά βήματα, δηλαδή μια προδιαγεγραμμένη πορεία εκμάθησης, αλλά το δίκτυο αφήνεται ελεύθερο να δράσει. Υπάρχουν δύο βασικές κατηγορίες στις οποίες μπορούν να χωριστούν οι μέθοδοι μάθησης ενός νευρωνικού δικτύου:

- **επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning)**, όπου υπάρχει ένας εξωτερικός εκπαιδευτής με γνώση του περιβάλλοντος που χαρακτηρίζει κάθε στοιχείο του συνόλου δεδομένων με κάποια επιθυμητή έξοδο (labeled data). Το δίκτυο εκπαιδεύεται με στόχο να κατανοήσει τη σχέση εισόδου – εξόδου, να διαμορφώσει έναν κανόνα αντιστοίχισης. Η πληροφορία αυτή ως γνώση αποτυπώνεται σε κάποιες τελικές τιμές για τα συναπτικά βάρη του δικτύου, κατ' αναλογία με την ανθρώπινη μακροπρόθεσμη μνήμη. Τονίζεται ωστόσο πως ένα χαρακτηρισμένο σύνολο δεδομένων είναι «ακριβό», με την έννοια ότι χρειάζεται να βρεθεί μια ομάδα ατόμων και ο απαιτούμενος χρόνος για την δημιουργία ετικετών στα δεδομένα εισόδου. Σ' αυτή την κατηγορία ανήκουν προβλήματα όπως για παράδειγμα η ταξινόμηση δεδομένων σε κατηγορίες και η παρεμβολή για την πρόβλεψη αριθμητικών τιμών (Haykin, 2010).
- **μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning)**, όπου δεν υπάρχει κάποιος εκπαιδευτής και η βάση γνώσης περιέχει μόνο τα δεδομένα εισόδου χωρίς ετικέτες χαρακτηρισμού (unlabeled data).

Ελλείπει εξωτερικής βοήθειας, το δίκτυο εκπαιδεύεται, προκειμένου να εντοπίσει μοτίβα και συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων, ν' ανακαλύψει κάποιες συλλογικές ιδιότητες στοιχείων. Η πιο συνηθισμένη εφαρμογή σ' αυτή την κατηγορία είναι η ομαδοποίηση δεδομένων (Haykin, 2010).

Όπως κάθε μαθητεύομενος άνθρωπος, έτσι και το νευρωνικό δίκτυο έχει ως απώτερο στόχο τη **δυνατότητα της γενίκευσης (generalization)**, όπερ σημαίνει να μπορεί να αποκρίνεται σωστά για δεδομένα εισόδου διαφορετικά απ' αυτά που εκπαιδεύτηκε. Έτσι λοιπόν, ένα σύνολο δεδομένων ελέγχου διοχετεύεται εκ νέου ως είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο, προκειμένου να αποτιμηθεί η απόδοσή του (Haykin, 2010).

Στην παρούσα εργασία μας αφορά η επιβλεπόμενη μάθηση και πιο συγκεκριμένα σε νευρωνικά δίκτυα που επιλύουν το πρόβλημα της ταξινόμησης.

### 3.3.3.3 Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης (backpropagation algorithm)

Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου γίνεται με τη βοήθεια του **αλγορίθμου οπισθοδρομής (backpropagation algorithm)**.

Θεωρούμε ένα νευρωνικό δίκτυο όπως αυτό που απεικονίζεται στο [Σχήμα 3.5](#), αλλά σε μια γενικευμένη εκδοχή του όπου  $\ell = 0$  είναι το επίπεδο εισόδου,  $\ell \in \{1, 2, \dots, L - 1\}$  είναι τα κρυφά επίπεδα και  $\ell = L$  είναι το επίπεδο εξόδου. Χωρίς βλάβη της γενικότητας υποθέτουμε ότι είναι πλήρως συνδεδεμένο.

Θεωρούμε επίσης το σύνολο εκπαίδευσης ως  $\left\{ \left( \mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n) \right) \right\}_{n=1}^N$ , όπου  $\mathbf{x}(n)$  είναι ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών εισόδου και το  $\mathbf{d}(n)$  είναι το αντίστοιχο επιθυμητό διάνυσμα εξόδου. Αρχικοποιούμε επίσης τα βάρη του δικτύου.

Για κάθε δείγμα  $\left( \mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n) \right)$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ , με  $x_i \in \mathbf{x}(n)$  και  $d_i \in \mathbf{d}(n)$ , επαναλαμβάνουμε τα παρακάτω βήματα:

- **1η φάση – προς τα εμπρός πέρασμα (forward pass):** στη φάση αυτή πραγματοποιείται ένα πέρασμα του δείγματος από τ' αριστερά προς τα δεξιά επίπεδα του νευρωνικού δικτύου. Οι τιμές του διανύσματος  $x_i \in \mathbf{x}(n)$  εισέρχονται στο αρχικό επίπεδο, οπότε  $y_i^0 \leftarrow x_i$  και διοχετεύονται σε μια ακολουθία κρυφών επιπέδων με υπολογιστικούς νευρώνες. Ένας νευρώνας  $k$  του κρυφού επιπέδου  $\ell$  λαμβάνει τις εξόδους του προηγούμενου κρυφού επιπέδου  $L - 1$ , δηλαδή τις τιμές  $y_i^{(\ell-1)}$ , χρησιμοποιεί τα βάρη  $w_{ik}^{(\ell)}$  και τη συνάρτηση ενεργοποίησης  $\phi$ , προκειμένου να υπολογίσει την δική του έξοδο. Έτσι, βρίσκουμε ότι:

$$y_k^{(\ell)} \leftarrow \phi \left( \sum_i w_{ik}^{(\ell)} y_{ik}^{(\ell-1)} \right)$$

Αν το  $\ell$  είναι το πρώτο κρυφό επίπεδο, τότε προφανώς οι έξοδοι του προηγούμενου επιπέδου είναι οι είσοδοι του δικτύου, δηλαδή  $y_i^{(\ell-1)} \leftarrow x_i$ .

Το τελευταίο κρυφό επίπεδο μεταφέρει τις τιμές που παράγει στους υπολογιστικούς νευρώνες του επιπέδου εξόδου, οπότε και προκύπτουν οι τιμές εξόδου  $y_i^L$  του νευρωνικού για τη συγκεκριμένη είσοδο.

- **2η φάση – προς τα πίσω πέρασμα (backward pass):** στη φάση αυτή πραγματοποιείται ένα πέρασμα των επιπέδων του δικτύου από τα δεξιά προς τ' αριστερά διορθώνοντας τις τιμές των βαρών, για να επιτευχθεί η σύγκλιση των τρεχουσών εξόδων του δικτύου στις επιθυμητές. Ορίζουμε μια **συνάρτηση κόστους ή συνάρτηση απωλειών (cost function or loss function)  $C$** , η οποία δέχεται ως όρισμα τις τιμές  $y_i^L$  και  $d_i$  και υπολογίζει την απόκλιση τους. Έπειτα, διορθώσουμε τα βάρη του δικτύου προς τη κατεύθυνση που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση  $C$ . Ένας γνωστός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται είναι **βαθμωτή κατάβαση (gradient descent)**, κατά την οποία η τροποποίηση ενός βάρους  $w$  είναι ανάλογη με την αρνητική μερική παράγωγο  $\frac{\partial C}{\partial w}$ . Δηλαδή ισχύει ότι:

$$w' \leftarrow w + \Delta w, \quad \text{με} \quad \Delta w \leftarrow -\gamma \frac{\partial C}{\partial w}$$

όπου  $\gamma$  είναι ο **ρυθμός μάθησης (learning rate)** του δικτύου.

Για τον αλγόριθμο της οπισθοδρομικής μπορούμε να κάνουμε τις παρακάτω παρατηρήσεις:

- Μια επανάληψη του αλγορίθμου για κάθε δείγμα του συνόλου εκπαίδευσης ονομάζεται **εποχή (epoch)**. Το σύνολο εκπαίδευσης μπορεί να επανεκπαιδευτεί για μία ή περισσότερες εποχές.
- Η τροφοδότηση του δικτύου και η εφαρμογή του αλγορίθμου δεν χρειάζεται να γίνεται δείγμα προς δείγμα. Αντίθετα, το σύνολο εκπαίδευσης μπορεί να χωριστεί σε επιμέρους **πακέτα (batches)** δειγμάτων, το μέγεθος του οποίου καθορίζεται από μια παράμετρο που ονομάζεται **μέγεθος πακέτου (batch size)**. Για ένα batch εφαρμόζεται η 1η φάση για κάθε δείγμα και υπολογίζεται ο μέσος όρος των σφαλμάτων  $C_{\text{avg}}$  και με βάση το μέσο όρο διορθώνονται τα βάρη. Αυτό επαναλαμβάνεται για κάθε batch.
- Θεωρούμε έναν νευρώνα  $k$ . Έχει προσπίπτουσες ακμές με βάρη  $w_{ik}$  και εισόδους  $y_{ik}$  που είναι ουσιαστικά οι έξοδοι των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου. Για τη μερική παράγωγο του κόστους ως προς μια προσπίπτουσα ακμή σ' αυτόν με βάρους  $w_{ik}$ , έχουμε τον κανόνα του Leibniz:

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ik}} = \frac{\partial C}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial w_{ik}} = \frac{\partial C}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial u_k} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial w_{ik}}$$

όπου:

$$\frac{\partial u_k}{\partial w_{ik}} = \frac{\partial}{\partial w_{ik}} \left( \sum_j w_{jk} y_j \right) = y_i$$

$$\frac{\partial y_k}{\partial u_k} = \frac{\partial \phi(u_k)}{\partial u_k} = \phi'(u_k)$$

Έπειτα, για τη μερική παράγωγο  $\frac{\partial C}{\partial y_k}$  διακρίνουμε 2 περιπτώσεις ανάλογα με τον αν ο νευρώνας  $k$  είναι στο επίπεδο εξόδου ή σε κρυμμένο επίπεδο. Αν βρίσκεται στο επίπεδο εξόδου, τότε βρίσκεται απευθείας:

$$\frac{\partial C}{\partial y_k} = C'(y_k)$$

Αν βρίσκεται στο κρυμμένο επίπεδο, τότε το  $y_k$  έχει μεταδοθεί στα επόμενο επίπεδο με τους νευρώνες  $a_1, a_2, \dots$ . Τότε:

$$\frac{\partial C}{\partial y_k} = \frac{\partial C(u_{a_1}, u_{a_2}, \dots)}{\partial y_k} = \sum_i \left( \frac{\partial C}{\partial u_{a_i}} \cdot \frac{\partial u_{a_i}}{\partial y_k} \right) = \sum_i \left( \frac{\partial C}{\partial y_{a_i}} \cdot \frac{\partial y_{a_i}}{\partial u_{a_i}} \cdot \frac{\partial u_{a_i}}{\partial y_k} \right) = \sum_i \left( \frac{\partial C}{\partial y_{a_i}} \cdot \frac{\partial y_{a_i}}{\partial u_{a_i}} \cdot w_{ka_i} \right)$$

Συνδυάζοντας τα παραπάνω καταλήγουμε στην ακόλουθη συγκεντρωτική σχέση:

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ik}} = \underbrace{\frac{\partial C}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial u_k}}_{\delta_k} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial w_{ik}} = y_i \delta_k$$

όπου:

$$\delta_k = \phi'(u_k) \begin{cases} C'(y_k) & \text{αν ο νευρώνας } k \text{ είναι στο επίπεδο εξόδου} \\ \sum_i (w_{ka_i} \delta_{a_i}) & \text{αν ο νευρώνας } k \text{ είναι σε κρυμμένο επίπεδο} \end{cases}$$

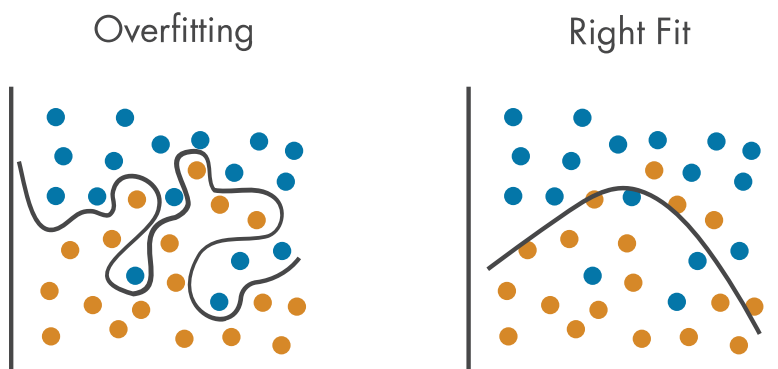
Από τα παραπάνω φαίνεται ο λόγος που χρειάζεται η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι διαφορίσιμη.

- Η χρήση του αλγορίθμου βαθμωτής κατάβασης μπορεί να οδηγήσει και σε προβλήματα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, όπως στο **vanishing gradient problem** και στο **exploding gradient problem**. Στο πρώτο η παράγωγος μπορεί να γίνει πολύ μικρή, οπότε τα βάρη να μην τροποποιούνται στην ουσία και η εκπαίδευση να μην προχωρά. Στο δεύτερο η παράγωγος μπορεί να γίνει αρκετά μεγάλη, με αποτέλεσμα τα βάρη να μεταβάλλονται πολύ και η έξοδος να μη συγκλίνει ποτέ.
- Ο αριθμός των εποχών που χρειάζονται, για να επιτευχθεί η σύγκλιση της εξόδου του δικτύου με τις επιθυμητές τιμές, καθορίζεται από το χρήστη, ώστε να ισχύει:

$$\|d - \mathbf{y}^{(L)}\| \leq \epsilon \quad \text{για κάποιο } \epsilon \text{ αρκετά μικρό}$$

Χρειάζεται ωστόσο προσοχή, διότι ενδέχεται ν' ανακύψει το **πρόβλημα της υπερεκπαίδευσης (overfitting)**, οπότε το δίκτυο να σταματήσει να μαθαίνει συσχετίσεις μεταξύ εισόδου και εξόδου, αλλά ν' αρχίσει ν' απομνημονεύει τα δεδομένα. Αυτό είναι τροχοπέδη στη γενίκευση του μοντέλου, καθώς το δίκτυο θα γνωρίζει ν' αποκρίνεται σωστά μόνο για το δοσμένο σύνολο εκπαίδευσης. Σε μια αναλογία με τον άνθρωπο, παρατηρείται το ίδιο πρόβλημα όταν ένας μαθητής απλά

απομνημονεύει κάποιες ερωτήσεις, αντί να προσπαθεί να καταλάβει τη λογική πίσω από αυτές, με αποτέλεσμα ν' αδυνατεί ν' απαντήσει σε ερωτήσεις με μια διαφορετική διατύπωση. Στο [Σχήμα 3.6](#) φαίνεται το πρόβλημα της υπερεκπαίδευσης, όπου οι δύο διαφορετικές κατηγορίες δεδομένων δεν χωρίζονται με την μαύρη γραμμή που υποδηλώνει κάποιον κανόνα, αλλά έχει γίνει αποκλειστικά πάνω σε συγκεκριμένα δεδομένα.



**Σχήμα 3.6:** Νευρωνικό δίκτυο για διαχωρισμό δύο κλάσεων με υπερεκπαίδευση (αριστερά) και σωστή εκπαίδευση (δεξιά) (MathWorks, 2022)

### 3.3.3.4 Αξιολόγηση δικτύου

Θεωρούμε ότι υπάρχουν δύο δυνατές κλάσεις για τα δεδομένα, τα θετικά (positives) και τα αρνητικά (negatives). Αυτά φαίνονται και στο [Σχήμα 3.7](#), αριστερά και δεξιά αντίστοιχα.

Όταν ολοκληρωθεί η εκπαίδευση του δικτύου, θέλουμε να διαπιστώσουμε το βαθμό γενίκευσης σε ένα σύνολο δεδομένων ελέγχου, δηλαδή τη δυνατότητα να αποκριθεί στη σωστή κατηγορία για νέα δεδομένα. Εν τέλει τα αποτελέσματα που δίνει το δίκτυο μπορεί να είναι:

- *πραγματικά θετικά (true positives)*, που περιλαμβάνει δεδομένα θετικής κλάσης που προβλέφθηκαν θετικά.
- *εσφαλμένα θετικά (false positives)*, που περιλαμβάνει δεδομένα αρνητικής κλάσης που προβλέφθηκαν θετικά.
- *πραγματικά αρνητικά (true negatives)*, που περιλαμβάνει δεδομένα αρνητικής κλάσης που προβλέφθηκαν αρνητικά.
- *εσφαλμένα αρνητικά (false negatives)*, που περιλαμβάνει δεδομένα θετικής κλάσης που προβλέφθηκαν αρνητικά.

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων ορίζουμε τις παρακάτω μετρικές:

- **accuracy**, η οποία εκφράζει το ποσοστό των δεδομένων που προβλέφθηκαν σωστά σε σχέση με το σύνολο των δεδομένων, δηλαδή:

$$\text{accuracy} = \frac{\text{true positives} + \text{true negatives}}{\text{true positives} + \text{false positives} + \text{true negatives} + \text{false negatives}}$$

- **precision**, η οποία εκφράζει το ποσοστό των δεδομένων που προβλέφθηκε ότι ανήκει σε μια κλάση και ανήκει όντως σ' αυτή την κλάση. Δηλαδή:

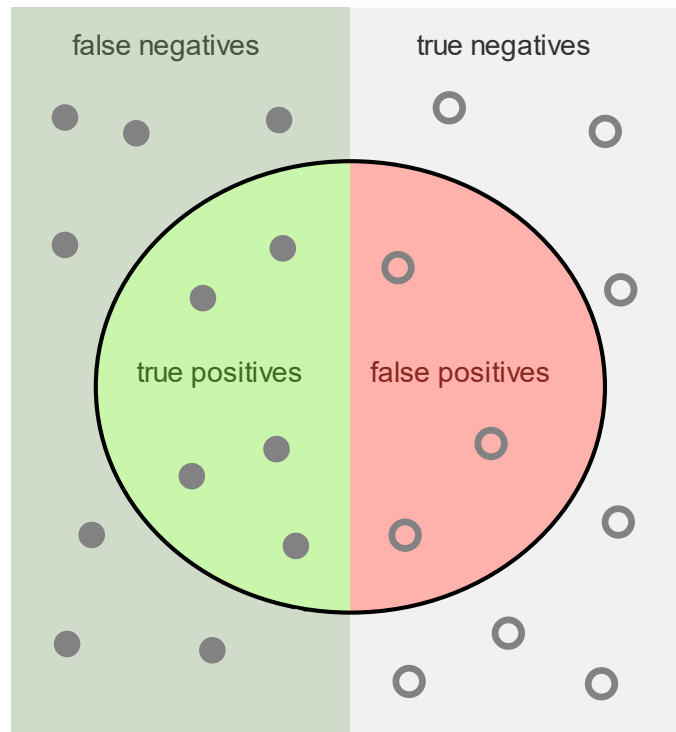
$$\text{precision}_{\text{positives}} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

$$\text{precision}_{\text{negatives}} = \frac{\text{true negatives}}{\text{true negatives} + \text{false negatives}}$$

- **recall**, η οποία εκφράζει το ποσοστό των δεδομένων μιας κλάσης που προβλέφθηκε σωστά. Δηλαδή:

$$\text{recall}_{\text{positives}} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

$$\text{recall}_{\text{negatives}} = \frac{\text{true negatives}}{\text{true negatives} + \text{false positives}}$$



Σχήμα 3.7: Χωρισμός των δειγμάτων από το σύνολο ελέγχου σε true positives, false positives, true negatives, false negatives (Wikipedia, 2011)

Ορίζεται ακόμα η μετρική  $F_1$  - **score** ως ο αρμονικός μέσος των μεγεθών precision και recall. Για κάθε κατηγορία υπολογίζουμε:

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{\text{precision}} + \frac{1}{\text{recall}}} \Leftrightarrow F_1 = 2 \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Μπορούμε στη συνέχεια να συνδυάσουμε τα  $F_1$  - scores των δύο κατηγοριών ως εξής:

$$F_1^{\text{macro}} = \frac{F_{1,\text{positives}} + F_{1,\text{negatives}}}{2}$$

$$F_1^{\text{weighted}} = k_1 F_{1,\text{positives}} + k_2 F_{1,\text{negatives}}$$

όπου  $k_1, k_2$  οι ποσοστάσεις των δύο κατηγοριών στο σύνολο ελέγχου με  $k_1 + k_2 = 1$ .

$$F_1^{\text{micro}} = \text{accuracy}$$

Όσο υψηλότερες τιμές λαμβάνουν οι παραπάνω μετρικές, τόσο καλύτερη είναι η απόδοση του δικτύου στη γενίκευση. Αξίζει ωστόσο να προσέξουμε πως για ένα **μη - ισορροπημένο σύνολο δεδομένων (imbalanced dataset)** η μετρική accuracy δεν είναι ενδεικτική της απόδοσης του μοντέλου, αφού επηρεάζεται από την πλειοψηφούσα κλάση. Αν η πρόβλεψη των στοιχείων της πλειοψηφούσας κλάσης είναι καλή αλλά της μειοψηφούσας κακή, τότε το accuracy θα είναι υψηλό, αλλά το δίκτυο θα θεωρούμε εσφαλμένα ότι έχει καλή απόδοση, αφού στη μειοψηφούσα κλάση έχει κακή απόδοση. Σ' αυτή την περίπτωση μπορούμε να βασιστούμε στο  $F_1$  - score είτε macro είτε weighted. Σε περίπτωση που έχουμε **ισορροπημένο σύνολο δεδομένων (balanced dataset)**, η μετρική accuracy είναι εξίσου ενδεικτική (Science, 2019).

Τέλος, τονίζεται πως η παραπάνω ανάλυση μπορεί να γενικευτεί για περισσότερες από δύο κατηγορίες.

### 3.4 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας

Με τον όρο **Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP)** αναφερόμαστε στον κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης που επικεντρώνει το ενδιαφέρον σε μια ανθρώπινη γλώσσα επικοινωνίας. Στόχος είναι η εξαγωγή πληροφορίας και η κατανόηση του νοήματος από μια φυσική γλώσσα, αλλά και η παραγωγή λόγου σ' αυτή.

Κατά την ανάλυση ενός κειμένου ωστόσο δεν είναι δυνατό για μια μηχανή να χειριστεί μ' ευκολία τις λέξεις της γλώσσας κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορεί να συνδέσει καθεμιά από αυτές με τα υπόλοιπα συμφραζόμενα μιας πρότασης. Η υπερκέρραση αυτού του προβλήματος συντελείται με τη χρήση

των **εμφυτευμάτων (embeddings)**. Ένα word embedding ορίζεται ως μια αντιστοίχιση από το χώρο της φυσικής γλώσσας σ' ένα χώρο πραγματικών διανυσμάτων κάποιας διαστατικότητας, δηλαδή κάθε λέξη της φυσικής γλώσσας κωδικοποιείται μ' ένα διάνυσμα πραγματικών τιμών. Η αναπαράσταση αυτή δεν είναι τυχαία, αλλά εμπειρικλείει γνώση από τα συμφραζόμενα προτάσεων, ώστε να συσχετιστεί η συγκεκριμένη λέξη με κάποια νοήματα, δηλαδή ν' αποκτήσει σημασιολογική υπόσταση από διαφορετικά πλαίσια χρήσης της. Μαθηματικά μιλώντας, λέξεις με παρεμφερές σημασιολογικό περιεχόμενο έχουν αντίστοιχα embeddings που σχηματίζουν μικρή γωνία μεταξύ τους, δηλαδή είναι κοντινά στο χώρο των διανυσμάτων.

Η διαδικασία δημιουργίας των word embeddings αναφερέται ως **σημασιολογική ανάλυση (semantic analysis)** και αφορά ένα κατεξοχήν πεδίο της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Η δημιουργία των embeddings για ένα λεξιλόγιο μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας **βαθιά μάθηση (deep learning)**. Πρόκειται στην ουσία για κομμάτι της μηχανικής μάθησης, το οποία επεκτείνει την απλή προσομοίωση της ανθρώπινης μάθησης με εμπειρία έτι περισσότερο ενσωματώνοντας τη λογική εξαγωγής χαρακτηριστικών και δημιουργίας εννοιών από τα δεδομένα. Αυτό καθίσταται εφικτό με την ύπαρξη πολλών επιπέδων νευρώνων σ' ένα δίκτυο, απ' όπου προέκυψε και ο χαρακτηρισμός "βαθιά" για το είδος της μάθησης.

## 3.5 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

### 3.5.1 Περιγραφή

Ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης για την επεξεργασία φυσικής γλώσσας είναι το **BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)**. Πρόκειται για ένα γλωσσικό μοντέλο που δημιουργήθηκε το 2018 από ερευνητές της Google, η εκπαίδευση του οποίου καθιστά εφικτή τη κατασκευή embeddings για το λεξιλόγιο μιας γλώσσας. Όπως κάθε μοντέλο βαθιάς μάθησης, έτσι και αυτό βασίζεται σ' ένα πολύ μεγάλο σύνολο δεδομένων, προκειμένου να εντοπίσει και να εξάγει γλωσσικά χαρακτηριστικά. Η εκπαίδευση του μοντέλου έγινε σε κομμάτια κειμένου που προέρχονται από τα σύνολα δεδομένων BookCorpus με 800 εκατομμύρια λέξεις και English Wikipedia με 2.5 δισεκατομμύρια λέξεις, δηλαδή περίπου σε 16 GB δεδομένων (Devlin et al., 2019).

Από δομική άποψη το μοντέλο βασίζεται στην αρχιτεκτονική ενός transformer. Ο transformer είναι ένα μοντέλο που αναπτύχθηκε για την βελτίωση του τρόπου χειρισμού ακολουθιακών στοιχείων, όπως είναι μια πρόταση, κατά τέτοιο τρόπο, ώστε κάθε στοιχείο να μην επεξεργάζεται διαδοχικά και ξεχωριστά, αλλά ταυτόχρονα και μάλιστα ολοκληρης της ακολουθίας. Ο στόχος αυτός εκπληρώνεται με τη βοήθεια



ενός **μηχανισμού προσοχής (attention mechanism)**. Ο μηχανισμός αυτός εξετάζει για μια λέξη της πρότασης τη σημαντικότητα κάθε άλλης λέξης δεξιά και αριστερά απ' αυτήν. Η πληροφορία αυτή ποσοτικοποιείται με αριθμητικούς συντελεστές.

Ο transformer αποτελείται από τον κωδικοποιητή (encoder) και τον αποκωδικοποιητή (decoder) με πολλά επιμέρους στρώματα επεξεργασίας έκαστος. Ο encoder αναλαμβάνει να παράξει κάποια word embeddings από ένα κείμενο με τη βοήθεια των συντελεστών, έτσι ώστε το διάνυσμα κάθε λέξης να επηρεαστεί από τα συμφραζόμενα. Τα embeddings αυτά προωθούνται στον decoder για την εκ νέου παραγωγή κειμένου. Η δομή ενός transformer είναι χρήσιμη για εργασίες, όπως η μετάφραση ενός κειμένου, η δημιουργία απάντησης από ένα chatbox κ.ά.

Εν προκειμένω το BERT χρησιμοποιείται για την παραγωγή των word embeddings, οπότε έχει μόνο τη κομμάτι του encoder στη δομή του. Επιπλέον, δεδομένου πως η πληροφορία δεν επεξεργάζεται διαδοχικά είτε απ' αριστερά προς τα δεξιά είτε από τα δεξιά προς τ' αριστερά, αλλά ταυτόχρονα χωρίς κάποια κατεύθυνση, αβίαστα ερμηνεύουμε την ονομασία που αποδόθηκε στο μοντέλο BERT (Devlin et al., 2019).

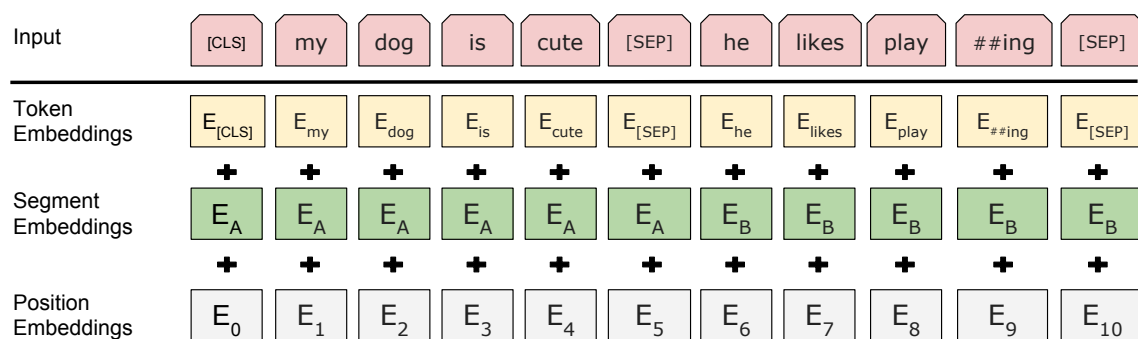
### 3.5.2 Προεκπαίδευση

Κάθε κομμάτι κειμένου που μελετάμε είναι μία ή το πολύ δύο προτάσεις και το οποίο χωρίζουμε στις επιμέρους λέξεις (**tokens**) από τις οποίες αποτελείται. Στην αρχή του κειμένου τοποθετούμε το ειδικό token [CLS], ενώ στο τέλος κάθε πρότασης χρησιμοποιούμε το ειδικό token [SEP], ώστε να τις διαχωρίζουμε (Devlin et al., 2019). Για καθένα token δημιουργούμε ένα αρχικό embedding που προκύπτει ως άθροισμα του:

- *token embedding*, δηλαδή ένα προεκπαιδευμένο embedding από το WordPieces.
- *segment embedding*, δηλαδή ο αριθμός της πρότασης κωδικοποιημένος σε embedding.
- *position embedding*, δηλαδή η αριθμητική σειρά του token μέσα στην πρόταση κωδικοποιημένη σε embedding. Η πληροφορία αυτή χρειάζεται, δεδομένου πως ένας transformer επεξεργάζεται τα δεδομένα ταυτόχρονα και χρειάζεται συντακτικά και σημασιολογικά να γνωρίζουμε τη σειρά των λέξεων.

Τα αρχικά embeddings όλων των tokens διοχετεύονται ως είσοδος στο μοντέλο. Τα παραπάνω φαίνονται στο [Σχήμα 3.8](#).

Η προεκπαίδευση ενός BERT μοντέλου για την εκμάθηση της γλώσσας γίνεται χρησιμοποιώντας δύο μεθόδους, τις Masked Language Modeling και Next Sequence Prediction, οι οποίες πραγματοποιούνται ταυτόχρονα.



**Σχήμα 3.8:** Αναπαράσταση εισόδου στο μοντέλο BERT. Η είσοδος είναι το άθροισμα των tokens embeddings, των segmentation embeddings και των position embeddings (Devlin et al., 2019)

Η μέθοδος Masked Language Modeling αφορά την επιλογή του 15% των tokens προς πρόβλεψη. Κάθε επιλεγμένο token αντικαθίσταται με το ειδικό token [MASK] με πιθανότητα 80%, αντικαθίσταται με ένα τυχαίο token με πιθανότητα 10% και παραμένει ως έχει με πιθανότητα 10%. Σκοπός της μεθόδου αυτή είναι να μάθει το μοντέλο τις κρυμμένες λέξεις με βάση τα συμφραζόμενα, δηλαδή είναι σαν πρόβλημα συμπλήρωσης κενών (Devlin et al., 2019).

Η μέθοδος Next Sequence Prediction αφορά την πρόβλεψη για τη σειρά των προτάσεων. Πρακτικά, μετά την επεξεργασία των προτάσεων, το ειδικό token [CLS] έχει είτε την τιμή [IsNext] είτε την τιμή [NotNext] επιδεικνύοντας κατά πόσο προέβλεψε σωστά τη σειρά προσπαθώντας έτσι να κατανοηθεί η σχέση μεταξύ των προτάσεων. Επιλέγονται δυάδες προτάσεων με 50% πιθανότητα να είναι πράγματι στη σωστή σειρά (Devlin et al., 2019).

### 3.5.3 RoBERTa (Robustly Optimized BERT Pretraining Approach)

Η δημιουργία του BERT έδωσε σημαντική ώθηση στο κομμάτι της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Έκτοτε έχει γίνει προσπάθεια να βελτιωθεί η απόδοση του και από άλλες ερευνητικές ομάδες. Μία από αυτές τις περιπτώσεις ήταν το RoBERTa που υλοποιήθηκε από τη Facebook κρατώντας την αρχιτεκτονική του BERT.

Αρχικά, το RoBERTa εκπαιδεύτηκε σ' ένα πολύ μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων περίπου 160 GB που περιλαμβάνει το BookCorpus και το English Wikipedia με 16 GB (είχε χρησιμοποιηθεί και στο BERT), το CC – News με 76 GB δεδομένων, το OpenWebText με 38 GB δεδομένων και το Stories με 31 GB δεδομένων (Liu et al., 2019).

Έπειτα, με κύριο σκοπό τη βελτίωση της προεκπαίδευσης του BERT, το RoBERTa έφερε τις ακόλουθες αλλαγές:

- κατάργηση της Next Sequence Prediction ως μέθοδο της φάσης προεκπαίδευσης, καθώς φάνηκε να βελτιώνει τα αποτελέσματα του μοντέλου (Liu et al., 2019).
- αύξηση της παραμέτρου batch size για την προεκπαίδευση. Το BERT χρησιμοποιεί 1 εκατομμύριο steps με batch size 256 ακολουθιών, ενώ το RoBERTa χρησιμοποιεί 125 βήματα με batch size 2000 ακολουθιών και 31000 βήματα με batch size 8000 ακολουθίες. Η αλλαγή αυτή βοηθάει τη μέθοδο Masked Language Modeling να πετύχει καλύτερα αποτελέσματα. Το μεγαλύτερο μέγεθος των batches επιτρέποντας η εκπαίδευση να γίνεται παράλληλα σε κατανεμημένα συστήματα (Liu et al., 2019).
- τροποποίηση της μεθόδου Masked Language Modeling, ώστε να γίνει δυναμική. Στο BERT η απόκρυψη tokens πραγματοποιείται μια φορά πριν την προεκπαίδευση. Στο RoBERTa αντίθετα, η απόμακρυψη tokens γίνεται με 10 διαφορετικές στρατηγικές. Σε κάθε εποχή εξετάζεται μια διαφορετική απόκρυψη, με αποτέλεσμα σε 40 εποχές κάθε δυνατή περίπτωση απόκρυψης να έχει εξεταστεί 4 φορές (Liu et al., 2019).

## Κεφάλαιο 4

# Κατασκευή μοντέλου εκτίμησης της θετικής συσχέτισης μεταξύ δύο ατόμων

### 4.1 Εισαγωγή & Παραδοχές

Η ενότητα αυτή επικεντρώνεται στην κατασκευή ενός μοντέλου που χρησιμοποιεί ένα νευρωνικό δίκτυο, προκειμένου να εκτιμήσει τη θετική συσχέτιση δύο ατόμων που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους στο πλαίσιο της κοινής συμμετοχής και αλληλεπίδρασή τους σε μια πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης.

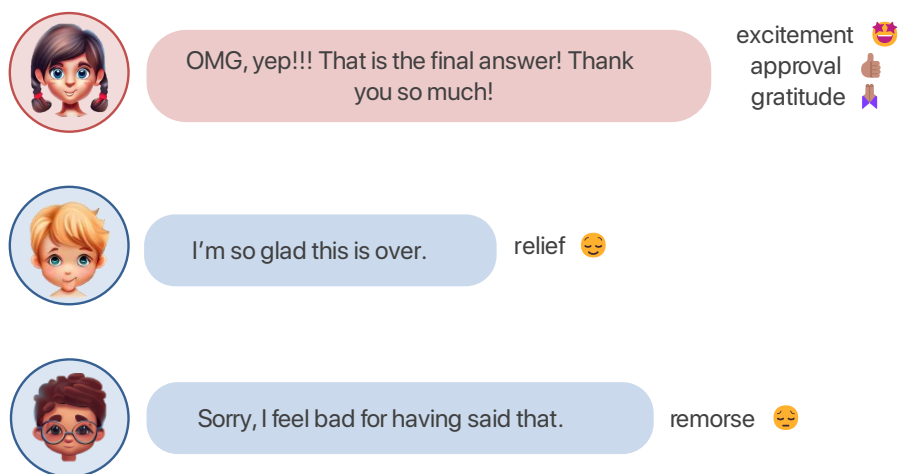
Στην [Ενότητα 2.2](#) έγινε αναφορά σε άμεσους και έμμεσους τρόπους συλλογής πληροφορίας για τις εξατομικευμένες προτιμήσεις που έχουν μαθητές είτε φιλικές είτε συνεργατικές. Ένας έμμεσος τρόπος είναι η εξέταση συνομιλιών των μαθητών προκειμένου να διαπιστωθεί συνεπικουρικά ο βαθμός της θετικής αλληλεπίδρασης των ατόμων.

Προτού προχωρήσουμε στις λεπτομέρειες κατασκευής και λειτουργίας του μοντέλου αυτού, κρίνεται ωφέλιμο να ορίσουμε το πλαίσιο λειτουργίας του, ένα χάρτη παραδοχών πάνω στις οποίες βασίζομαστε:

- η συνομιλία που προσέρχεται προς εξέταση είναι γραπτός λόγος, που σημαίνει ότι έχει τη μορφή σχολίων σ' ένα ποστ, chat συνομιλιών κ.ά.

- το κείμενο της συνομιλίας έχει σαφώς τα χαρακτηριστικά της ιντερνετικής γραφής που δεν περιορίζεται μόνο σε αλφαριθμητικούς χαρακτήρες, αλλά περιλαμβάνει emojis. Υπάρχουν επίσης και συντομογραφίες (abbreviations) που χρησιμοποιούνται συχνά. Εντούτοις, αγνοούμε τα emoticons ως παρωχημένα και οποιαδήποτε μορφή πολυμεσικού περιεχομένου, όπως εικόνες, gifs, βίντεο κ.ά.

Η λειτουργία του μοντέλου ρίχνει την προσοχή στην δημιουργία ενός συναισθηματικού προφίλ για κάθε άτομο με βάση την λεγόμενα του στη συνομιλία που συμμετέχει. Μια συνομιλία εξάλλου δεν είναι πάντα ουδέτερη, αλλά πολλές φορές έχει συναισθηματικό αποτύπωμα. Βλέπουμε στο [Σχήμα 4.1](#) βλέπουμε κείμενα από συνομιλίες με συναισθηματική φόρτιση.



**Σχήμα 4.1:** Στοιχεία κειμένου από συνομιλίες με συναισθηματικό αποτύπωμα (Demszky et al., 2020a)

Στην [Υποενότητα 3.3.3.2](#) έγινε η επισήμανση πως ένα νευρωνικό δίκτυο χρειάζεται μάθηση, το καύσιμο της οποίας είναι ένα σύνολο εκπαίδευσης. Για τις τρέχουσες ανάγκες του μοντέλου μας θα βασιστούμε στη γνώση που μας παρέχει το σύνολο δεδομένων **GoEmotions**.

## 4.2 Σύνολο Δεδομένων GoEmotions

### 4.2.1 Περιγραφή

Το σύνολο δεδομένων GoEmotions κατασκευάζεται με κειμενικά στοιχεία προερχόμενα από το κοινωνικό δίκτυο Reddit. Στατιστικά μιλώντας η πλατφόρμα χαρακτηρίζεται από μια δημογραφική μεροληψία σε σχόλια υπέρ νεότερων σε ηλικία ανδρών. Η διαδικασία δημιουργίας του συνόλου αφορά τη συλλογή σχολίων από τη μέρα δημιουργίας του Reddit, το 2005, μέχρι και αρχές του 2019 (Demszky et al., 2020b).

Η ομάδα επιμέλειας του εγχειρήματος αυτού άντλησε περίπου 58 χιλιάδες σχόλια από το συγκεκριμένη πλατφόρμα, έτσι ώστε να καταστεί η εφικτή η ταξινόμησή τους σε τουλάχιστον μία από τις παρακάτω κατηγορίες συναισθήματος: διασκέδαση (amusement), ενθουσιασμός (excitement), χαρά (joy), αγάπη (love), επιθυμία (desire), αισιοδοξία (optimism), φροντίδα (caring), περηφάνια (pride), θαυμασμός (admiration), ευγνωμοσύνη (gratitude), ανακούφιση (relief), επιδοκιμασία (approval), συνειδητοποίηση (realization), έκπληξη (surprise), περιέργεια (curiosity), σύγχυση (confusion), φόβος (fear), ανησυχία (nervousness), μεταμέλεια (remorse), αμηχανία (embarrassment), απογοήτευση (disappointment), λύπη (sadness), πόνος (grief), απέχθεια (disgust), θυμός (anger), ενόχληση (annoyance) και αποδοκιμασία (disapproval) (Demszky et al., 2020b).

Έπειτα, τα συναισθήματα αυτά ομαδοποιούνται σε τρεις γενικότερες κατηγορίες συναισθήματος με θετικό (positive) περιεχόμενο, μ' αρνητικό (negative) περιεχόμενο και με διφορούμενο (ambiguous) περιεχόμενο. Από τα παραπάνω συναισθήματα 12 είναι positive, 11 είναι negative και 4 ambiguous. Στο Σχήμα 4.2 φαίνονται εποπτικά οι κατηγορίες των δεδομένων (Demszky et al., 2020b).

positive		negative		ambiguous
admiration 🙌	joy 😄	anger 😡	grief 😞	confusion 😕
amusement 😂	love ❤️	annoyance 😡	nervousness 😟	curiosity 😕
approval 👍	optimism 🙌	disappointment 😞	remorse 😞	realization 💡
caring 🤗	pride 😏	disapproval 🙅	sadness 😞	surprise 😲
desire 😍	relief 😌	disgust 🤢		
excitement 😄		embarrassment 😳		
gratitude 🙏		fear 😨		

Σχήμα 4.2: Χαρακτηρισμός των συναισθημάτων του GoEmotions ως θετικά (positive), αρνητικά (negative), διφορούμενα (ambiguous) (Demszky et al., 2020a)

Τέλος, σημειώνεται πως το σύνολο περιλαμβάνει και σχόλια που χαρακτηρίζονται από απουσία συναισθήματος. Έτσι, ορίζεται και μια επιπρόσθετη κατηγορία με ουδέτερο (neutral) περιεχόμενο. Συμπερασματικά, υπάρχουν 27 + 1 δυνατές κατηγορίες συναισθημάτων (Demszky et al., 2020b).

#### 4.2.2 Κατασκευή

Για την κατασκευή του συνόλου, η ομάδα επιμέλειας αυτού προχώρησε στις ακόλουθες ενέργειες:

- το GoEmotions βασίζεται σε διαδικτυακό περιεχόμενο, οπότε είναι αναμενόμενο να περιέχει και απρεπείς εκφράσεις. Δόθηκε λοιπόν μέριμνα στην απομάκρυνση στο μέτρο του δυνατού οποισδι-

ποτε μορφής τοξικών σχολίων, είτε υβριστικών είτε χυδαίων είτε προσβλητικών σε βάρος συγκεκριμένων κοινωνικών ομάδων ή μειονοτήτων όσον αφορά την εθνικότητα, το φύλο, το σεξουαλικό προσανατολισμό κ.ά. (Demszky et al., 2020b).

- τα σχόλια προέρχονται από subreddits, η επιλογή των οποίων γίνεται με προσοχή προς δύο κατευθύνσεις. Πρώτον, να εξασφαλιστεί μια ισορροπία στην αντιπροσωπευτικότητα με τη πιο δίκαιη επιλογή τόσο πολύ δημοφιλών όσο και λιγότερο δημοφιλών subreddits. Δεύτερον, να εξασφαλιστεί η επιλογή subreddits με όσο το δυνατόν ισότιμη παρουσία θετικών, αρνητικών, ουδέτερων και διαφορούμενων σχολίων (Demszky et al., 2020b).
- τα σχόλια σε μια οποιαδήποτε πλατφόρμα κοινωνικής δικτύωσης δεν έχουν συγκεκριμένο μέγεθος. Προς την κατεύθυνση της διασφάλισης της ομοιογένειας του συνόλου, γίνεται μια υπο-δειγματοληψία με σκοπό την επικράτηση σχολίων που έχουν από 3 έως 30 tokens (Demszky et al., 2020b).
- τα σχόλια ενδεχομένως να περιέχουν και αναφορές σε ευαίσθητα θέματα, όπως ονόματα και θρησκείες. Φιλτράρονται λοιπόν τα δεδομένα, ώστε ονόματα ν' αντικατασταθούν από το ειδικό token [NAME] και θρησκείες από το token [RELIGION] (Demszky et al., 2020b).

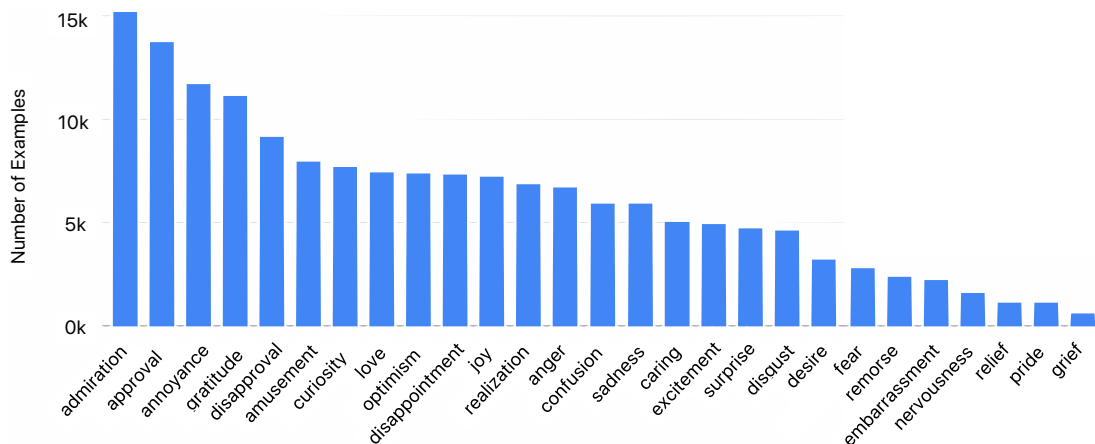
### 4.2.3 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Ένας βασικός στόχος κατά την κατασκευή του συνόλου ήταν η χρησιμοποίηση του ελάχιστου αριθμού διαφορετικών συναισθημάτων. Αν και ο αρχικός αριθμός των συναισθημάτων ήταν 56, εντούτοις πολλά απ' αυτά είτε είχαν ομοιότητα με άλλα συναισθήματα, είτε είχαν επιλεγεί ελάχιστες φορές, είτε ήταν δύσκολο να εντοπιστούν σ' ένα κείμενο. Ο συγκεκρισμός αυτών των παραγόντων κατέληξε στις προαναφερθείσες 27 κατηγορίες (Demszky et al., 2020a).

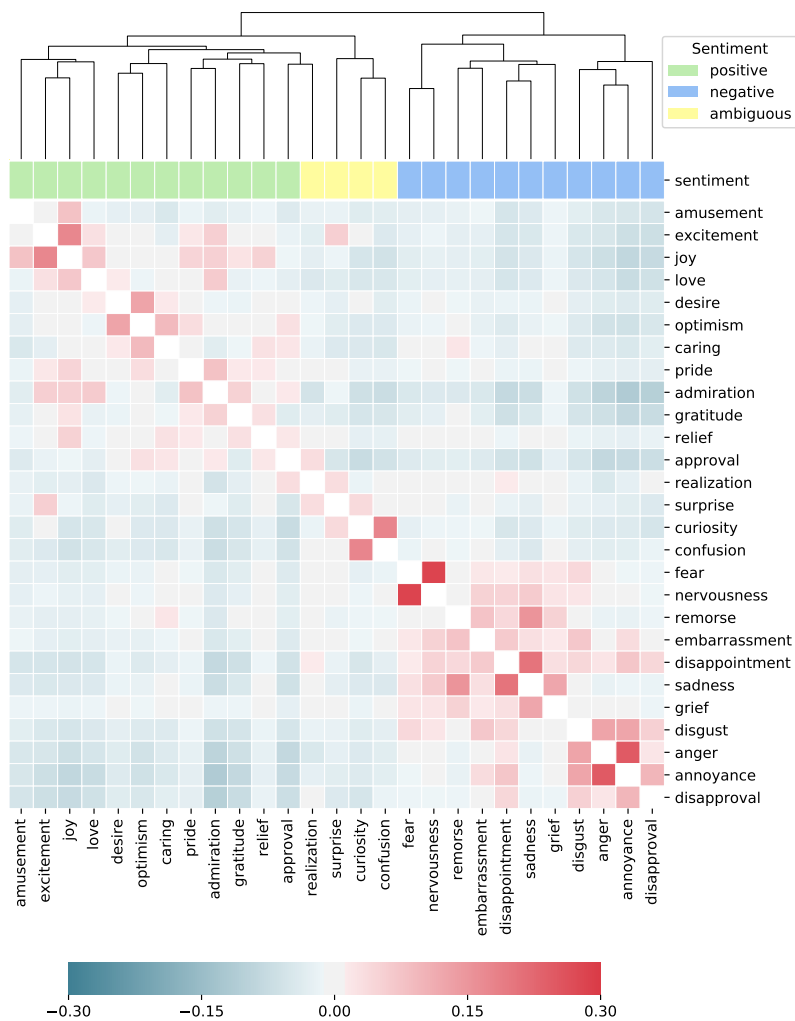
Ένας άλλος στόχος ήταν τα συναισθήματα να έχουν την ελάχιστη δυνατή επικάλυψη μεταξύ τους με την έννοια ένα σχόλιο να μην περιέχει διαφορετικά συναισθήματα. Πράγματι επιτεύχθηκε κάτι τέτοιο, αφού το 83% των στοιχείων του συνόλου είναι κατανεμημένο σε μία μόνο κατηγορία, το 15% ανήκει σε δύο κατηγορίες, ενώ το υπόλοιπο 3% εντάσσεται σε τουλάχιστον τρεις κατηγορίες (Demszky et al., 2020b).

Αξίζει να επισημανθεί ωστόσο ότι η κατανομή των στοιχείων του συνόλου στις 27 κατηγορίες δεν είναι ομοιόμορφη. Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.3 τα θετικά σχόλια υπερτερούν σε πληθικότητα από τα αρνητικά και τα διαφορούμενα σχόλια. Πρόκειται δηλαδή για ένα μη – ισορροπημένο σύνολο (Demszky et al., 2020a).

Τα συναισθήματα συσχετίζονται μεταξύ τους με την έννοια ότι αν ένας χρήστης ταξινομήσει κάποιον




Σχήμα 4.3: Αριθμός σχολίων του GoEmotions ανά συναισθηματική κατηγορία (Demszky et al., 2020a)



Σχήμα 4.4: Συσχετίσεις των συναισθημάτων του GoEmotions (Demszky et al., 2020a)



σχόλιο σε κάποια κατηγορία, τότε είναι πιο πιθανό ένας άλλος χρηστής να ταξινομήσει το ίδιο σχόλιο σε κάποιο κοντινό συναίσθημα. Εν γένει, συναισθήματα που ανήκουν στην ίδια γενικότερη κατηγορία (θετικά, αρνητικά, διαφορούμενα) έχουν φυσικά μεγαλύτερη συσχέτιση, σε σχέση με συναισθήματα που ανήκουν σε διαφορετικές γενικές κατηγορίες. Το γεγονός αυτό αποτυπώνεται και στο [Σχήμα 4.4](#), όπου συγκρίνονται ταξινομήσεις των μελών της ομάδας επιμέλειας του GoEmotions. Στη διαγώνιο του πίνακα οι συσχετίσεις είναι μεγαλύτερες, αφού συγκρίνουν συναισθήματα ίδιου τύπου (π.χ. annoyance – anger, joy – excitement, nervousness – fear, sadness – grief). Φαίνεται επίσης ότι τα διαφορούμενα συναισθήματα συσχετίζονται περισσότερο με τα θετικά (Demszky et al., 2020a).

Εν τέλει στο  υπάρχει το αποθετήριο του τελικού συνόλου χωρισμένο a priori στο σύνολο εκπαίδευσης (training dataset), στο σύνολο επικύρωσης (validation dataset) και στο σύνολο ελέγχου (test dataset). Καθένα από αυτά έχει τα ακόλουθα πεδία:

- *text*, με το κείμενο του σχολίου.
- *id*, με το μοναδικό αναγνωριστικό του σχολίου.
- *author*, με το όνομα χρήστη που έγραψε το σχόλιο.
- *subreddit*, με το όνομα του subreddit που ανήκει το σχόλιο.
- *link\_id*, με το αναγνωριστικό του ποστ που ανήκει.
- *parent\_id*, με το αναγνωριστικό του σχολίου στο οποίο απαντά το τρέχον σχόλιο.
- *created\_utc*, με τη χρονική στιγμή που γράφτηκε το σχόλιο.
- *rater\_id*, με το αναγνωριστικό του ατόμου που έκανε την ταξινόμηση σε συναισθήματα.
- *example\_very\_unclear*, με δυαδική ένδειξη αν πρόκειται για σχόλιο ασαφές και δύσκολο να κατηγοριοποιηθεί.
- *ξεχωριστικές στίλες για τα διαφορετικά συναισθήματα συν το ουδέτερο*, με δυαδική ένδειξη αν το σχόλιο ανήκει σε κάποια απ' αυτές ή όχι.

### 4.3 Προεπεξεργασία του GoEmotions

Προτού προχωρήσουμε με το σχεδιασμό και την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, χρειάζεται μια στοιχειώδης προεπεξεργασία του GoEmotions, για να καταστήσουμε πιο εύκολη την μάθηση.

Προκαταβολικά σημειώνουμε ότι το GoEmotions εξ' ορισμού δεν χειρίζεται με κάποιον τρόπο την πληροφορία που προσφέρει ένα emoji. Η πληροφορία αυτή μπορεί ωστόσο είτε ν' αντιπροσωπεύει κάποιο

συναίσθημα είτε να είναι ένα ισοδύναμο μιας λέξης υπό τη μορφή ενός εικονιδίου. Στην προεπεξεργασία αυτής της ενότητας θα προσπαθήσουμε να την ενσωματώσουμε στην ανάλυσή μας.

Εν γένει, η επεξεργασία του συνόλου γίνεται σε τρία αναλυτικά βήματα που ακολουθούν.

### 4.3.1 Απομάκρυνση περιττής πληροφορίας

Το πρώτο βήμα είναι η απομάκρυνση της περιττής πληροφορίας που περιλαμβάνεται στο σύνολο. Από την καταγραφή των πεδίων στην [Υποενότητα 4.2.3](#) είναι εύλογο να θεωρήσουμε πως η συμπερίληψη των μεταδεδομένων δεν προσφέρει χρήσιμη γνώση. Έτσι κρατάμε τα απολύτως αναγκαία, δηλαδή το κείμενο του σχολίου και τις  $27 + 1$  κατηγορίες.

Έπειτα, προκειμένου να κατασκευάσουμε το συναισθηματικό προφίλ ενός ατόμου, επιλέγουμε να εργαζόμαστε με τις πιο ευρείες κατηγορίες, το θετικό και το αρνητικό συναίσθημα και φυσικά την ουδέτερη στάση. Έτσι, δημιουργούμε τα αντίστοιχα πεδία στο σύνολο δεδομένων και κατηγοριοποιούμε κάθε κείμενο με δυαδική αναπαράσταση στις πιο ευρείες κατηγορίες με βάση την αντιστοίχιση που περιγράφεται στο [Σχήμα 4.2](#). Τονίζεται ότι αγνοούμε το διαφορούμενο συναίσθημα λόγω της μεγαλύτερης συσχέτισης που έχει με το θετικό συναίσθημα.

Σημαντικό τέλος είναι η επισήμανση πως στο σύνολο δεδομένων υπάρχει η πιθανότητα ένα κείμενο να είναι και θετικό – αρνητικό λόγω αντιφάσεων, ή θετικό – ουδέτερο ή αρνητικό – ουδέτερο ταυτόχρονα.

Ένα σχετικό παράδειγμα φαίνεται στο [Σχήμα 4.5](#).

The figure consists of three vertically stacked examples. Each example features a circular profile icon of a person with glasses on the left, a light blue rounded rectangular text bubble in the middle, and sentiment labels with emojis on the right.

- Example 1:** Profile icon of a person with glasses. Text bubble: "I'm not sure if I want to go to the party tonight." Sentiment labels: "negative" with a sad face emoji and "neutral" with a neutral face emoji.
- Example 2:** Profile icon of a person with glasses. Text bubble: "I love Peter, but I admit he's such a wet blanket sometimes!" Sentiment labels: "positive" with a happy face emoji and "negative" with a sad face emoji.
- Example 3:** Profile icon of a person with glasses. Text bubble: "I'm excited to start my new job, but I know it's going to be a lot of work." Sentiment labels: "positive" with a happy face emoji and "neutral" with a neutral face emoji.

**Σχήμα 4.5:** Κείμενα που είναι αρνητικά – ουδέτερα, θετικά – αρνητικά και θετικά – ουδέτερα

Τέτοιου είδους κείμενα απομακρύνθηκαν επίσης, οπότε έχουμε ένα πρόβλημα **ταξινόμησης με πολλαπλές κλάσεις (multi-class classification)**.

### 4.3.2 Επέκταση του συνόλου

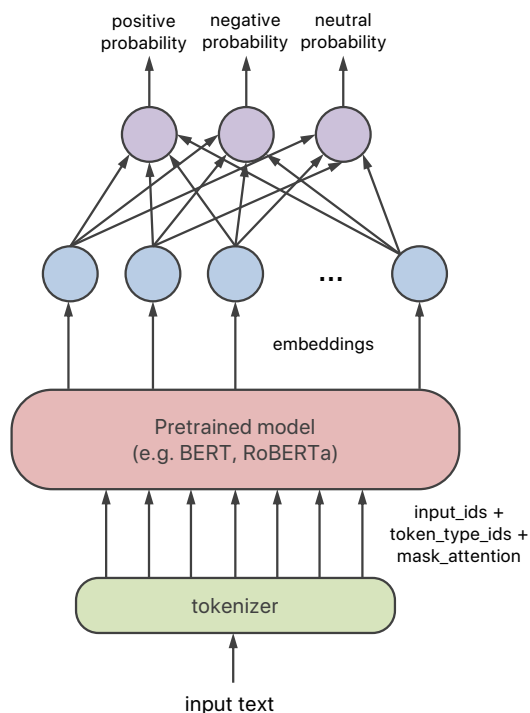
Το δεύτερο βήμα αφορά την επέκταση του συνόλου εκπαίδευσης με την προσθήκη κάποιων επιπρόσθετων δειγμάτων. Ο δημιουργός της παρούσας διπλωματικής συγκέντρωσε περίπου 600 δείγματα προτάσεων, εκ των οποίων το 48% είναι θετικού συναισθήματος, το 42% είναι αρνητικού συναισθήματος και το υπόλοιπο 10% είναι ουδέτερες. Τα δείγματα αυτά έχουν το χαρακτηριστικό ότι σχετίζονται περισσότερο τη σχολική κοινότητα και τις ανησυχίες των μαθητών και διαθέτουν emoji, για να αποτυπώσουν κάποιο συναίσθημα. Τονίζεται ότι τα δείγματα είτε συνιστούν έμπνευση του συγγραφέα της εργασίας αυτής είτε παράχθηκαν με χρήση του Bing Chat. Η κατηγοριοποίησή τους έγινε επίσης από τον συγγραφέα της διπλωματικής.

Σημείωση: Η προσθήκη των δειγμάτων αυτών αφορά μόνο το σύνολο εκπαίδευσης του GoEmotions.

### 4.3.3 Επεξεργασία του κειμένου

Το τρίτο βήμα αφορά το πεδίο *text*, δηλαδή την επεξεργασία του κειμένου των σχολίων. Προβαίνουμε στα παρακάτω διαδοχικά με τη σειρά:

- απομακρύνουμε τα ειδικά tokens [NAME] και [RELIGION].
- αντικαθιστούμε τους διαφορετικούς τύπους εισαγωγικών και αποστρόφων, όπως ' ' \ " " με ' '. Αυτό γίνεται τόσο για λόγους ομοιογένειας όσο και για λόγους εύκολης διαχείρισης στην υλοποίηση.
- μετατρέπουμε όλους τους αλφαβητικούς χαρακτήρες σε μικρά,
- αντικαθιστούμε συμβολοσειρές χαχανιών με κανονική έκφραση (ha)\*μ' ένα ίδιο token, το "laugh".
- επεκτείνουμε (νεανικές κυρίως) συντομογραφίες που χρησιμοποιούνται στις πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης, όπως για παράδειγμα το "omg" που επεκτείνεται σε "oh my god". Έγινε μια προσπάθεια να συγκεντρωθούν αρκετές απ' αυτές σ' ένα αρχείο κειμένου, ωστόσο η λίστα δεν είναι εξαντλητική, ενώ σίγουρα υπάρχουν μη προβλέψιμα λεκτικά, συντομογραφίες και inside jokes που ισχύουν μόνο σε ιδιωτικές συζητήσεις.
- επεκτείνουμε συντομεύσεις τύπων στην κανονική τους μορφή, όπως για παράδειγμα το "I'd" γίνεται "I would" ή "I had", το "ain't" γίνεται "am not", ή "are not", ή "is not", ή "has not", ή "have not".
- απομακρύνουμε μη λατινικούς χαρακτήρες, εκτός των emoji, του κενού και του "-" που είναι ενωτικό λέξεων.



Σχήμα 4.6: Νευρωνικό δίκτυο με προεκπαιδευμένο μοντέλο για την παραγωγή των embeddings, το οποίο προσαρμόζεται σ' ένα πρόβλημα ταξινόμησης συναισθήματος

## 4.4 Κατασκευή του Νευρωνικού Δικτύου

Το νευρωνικό δίκτυο που θέλουμε να κατασκευάσουμε λαμβάνει ως είσοδο μια συμβολοσειρά και επιστρέφει για κάθε κατηγορία συναισθήματος (θετικό, αρνητικό, ουδέτερο) μια πιθανότητα ν' ανήκει σ' αυτή.

Κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μπορούμε να πετύχουμε καλύτερα αποτελέσματα επιστρατεύοντας βαθιά μάθηση, δηλαδή να χρησιμοποιήσουμε πολλά επίπεδα νευρώνων. Ωστόσο, υπάρχει το πρόβλημα ότι ένα βαθύ δίκτυο χρειάζεται ένα τεράστιο όγκο δεδομένων, για να εκπαιδευτεί σωστά, το οποίο εμείς δε διαθέτουμε. Επιπλέον, η βαθιά μάθηση συνδράμει στην εκμάθηση πιο γενικών χαρακτηριστικών από τα δεδομένα που έχουν οριζόντια εφαρμογή σε πολλές διαφορετικές περιπτώσεις προβλημάτων.

Στο δεδομένο πρόβλημα, τα γενικά χαρακτηριστικά που ανακαλύπτει η βαθιά μάθηση είναι η αναγνώριση οντοτήτων και η κατανόηση εννοιών της γλώσσας μέσω εξέτασης των συμφραζομένων των προτάσεων. Αυτό θα βοηθήσει στην παραγωγή embeddings, η γνώση των οποίων προσαρμόζεται στο τρέχον πρόβλημα της ταξινόμησης μέσω ενός τελικού επιπέδου νευρώνων που εμείς ορίζουμε. Η εκπαίδευση έτσι οδηγεί σε μια μικρή αλλαγή των βαρών του προεκπαιδευμένου μοντέλου, αφού η γνώση της γλώσσας δεν αλλάζει σημαντικά, και στη μεγαλύτερη προσαρμογή των βαρών του τελευταίου επιπέ-

δου που μετουσιώνει το πρόβλημά μας. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται **μεταφορά μάθησης (transfer learning)**, ενώ η προσαρμογή του προεκπαιδευμένου μοντέλου σ' ένα δεδομένο πρόβλημα ονομάζεται **ακριβής προσαρμογή (fine tuning)**.

Εποπτικά η δομή του νευρωνικού που μόλις περιγράφηκε φαίνεται στο [Σχήμα 4.6](#). Εν προκειμένω θα χρησιμοποιήσουμε το προεκπαιδευμένο μοντέλο **twitter-roberta-base-emotion-multilabel-latest**. Πρόκειται για μοντέλο με τη βασική δομή του RoBERTa, αλλά με επιπρόσθετη εκπαίδευση σε 124 εκατομμύρια tweets ([Loureiro et al., 2022](#)). Η επιλογή του μοντέλου αυτού έγινε για τρεις βασικούς λόγους:

1. προσανατολίζεται στη λογική της διαρκούς ενημέρωσης και επικαιροποίησης της γνώσης ανά τακτά χρονικά διαστήματα. Το bert-base-uncased, το roberta-base, το BERTweet εκπαιδεύτηκαν άπαξ, ενώ το twitter-roberta-base-emotion εμφανίζεται σε διαφορετικές χρονικές εκδοχές. Έτσι, έχει καλύτερες προοπτικές γενίκευσης και είναι επικαιροποιημένο.
2. είναι πιο ειδικού ενδιαφέροντος, αφού προσανατολίζεται περισσότερο στα social media και ο διαδικτυακός λόγος (emojis, συντομεύσεις κ.ά.) αποτελεί και τον τομέα ενδιαφέροντος της παρούσας διπλωματικής.
3. φαίνεται να εμφανίζει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με άλλα μοντέλα, όπως roberta-base, BERTweet κ.ά. ([Loureiro et al., 2022](#)).

Η χρονική έκδοση του twitter-roberta-base-sentiment που χρησιμοποιούμε είναι η τελευταία για μια επιπρόσθετη χρονική επεξεργασία tweets στην περίοδο 2019-2022 ([Loureiro et al., 2022](#)).

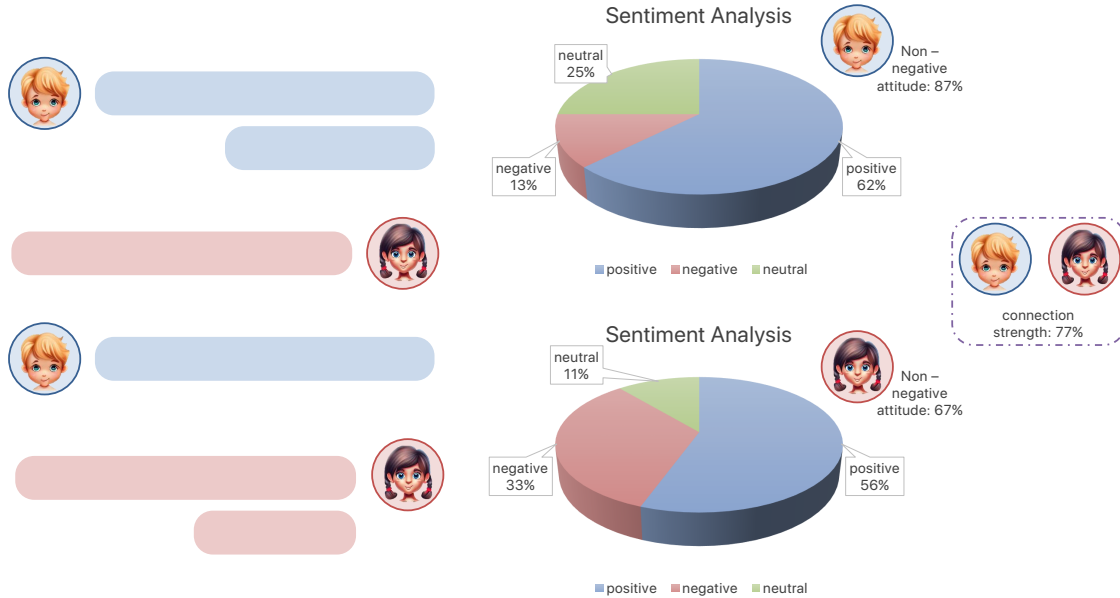
## 4.5 Δημιουργία Συναισθηματικού Προφίλ & Υπολογισμός Πιθανότητας Σύνδεσης

Το συναισθηματικό προφίλ ενός ατόμου αφορά μια **ανάλυση συναισθήματος (sentiment analysis)** που εκφράζει το άτομο σε μια συνομιλία που συμμετέχει.

Για τη δημιουργία του προφίλ αυτού, αξιοποιούμε το νευρωνικό που περιγράφηκε στην [Ενότητα 4.4](#). Έστω ένας χρήστης της συνομιλίας. Τότε περιγραφικά έχουμε τα εξής δύο βήματα:

- κάθε κομμάτι κειμένου που γράφει, υποβάλλεται στο νευρωνικό και εντάσσεται στην κατηγορία συναισθημάτων με το μεγαλύτερο ποσοστιαίο σκορ.
- υπολογίζουμε την ποσοστιαία συχνότητα εμφάνισης κάθε κατηγορίας στο δειγματικό χώρο των κειμένων που έχει γράψει.

Τέλος, το ποσοστό μη - αρνητικής συμμετοχής στη συνομιλία του κάθε ατόμου δείχνει τη θετική στάση του ατόμου. Ο αριθμητικός μέσος όρος για τα δύο άτομα δείχνει την ένταση εμπλοκής τους ως πιθανότητα.



**Σχήμα 4.7:** Επεξεργασία μιας συνομιλίας από νευρωνικό δίκτυο για τη δημιουργία συναισθηματικού προφίλ και την εκτίμηση της έντασης της μεταξύ τους σχέσης

Στο **Σχήμα 4.7** παρουσιάζει ένα συνολικό παράδειγμα μιας συζήτησης ανάμεσα σε δύο άτομα. Το αγόρι είναι 62% θετικός και 25% ουδέτερος στη συζήτηση, οπότε έχουμε συνολικά θετική στάση  $62\% + 25\% = 87\%$ . Η κοπέλα είναι 56% θετική και 11% ουδέτερη, οπότε η θετική της στάση στη συνομιλία είναι  $56\% + 11\% = 67\%$ . Συνεπώς, η ένταση της μεταξύ τους σχέσης είναι  $\frac{0.87+0.67}{2} = 0.77$ , δηλαδή 77%.

Τονίζεται ότι η ουδέτερη στάση εκλαμβάνεται ως θετική, διότι ενθαρρύνεται η αλληλεπίδραση και η επικοινωνία μεταξύ των ατόμων.

## 4.6 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

Το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί την καρδιά όλης της παραπάνω διαδικασίας, γι' αυτό και η αξιολόγηση αφορά αυτό. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιούμε τις ακόλουθες παραμέτρους:

- μέγεθος ενός *batch*:  $\text{batch size} = 16$ .
- ρυθμό μάθησης:  $\text{learning rate} = 10^{-5}$ .

- το ποσοστό βαρών που αγνοούμε στο τελικό επίπεδο εξόδου: dropout = 0.4.
- αριθμός εποχών: epochs = 4.
- συνάρτηση απωλειών: loss function = binary cross entropy.

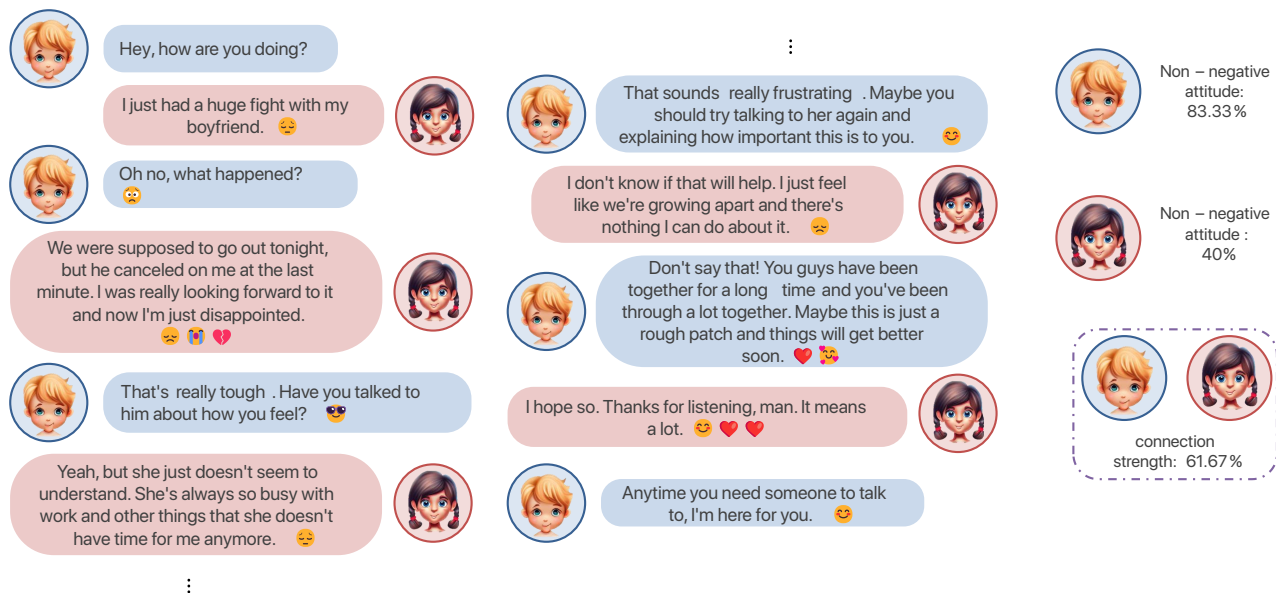
Η εκπαίδευση έγινε με τυχαίο ανακάτεμα του συνόλου εκπαίδευσης θεωρώντας seed = 0. Στο Σχήμα 4.8 φαίνονται τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης. Τονίζεται ότι χρησιμοποιήθηκαν 4 εποχές, διότι διαφορετικά το μοντέλο οδηγείται σε overfitting. Αυτό φαίνεται απ' το γεγονός πως το F1 macro αυξάνεται αρκετά στο σύνολο εκπαίδευσης, ενώ στο σύνολο επικύρωσης αυξάνεται ελάχιστα, ενώ το loss αυξάνεται.

twitter-roberta-base-emotion-multilabel-latest		
epoch	train set	validation set
1	loss: 0.015 F1 score (macro): 0.692	loss: 0.015 F1 score (macro): 0.696
2	loss: 0.013 F1 score (macro): 0.750	loss: 0.014 F1 score (macro): 0.707
3	loss: 0.012 F1 score (macro): 0.796	loss: 0.015 F1 score (macro): 0.722
4	loss: 0.010 F1 score (macro): 0.840	loss: 0.017 F1 score (macro): 0.728
test set	F1 score ("positive"): 0.8466 F1 score ("negative"): 0.7009 F1 score("neutral"): 0.6671	F1 score (macro): 0.7382

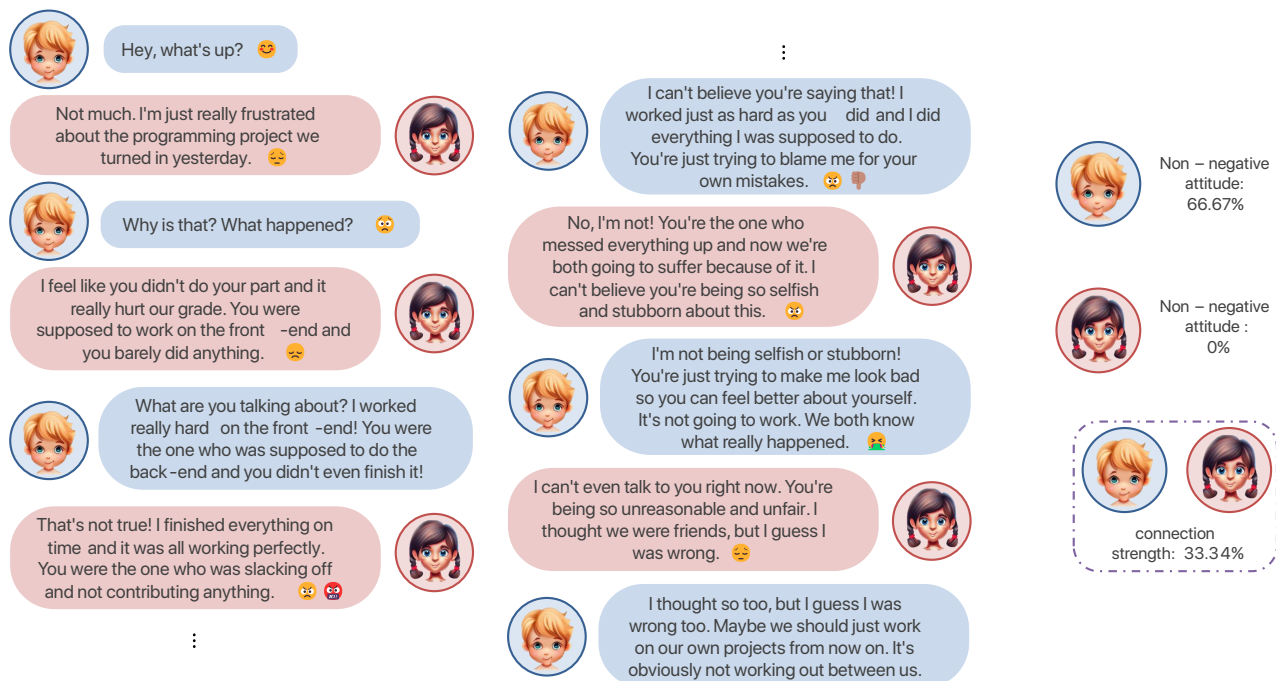
Σχήμα 4.8: Αποτελέσματα εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου

Βλέπουμε ότι επιτυγχάνεται F1 score (macro) περίπου ίσο με 74% στο σύνολο ελέγχου. Το αποτέλεσμα είναι αρκετά ικανοποιητικό, αν αναλογιστούμε πως πρόκειται για ένα δύσκολο σύνολο δεδομένων, του οποίου μάλιστα η εκπαίδευση με BERT στο σχετικό paper οδηγούσε λίγο πιο κάτω από αυτή την τιμή.

Στη συνέχεια παραθέτουμε δύο παραδείγματα διαλόγων, ενός θετικού και ενός αρνητικού, για να φανεί η λειτουργία όλου του μοντέλου. Στο Σχήμα 4.9 παρουσιάζεται η ανάλυση δύο διαλόγων. Βλέπουμε πως το μοντέλο μπορεί να χειριστεί και emojis, τα οποία είναι χρήσιμα καθ' ότι αποτυπώνουν μια συναισθηματική κατάσταση. Ο διάλογος στο Σχήμα 4.9i είναι θετικός συνολικά, αφού κατά βάση το κορίτσι περιγράφει μια αρνητική προσωπική κατάσταση στην οποία βρίσκεται, ενώ το αγόρι θετικό βοηθώντας στη ψυχολογική της ανάταση. Τα μηνύματα είναι μικτά, αλλά τα περισσότερα έχουν θετικό χαρακτήρα. Ο διάλογος στο Σχήμα 4.9ii είναι αρνητικός συνολικά, αφού οι μαθητές συγκρούονται για την έκβαση ενός ομαδικού πρότζεκτ που είχαν αναλάβει. Τα μηνύματα είναι συντριπτικά αρνητικά, οπότε και ο διάλογος οδεύει προς την ίδια κατεύθυνση.



(i) Απλός διάλογος μεταξύ δύο μαθητών με θετικό αποτύπωμα



(ii) Απλός διάλογος μεταξύ δύο μαθητών με αρνητικό αποτύπωμα

Σχήμα 4.9: Τυχαίοι διάλογοι μεταξύ δύο μαθητών (Microsoft, 2023)



# Συμπεράσματα & Μελλοντική

## Δουλειά

Στην παρούσα διπλωματική εργασία καταβλήθηκε προσπάθεια να μοντελοποιηθεί ο μηχανισμός αλληλεπίδρασης των μαθητών σ' ένα σχολικό κοινωνικό δίκτυο που αναπαρίσταται γραφικά μ' ένα γράφο αλληλεπίδρασης.

Η κατασκευή του προαναφερθέντος γράφου θεωρήθηκε ότι βασίζεται κατά κύριο λόγο στην πιο άμεση πηγή γνώσης για ένα δίκτυο, δηλαδή τη συμπλήρωση ερωτηματολογίων από τα μέλη του. Ο αλγόριθμος που σχεδιάστηκε για να προσομοιώσει τα πορίσματα ενός ερωτηματολογίου που απεικονίζονται στο γράφο προτίμησης θεωρείται επαρκής δίχως να χρήζει ανάγκης περαιτέρω επεξεργασίας. Εξάλλου έγινε επικουρικά, προκειμένου να υποστηρίξει την κατασκευή του γράφου αλληλεπίδρασης. Ο τελευταίος σχεδιάστηκε σε μια απλουστευμένη εκδοχή, σύμφωνα με την οποία δυνατότητα αλληλεπίδρασης έχουν οι μαθητές με βάση την προτίμησή τους. Αυτό τηρείται πιστά σε κάθε χρονική στιγμή δημιουργώντας ανεξάρτητα στιγμιότυπα γράφων μεταξύ τους. Ωστόσο, μια ενδιαφέρουσα μετεξέλιξη αυτού είναι η προσθήκη μιας χρονικής εξάρτησης τέτοια, ώστε να αποφευχθεί η αλληλεπίδραση των ίδιων ατόμων σε μια συνεχόμενη εναλλαγή στιγμιότυπων. Επιπλέον, μια χρήσιμη διαφοροποίηση αποτελεί η εκ νέου εκμαίευση επικαιροποιημένης πληροφορίας για τις προτιμήσεις των μαθητών. Οι προτάσεις αυτές ευνοούν τον εμπλουτισμό του γράφου αλληλεπίδρασης με μια πινελιά κινητικότητας που υπάρχει στα πραγματικά δίκτυα.

Όσον αφορά την έμμεση άντληση πληροφορίας από συνομιλίας σε κοινωνικά δίκτυα, το μοντέλο που σχεδιάστηκε είναι αρκούντως ικανοποιητικό για την ποσοτικοποίηση του θετικού ή αρνητικού κλίματος που υπάρχει σε μια συνομιλία πετυχαίνοντας F1 score 74% καταφέροντας να καταλάβει ακόμα και emojis. Η πρόκληση είναι η κατασκευή ενός νέου συνόλου δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου και όχι μόνο από το Reddit, έτσι ώστε να είναι πλουραλιστικό αντλώντας περιεχόμενο από περισσότερες πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης (ακόμα και gaming) που συχνάζουν οι εφηβικές

ηλικιακές κατηγορίες που μελετάμε. Τα κείμενα που αντλούμε καλό θα είναι να περιέχουν περισσότερη νεανική χρήση της γλώσσας, ενώ η ερμηνεία των emoji πρέπει να ενταθεί περαιτέρω, δεδομένου ότι μπορούν να χρησιμεύουν τόσο στην κατανόηση του κειμένου, αφού έχουν αντικαταστήσει κάποια λέξη όσο και στην εκδήλωση συναισθήματος.

## Παράρτημα Α

# Υλοποίηση Μέρους Ι σε Python

Ο κώδικας του παραρτήματος βρίσκεται στο [GitHub/alexandrosst/Diploma-Thesis](#).

### Απαιτούμενα πακέτα

```
import networkx as nx
import numpy as np
from collections import Counter
import random
```

### Γράφος Προτίμησης (Preference Graph)

#### Αλγόριθμος 2: Κατασκευή γράφου προτίμησης

```
def createPreferenceGraph(n, maxPreferencesPerCategory) :
    """creates a Preference Graph for students' preferences (opinions & thoughts)

    Parameters
    -----
    n : int
        Number of students in a class
    maxPreferencesPerCategory : int
        maximum possible number of edges (student's thoughts) per opinion item
```

```

Raises
-----
ValueError
    If n is less than 3 or if maxPreferencesPerCategory is not between 1 and n-2.

Returns
-----
MultiDiGraph object
    a directed graph object with allowance of multiple edges between a pair of nodes
    """

if n < 3 :
    raise ValueError("n must be ≥ 3.")
if maxPreferencesPerCategory < 1 or maxPreferencesPerCategory > n-2 :
    raise ValueError(f"maxPreferencesPerCategory must be 1 ≤ maxPreferencesPerCategory ≤ {n-2}")

# opinion for socialization : items 0, 4
# opinion for collaboration : items 1, 5
# thought for perception of socialization : items 2, 6
# thought for perception of collaboration : items 3, 7
opinions = ["prefers to socialize with", # item = 0
            "prefers to collaborate with", # item = 1
            "perceives that the node ? prefers to socialize with him", # item = 2
            "perceives that the node ? prefers to collaborate with him", # item = 3
            "avoids socializing with", # item = 4
            "avoids collaborating with", # item = 5
            "perceives that the node ? avoids socializing with him", # item = 6
            "perceives that the node ? avoids collaborating with him"] # item = 7

def editString(s, node1, node2) :
    if "?" in s :
        return f"node {node1} {str(node2).join(s.split('?'))}"
    else :
        return f"node {node1} {s} node {node2}"

# MultiDiGraph: many directed edges between a pair of nodes
G = nx.MultiDiGraph()
G.add_nodes_from(range(n))

for node in G.nodes() :
```

```

# neglect current node from target nodes
nodes = list(filter(lambda element : element != node, G.nodes()))
# find number of outgoing edges for each weight item
numberOfChoices = []
while True:
    numberOfChoices = np.random.choice(range(1, maxPreferencesPerCategory+1), size=8)
    # each weight item has a conflicting item (preference vs avoidance)
    # each conflicting pair of weight items must have at most n-1 edges in total
    if numberOfChoices[0] + numberOfChoices[4] <= n - 1 and \
        numberOfChoices[1] + numberOfChoices[5] <= n - 1 and \
        numberOfChoices[2] + numberOfChoices[6] <= n - 1 and \
        numberOfChoices[3] + numberOfChoices[7] <= n - 1 :
        break
# find nodes (peers) for weight items 0, 1, 2, 3
peersA, peersB, peersC, peersD = \
    np.random.choice(nodes, size=numberOfChoices[0], replace=False), \
    np.random.choice(nodes, size=numberOfChoices[1], replace=False), \
    np.random.choice(nodes, size=numberOfChoices[2], replace=False), \
    np.random.choice(nodes, size=numberOfChoices[3], replace=False)

# find nodes (peers) for weight items 4, 5, 6, 7
# !! neglect nodes already chosen in items 0, 1, 2, 3 respectively (preference vs avoidance) !!
peersE, peersF, peersG, peersH = \
    np.random.choice(list(set(nodes)-set(peersA)), size=numberOfChoices[4], replace=False), \
    np.random.choice(list(set(nodes)-set(peersB)), size=numberOfChoices[5], replace=False), \
    np.random.choice(list(set(nodes)-set(peersC)), size=numberOfChoices[6],
        ↪ replace=False), \
    np.random.choice(list(set(nodes)-set(peersD)), size=numberOfChoices[7],
        ↪ replace=False)

# add edges in preferenceGraph with a weight item and weight item index
weightIndex = 0
for peers in [peersA, peersB, peersC, peersD, peersE, peersF, peersG, peersH] :
    for peer in peers :
        G.add_edge(int(node), int(peer), opinion=editString(opinions[weightIndex], node, peer),
            ↪ opinionItem=weightIndex)
        weightIndex += 1

return G

```

## Γράφος Αλληλεπίδρασης

### Αλγόριθμος 3: Αντιστοίχιση μιας γνώμης/σκέψης σε πιθανότητα σύνδεσης

```
def calculateProb(item) :
    # preference
    if item == 0 or item == 1 :
        return 1
    # perception of preference
    elif item == 2 or item == 3 :
        return 0.7
    # avoidance
    elif item == 4 or item == 5 :
        return 0
    # perception of avoidance
    else :
        return 0.3
```

### Αλγόριθμος 4: Υπολογισμός πιθανότητας σύνδεσης μεταξύ δύο κόμβων

```
def calculateProbBetween(prefGraph, node1, node2) :
    # get weights of edges from node1 to node2
    edges_node1_to_node2 = [calculateProb(data["questionItem"]) for u, v, data in prefGraph.edges(node1,
    ↪ data=True) if v == node2]

    # get weights of edges from node2 to node1
    edges_node2_to_node1 = [calculateProb(data["questionItem"]) for u, v, data in prefGraph.edges(node2,
    ↪ data=True) if v == node1]

    if len(edges_node1_to_node2) == 0 and len(edges_node2_to_node1) == 0 :
        # no opinion/thought between node1 & node2
        return None
    elif len(edges_node1_to_node2) == 0 :
        # only node2 has opinion/thought for node1
        return np.average(edges_node2_to_node1)
    elif len(edges_node2_to_node1) == 0 :
        # only node1 has opinion/thought for node2
        return np.average(edges_node1_to_node2)
    else :
```

```
# both node1 and node2 share opinions/thoughts for each other
return np.average([np.average(edges_node1_to_node2), np.average(edges_node2_to_node1)])
```

## Αλγόριθμος 5: Εύρεση προσφιλών κόμβων για όλους τους κόμβους του γραφου

```
def findPossiblePeers(prefGraph, threshold, numNodes) :
    # dictionary {edge : probability}
    edgesProbabilities = {}
    # examine edges between nodes in Preference Graph
    # calculate probability. How strong is the connection between people?
    for node in range(numNodes) :
        for other in range(node + 1, numNodes) :
            prob = findProbBetween(prefGraph, node, other)
            if prob is not None :
                edgesProbabilities[(node, other)] = prob

    # find possible peers for a student
    # step 1: find connecting links with prob < threshold
    possiblePeers = [[] for _ in range(numNodes)]
    for edge, prob in edgesProbabilities.items() :
        if prob < threshold :
            possiblePeers[edge[0]].append(edge[1])
            possiblePeers[edge[1]].append(edge[0])

    # step 2: keep all the other nodes as possible peers to interact with
    possiblePeers = list(map(lambda item : list(set(range(numNodes)) - set(item[1] + [item[0]])),
        ↪ enumerate(possiblePeers)))

    for node, peers in enumerate(possiblePeers) :
        # dictionary for node {peer: prob between node and peer}
        d = dict()
        for peer in peers :
            try :
                d[peer] = edgesProbabilities[(min(node, peer), max(node, peer))]
            except :
                d[peer] = 1
        possiblePeers[node] = d
    return possiblePeers
```

## Αλγόριθμος 6: Κατασκευή ενός στιγμιότυπου του γράφου αλληλεπίδρασης

```
def createGraphSnapshot(numNodes, maxInteractions, possiblePeers) :
    G = nx.Graph()
    G.add_nodes_from(range(numNodes))
    nodes = list(range(numNodes))
    random.shuffle(nodes)

    for node in nodes :
        # achievablePeers: >= threshold, enough capacity, not already connected
        achievablePeers = [u for u in possiblePeers[node] if maxInteractions > G.degree(u) and u not in
            ↪ G.neighbors(node)]
        degrees = [G.degree(u) for u in achievablePeers]

        # sort achievablePeers based on their degree
        achievablePeers = [node for _, node in sorted(zip(degrees, achievablePeers))]

        # interactions are maximum 3
        # restricted further by degree of current node or number of available peers
        interactions = min(3, maxInteractions-G.degree(node), len(achievablePeers))

        if interactions == 0 :
            continue
        else :
            # get the favored, minimum-connected nodes
            peers = achievablePeers[:interactions]

            # for current node
            # find A edges, B edges, C edges
            counter = dict.fromkeys(["A", "B", "C"], 0)
            counter.update(Counter([e[2]["weight"] for e in G.edges(node, data=True)]))

            # sort A, B, C based on this counting
            # get the types of activity in shortage for current node
            weights = [key for key, value in sorted(counter.items(), key=lambda item:
            ↪ item[1])][:interactions]

            # create new edges with weights A, B, C
            for peer, weight in zip(peers, weights) :
                G.add_edge(node, peer, weight=weight)
```



```

for node in range(numNodes) :
    G.nodes[node]["A"] = None
    G.nodes[node]["B"] = None
    G.nodes[node]["C"] = None

activitiesIndex = {"A": [1, 2], "B": [3, 4], "C": [5, 6]}
edgesToRemove = []

for u, v, d in G.edges(data="weight") :
    # current edge
    # get weights of adjacent nodes for activity type d
    node1 = G.nodes[u][d]
    node2 = G.nodes[v][d]
    if node1 is None and node2 is None :
        # no activity of type d in nodes
        # assign random activity to nodes, edge
        activity = np.random.choice(activitiesIndex[d])
        G.nodes[u][d] = activity
        G.nodes[v][d] = activity
        G[u][v]["weight"] = activity
    elif node1 is not None and node2 is not None:
        # activity of type d exists in nodes
        # only if it's the same, assign the same to edge
        # else remove edge
        if node1 == node2 :
            G[u][v]["weight"] = node1
        else :
            edgesToRemove.append((u,v))
    else :
        # activity of type d only for one node
        # assign the same to other node, edge
        activity = node1 or node2
        G.nodes[u][d] = activity
        G.nodes[v][d] = activity
        G[u][v]["weight"] = activity

G.remove_edges_from(edgesToRemove)

return G

```

## Αλγόριθμος 7: Κατασκευή γράφου αλληλεπίδρασης

```
def createInteractionGraph(preferenceGraph, threshold, maxInteractions, maxTimestamp) :
    """creates an Interaction Graph for formation of groups,
       assignment of activities &
       creation of studentse interactions

    Parameters
    -----
    preferenceGraph : MultiDiGraph object
        graph of opinions & thoughts in a student community
    threshold : real
        minimum probability value for students to engage together
    maxInteractions : int
        maximum number of interactions for each node in a snapshot
    maxTimestamp : int
        maximum number of snapshots to be created

    Raises
    -----
    ValueError
        If maxInteractions is less than 3 and greater than n-1.

    Returns
    -----
    dictionary => "graph" : list of Graph objects
        (maxTimestamp + 1) undirected graph objects, independent between them
    """

    n = preferenceGraph.number_of_nodes()

    if maxInteractions <= 2 or maxInteractions >= n:
        raise ValueError(f"maxInteractions must be 3 ≤ maxInteractions ≤ {n-1}")

    interactionGraph = []

    # list of possible peers to inteact for each person
    possiblePeers = findPossiblePeers(prefGraph=preferenceGraph, threshold=threshold, numNodes=n)

    # interactions at timestamp t = 0
    # 1st step: interactions based on a scale-free network model with m=3
    interactionGraph.append(nx.barabasi_albert_graph(n=n, m=3))
```

```
# interactions at timestamps t >= 1
for time in range(1, maxTimestamp + 1) :
    # create new snapshot
    snapshot = createGraphSnapshot(numNodes=n, maxInteractions=maxInteractions,
    ↪ possiblePeers=possiblePeers)
    interactionGraph.append(snapshot)

return {"graph" : interactionGraph}
```

---

## Παράρτημα Β

# Υλοποίηση Μέρους ΙΙ σε Python

Ο κώδικας του παραρτήματος βρίσκεται στο <https://github.com/alexandrosst/Diploma-Thesis>.

### Απαιτούμενα πακέτα

```
import numpy as np
import pandas as pd
import torch
import torch.nn as nn
from transformers import AutoTokenizer, AutoModel
from sklearn import metrics

import contractions
import re
import string
import json
from collections import Counter
```

### Νευρωνικό δίκτυο με προεκπαιδευμένο μοντέλο

```
torch.manual_seed(0)

model_name = 'cardiffnlp/twitter-roberta-base-emotion-multilabel-latest'
```

```

tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(model_name)
max_len = 128
batch_size = 16
epochs = 4
learning_rate = 1e-05

class Dataset(torch.utils.data.Dataset) :
    def __init__(self, df) :
        self.text = df["text"]
        self.targets = df.iloc[:,1:].values

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

    def tokenize_text(self, text) :
        return tokenizer.encode_plus(text,
                                     add_special_tokens=True,
                                     max_length=max_len,
                                     padding="max_length",
                                     return_token_type_ids=True,
                                     return_attention_mask=True,
                                     return_tensors="pt",
                                     truncation=True)

    def __getitem__(self, index) :
        tokenized_text = self.tokenize_text(self.text[index])

        return {
            "input_ids": tokenized_text["input_ids"].flatten(),
            "attention_mask": tokenized_text["attention_mask"].flatten(),
            "token_type_ids": tokenized_text["token_type_ids"].flatten(),
            "targets": torch.FloatTensor(self.targets[index])
        }

train_df = pd.read_csv("./train.csv")
val_df = pd.read_csv("./validation.csv")
test_df = pd.read_csv("./test.csv")

train_df = train_df.dropna().reset_index(drop=True)
val_df = val_df.dropna().reset_index(drop=True)
test_df = test_df.dropna().reset_index(drop=True)

```

```

train_dataset = Dataset(train_df)
val_dataset = Dataset(val_df)
test_dataset = Dataset(test_df)

train_data_loader = torch.utils.data.DataLoader(train_dataset,
        batch_size=batch_size,
        shuffle=True,
)

val_data_loader = torch.utils.data.DataLoader(val_dataset,
        batch_size=batch_size,
        shuffle=False,
)

test_data_loader = torch.utils.data.DataLoader(test_dataset,
        batch_size=batch_size,
        shuffle=False,
)

device = torch.device('cuda') if torch.cuda.is_available() else torch.device('cpu')

class Model(torch.nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Model, self).__init__()
        self.bert_model = AutoModel.from_pretrained(model_name)
        self.dropout = torch.nn.Dropout(0.4)
        self.linear = torch.nn.Linear(768, 3) # input:embedding length (768), output:number of labels (3)

    def forward(self, input_ids, attention_mask, token_type_ids) :
        bert_output = self.bert_model(input_ids, attention_mask, token_type_ids).pooler_output
        bert_output = self.dropout(bert_output)
        final_output = self.linear(bert_output)
        return final_output

model = Model()
model.to(device)

class_weights_train = (1-train_df.iloc[:,1:].value_counts(normalize=True)).values
class_weights_train = torch.from_numpy(class_weights_train).float().to(device)

class_weights_validation = (1-val_df.iloc[:,1:].value_counts(normalize=True)).values
class_weights_validation = torch.from_numpy(class_weights_validation).float().to(device)

```

```

class_weights_test = (1-test_df.iloc[:,1:].value_counts(normalize=True)).values
class_weights_test = torch.from_numpy(class_weights_test).float().to(device)

def loss_function(output_values, target_values, weights):
    return torch.nn.BCEWithLogitsLoss(weight=weights)(output_values, target_values)

optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), learning_rate)

# function for training in an epoch
def train_for_one_epoch(model, training_loader, optimizer) :
    predictions = []
    labels = []

    model.train()
    training_loss = 0
    # loop for every batch
    for batch_data in training_loader :
        optimizer.zero_grad()
        input_ids = batch_data['input_ids'].to(device, dtype = torch.long)
        attention_mask = batch_data['attention_mask'].to(device, dtype = torch.long)
        token_type_ids = batch_data['token_type_ids'].to(device, dtype = torch.long)
        targets = batch_data['targets'].to(device, dtype = torch.float)
        # find model output
        calculated_labels = model(input_ids, attention_mask, token_type_ids)
        # find loss aka difference of output and target labels
        loss = loss_function(calculated_labels, targets, class_weights_train)

        # get target labels and predictions
        labels.extend(targets.cpu().detach().numpy().tolist())
        predictions.extend(calculated_labels.cpu().detach().numpy().tolist())

        # compute the gradient of the loss with respect to each weight
        loss.backward()

        # adjust the weights by the gradients collected in the backward pass.
        optimizer.step()

        training_loss += loss.item()

    # find loss per batch
    training_loss /= len(training_loader.dataset)

```

```

# prediction for a label is 1 if it's >= 0.5. Otherwise it's 0
predictions = np.array(predictions) >= 0.5

# find f1 score (macro)
f1_macro = metrics.f1_score(labels, predictions, average='macro')

print("\t training: " + f"loss: {training_loss:.3f}, F1 macro: {f1_macro:.3f}")

# function for validating in an epoch
def validate_for_one_epoch(model, validation_loader) :
    predictions = []
    labels = []

    model.eval()
    validation_loss = 0
    with torch.no_grad() :
        # loop for every batch
        for batch_data in validation_loader :
            input_ids = batch_data['input_ids'].to(device, dtype = torch.long)
            attention_mask = batch_data['attention_mask'].to(device, dtype = torch.long)
            token_type_ids = batch_data['token_type_ids'].to(device, dtype = torch.long)
            targets = batch_data['targets'].to(device, dtype = torch.float)

            # find model output
            calculated_labels = model(input_ids, attention_mask, token_type_ids)
            # find loss aka difference of output and target labels
            validation_loss += loss_function(calculated_labels, targets, class_weights_validation).item()

            # get target labels and predictions
            labels.extend(targets.cpu().detach().numpy().tolist())
            predictions.extend(calculated_labels.cpu().detach().numpy().tolist())

    # find loss per batch
    validation_loss /= len(validation_loader.dataset)

    # prediction for a label is 1 if it's >= 0.5. Otherwise it's 0
    predictions = np.array(predictions) >= 0.5
    f1_macro = metrics.f1_score(labels, predictions, average='macro')

    print("\t validation: " + f"loss: {validation_loss:.3f}, F1 macro: {f1_macro:.3f}")

```



```

# function for testing
def test(model, test_loader) :
    predictions = []
    labels = []

    model.eval()
    with torch.no_grad() :
        for batch_data in test_loader :
            input_ids = batch_data['input_ids'].to(device, dtype = torch.long)
            attention_mask = batch_data['attention_mask'].to(device, dtype = torch.long)
            token_type_ids = batch_data['token_type_ids'].to(device, dtype = torch.long)
            targets = batch_data['targets'].to(device, dtype = torch.float)

            # find model output
            calculated_labels = model(input_ids, attention_mask, token_type_ids)

            # get target labels and predictions
            labels.extend(targets.cpu().detach().numpy().tolist())
            predictions.extend(calculated_labels.cpu().detach().numpy().tolist())

    # prediction for a label is 1 if it's >= 0.5. Otherwise it's 0
    predictions = np.array(predictions) >= 0.5

    # find f1 scores for each class and macro
    f1_scores = metrics.f1_score(labels, predictions, average=None)
    f1_macro = metrics.f1_score(labels, predictions, average='macro')

    print("\t testing: " + f"F1 scores: {dict(zip(train_df.columns[1:].tolist(), f1_scores))}")
    print(f"\t F1 macro: {f1_macro}")

# function for training, validating for n_epochs and ultimately testing
def train_for_n_epochs(model, training_loader, validation_loader, test_loader, optimizer, n_epochs):
    for epoch in range(n_epochs) :
        print(f"epoch {epoch + 1}")
        train_for_one_epoch(model, training_loader, optimizer)
        validate_for_one_epoch(model, validation_loader)
    print()
    test(model, test_loader)
    return model

trained_model = train_for_n_epochs(model, train_data_loader, val_data_loader, test_data_loader,
    ↪ optimizer, epochs)

```

## Προεπεξεργασία για είσοδο στο νευρωνικό δίκτυο & συναισθηματική κατηγοριοποίηση κειμένου

```
def get_category(model, text) :
    punctuation_marks = string.punctuation.replace("'", "").replace("-", "")
    def remove_punctuation(text):
        return text.translate(str.maketrans(punctuation_marks, " "*len(punctuation_marks)))

    def convert_lower(text) :
        return text.lower()

    with open("./chat_words.txt", "r") as f :
        chat_words = json.load(f)
    def expand_chat_words(text) :
        return " ".join([chat_words[i] if i in chat_words else i for i in text.split()])

    def expand_contractions(text):
        return contractions.fix(text)

    def substitute_laugh(text) :
        return re.sub("ha", "laugh ", text)

    def remove_non_latin_emoji(text):
        return re.sub(r"^[^A-Za-z-
↵ '\U0001F300-\U0001F64F\U0001F680-\U0001F6FF\U0001F910-\U0001F96B\U0001F980-\U0001F9E0]", '',
↵ text)

    def preprocessing_pipeline(text) :
        text = text.replace("[NAME]", "").replace("[RELIGION]", "")
        text = remove_punctuation(text)
        text = re.sub(r'[‘’“”]', "'", text)
        text = convert_lower(text)
        text = substitute_laugh(text)
        text = expand_chat_words(text)
        text = expand_contractions(text)
        text = remove_non_latin_emoji(text)
        return text

    t = tokenizer.encode_plus(preprocessing_pipeline(text),
                             add_special_tokens=True,
                             max_length=max_len,
                             padding="max_length",
```

```

        return_token_type_ids=True,
        return_attention_mask=True,
        return_tensors="pt",
        truncation=True)

input_ids = t['input_ids'].to(device, dtype = torch.long)
attention_mask = t['attention_mask'].to(device, dtype = torch.long)
token_type_ids = t['token_type_ids'].to(device, dtype = torch.long)
calculated_labels = model(input_ids, attention_mask, token_type_ids)

results = (dict(zip(["positive", "negative",
↪ "neutral"], torch.sigmoid(calculated_labels).cpu().detach().numpy().tolist()[0])))
return max(results, key=results.get)

```

## Κατασκευή συναισθηματικού προφίλ & εκτίμηση έντασης αλληλεπίδρασης

```

def create_sentimental_profile(model, sentences_personA, sentences_personB) :
    # get sentiments for sentences for every person
    categories_personA = [get_category(model, item) for item in sentences_personA]
    categories_personB = [get_category(model, item) for item in sentences_personB]

    # find frequencies of sentiments for every person
    frequencies_personA = Counter(categories_personA)
    frequencies_personB = Counter(categories_personB)

    # find non-negative intensity for every person
    intensity_personA = (frequencies_personA["positive"] +
↪ frequencies_personA["neutral"])/len(categories_personA)
    intensity_personB = (frequencies_personB["positive"] +
↪ frequencies_personB["neutral"])/len(categories_personB)

    # find interaction intensity as arithmetic mean
    return (intensity_personA + intensity_personB)/2

```

# Βιβλιογραφία

- Réka Albert and Albert-László Barabási. Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of modern physics*, 74(1):47, 2002.
- Stephen P Borgatti, Martin G Everett, and Jeffrey C Johnson. *Analyzing social networks*. Sage, 2018.
- Blake Cook, Andre Peterson, Wessel Woldman, and John Terry. Neural field models: historical perspectives and recent advances, 03 2021.
- Dora Demszky, Dana Movshovitz-Attias, Jeongwoo Ko, Alan Cowen, Gaurav Nemade, and Sujith Ravi. Goemotions: A dataset of fine-grained emotions. <https://ai.googleblog.com/2020/08/goemotions-dataset-of-fine-grained.html>, 2020a. Accessed: 2023-07-08.
- Dorottya Demszky, Dana Movshovitz-Attias, Jeongwoo Ko, Alan Cowen, Gaurav Nemade, and Sujith Ravi. GoEmotions: A dataset of fine-grained emotions. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 4040–4054, Online, July 2020b. Association for Computational Linguistics. URL <https://aclanthology.org/2020.acl-main.372>.
- Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, Minneapolis, Minnesota, jun 2019. Association for Computational Linguistics. URL <https://aclanthology.org/N19-1423>, doi="10.18653/v1/N19-1423", pages="4171–4186.
- Frank Harary and Gopal Gupta. Dynamic graph models. *Mathematical and Computer Modelling*, 25(7): 79–87, 1997.
- Simon Haykin. *Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση*. Pearson Education, 2010.
- K. Kefalas. Neural networks. <http://kelifos.physics.auth.gr/COURSES/neural/K1.pdf>, 2019. Accessed on 3 July 2023.

Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, and Veselin Stoyanov. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692*, 2019.

Daniel Loureiro, Francesco Barbieri, Leonardo Neves, Luis Espinosa Anke, and Jose Camacho-collados. TimeLMs: Diachronic language models from Twitter. In *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations*, pages 251–260, Dublin, Ireland, May 2022. Association for Computational Linguistics. doi: 10.18653/v1/2022.acl-demo.25. URL <https://aclanthology.org/2022.acl-demo.25>.

MathWorks. Overfitting, 2022. URL <https://www.mathworks.com/discovery/overfitting.html>.

Microsoft. Bing chat, 2023. URL <https://www.microsoft.com/en-us/edge/features/bing-chat>.

OpenAI. Dall-e. <https://openai.com/dall-e/>, 2021.

Towards Data Science. Micro, macro & weighted averages of f1 score clearly explained. <https://towardsdatascience.com/micro-macro-weighted-averages-of-f1-score-clearly-explained-b603420b292f>, 2019. Accessed on July 6th, 2023.

Wikipedia. Precisionrecall, 2011. URL <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Precisionrecall.svg>.

Wikipedia. Neuron el.svg, 2023. URL [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neuron\\_el.svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neuron_el.svg). [Online; accessed 3-July-2023].

Wikipedia contributors. Social network, 2021. URL [https://en.wikipedia.org/wiki/Social\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Social_network).

Ευαγγελία Μαυρικάκη. *Biology: Basic Concepts and Principles*. Εκδόσεις Utopia, 2014.