



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Multi Criteria Graph Partitioning

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΘΕΜΕΛΗ Δ. ΓΕΩΡΓΙΟΥ



Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2023



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

Multi Criteria Graph Partitioning

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΘΕΜΕΛΗ Δ. ΓΕΩΡΓΙΟΥ

Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 15η Νοεμβρίου 2023.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

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

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

.....
Ιωάννα Ρουσάκη
Αναπληρώτρια Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2023



Copyright © – All rights reserved. Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Θεμελής Γεώργιος, 2023.

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.

Το περιεχόμενο αυτής της εργασίας δεν απηχεί απαραίτητα τις απόψεις του Τμήματος, του Επιβλέποντα, ή της επιτροπής που την ενέκρινε.

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 βάσει 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 δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής άλλης πνευματικής ιδιοκτησίας.

(Υπογραφή)

.....
Θεμελής Γεώργιος

15 Νοεμβρίου 2023

Περίληψη

Στο σύγχρονο εκπαιδευτικό τοπίο, η διατήρηση μιας θετικής ατμόσφαιρας μεταξύ των μαθητών στις τάξεις τόσο των δημοτικών σχολείων όσο και των γυμνασίων / λυκείων, αποτελεί σημαντικό παράγοντα για την καλή και παραγωγική διδασκαλία. Η παρούσα διπλωματική παρουσιάζει μια καινοτόμα προσέγγιση για την επίτευξη του παραπάνω στόχου χρησιμοποιώντας τη θεωρία γραφημάτων και των κοινωνικών δικτύων.

Πιο συγκεκριμένα με χρήση θεωρίας γραφημάτων υλοποιήσαμε ένα αλγόριθμο διαμέρισης γράφων σχεδιασμένο για τμήματα σχολείων. Σκοπός αυτής της διαμέρισης είναι να δημιουργήσουμε μικρές ομάδες που αποτελούνται από μαθητές μιας τάξης με αποτέλεσμα ο εκπαιδευτικός να μπορεί να προτείνει δραστηριότητες στην κάθε ομάδα και τα μέλη να περάσουν χρόνο μαζί με σκοπό να βελτιώσουν τις προσωπικές τους σχέσεις. Για τη δημιουργία των ομάδων λαμβάνουμε υπόψιν διάφορους παράγοντες, όπως τις προτιμήσεις των μαθητών και τα κοινωνιομετρικά τους χαρακτηριστικά.

Εκτός της θεωρητικής μελέτης, εντάξαμε τον παραπάνω αλγόριθμο στην πλατφόρμα του *emosociograms* [1], μια πλατφόρμα που γεννήθηκε στο εργαστήριό μας και βρίσκεται ήδη σε πολλά σχολεία τόσο στην Ελλάδα όσο και το εξωτερικό. Με την προσθήκη της δουλειάς μας στην εφαρμογή, δίνουμε τη δυνατότητα στους εκπαιδευτικούς να δημιουργήσουν εύκολα τις ομάδες που θέλουν λαμβάνοντας υπόψιν και τη δική μας πρόταση.

Σε μια εποχή όπου η ψυχολογική υγεία των μαθητών είναι υψίστης σημασίας, η εργασία αυτή αναδεικνύει την ανάγκη παροχής βοήθειας στους εκπαιδευτικούς για την βελτίωση των δυναμικών μεταξύ των μαθητών στα σχολεία του 21ου αιώνα. Ο στόχος μας είναι να σταθούμε αρωγός στην προσπάθεια του σχολείου να βοηθήσει τους μαθητές να βελτιωθούν τόσο σε ακαδημαϊκό όσο και σε προσωπικό επίπεδο.

Λέξεις Κλειδιά

Θεωρία γραφημάτων, Κοινωνικά δίκτυα, Συναισθηματική Νοημοσύνη, Αποδοχή, Απόρριψη, Εκπαίδευση, Διαμέριση Γράφων

Abstract

In the modern educational landscape, maintaining a positive atmosphere among school classmates can prove to be vital on ensuring an effective and productive teaching. This diploma thesis presents an innovative approach towards achieving the aforementioned target leveraging Graph theory and Social Network Analysis.

More specifically, we implemented a graph-partition algorithm by applying principles of graph theory and social network analysis. The aim of this partition is to divide a modern classroom into smaller groups so that the teacher can suggest different activities on each group and give the chance to the students get closer with the other group classmates. In order to create these groups we took under consideration information regarding the preferences that students already have, as long as their emotional profile.

Apart from the theoretic studied, we integrated this algorithm to emosociograms [1], a platform that was created from our lab and is already used in various countries across Europe. By the integration of our algorithm on this web app, teachers have the opportunity to easily create the groups that they prefer, taking under consideration our ideas as well.

In a society that psychological health of students is a matter of critical importance, our research highlights the need of providing assistance to educators on improving the social dynamics of a modern classroom. Our target is to support the effort of school helping students evolve not only academically but also on their personal social development.

Keywords

Graph Theory, Social Networks, Emotional Intelligence, Acceptance, Rejection, Education, Graph Partitioning

*Στον μικρό μου αδερφό Στέλιο,
που ξεκινάει το δικό του ταξίδι στη σχολή μας*

Ευχαριστίες

Γράφοντας αυτή την παράγραφο ανατρέχω σε τόσες μοναδικές αναμνήσεις που δημιουργήθηκαν αυτά τα χρόνια στη σχολή ΗΜΜΥ του ΕΜΠ. Από τις ανέμελες στιγμές των πρώτων ετών μέχρι και τις στιγμές άγχους και πίεσης που ήρθαν στο πέραςμα των χρόνων. Ωστόσο, σημασία έχει το ταξίδι που έκανα στα έδρανα της σχολής μαζί με τις γνώσεις που αποκόμισα αλλά και τις απίστευτες γνωριμίες που έκανα σε αυτό το διάστημα.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Συμεών Παπαβασιλείου για την επίβλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας και την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με αυτό το πολύ όμορφο και ενδιαφέρον θέμα. Έπειτα, ευχαριστώ ιδιαίτερα τον διδάκτορα της σχολής μας Τάσο Ζαφειρόπουλο και την Ελένη Φωτοπούλου για την πολύ σημαντική βοήθεια καθώς και την καθοδήγηση που μου παρείχαν.

Τέλος, θα ήθελα να πω ένα μεγάλο ευχαριστώ σε όλους τους υπέροχους φίλους που έκανα στη σχολή και ήταν μαζί μου σε όλες τις εύκολες και τις δύσκολες στιγμές. Στους δύο Χρήστους, τους δύο Δημήτρηδες, τον Βασίλη, τη Ναυσικά, τη Μαρία και πολλούς άλλους. Τους ευχαριστώ όλους που περάσαμε μαζί όλο αυτό το διάστημα και με βοήθησαν να εξελιχθώ στον άνθρωπο που είμαι σήμερα. Φυσικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά και την οικογένεια μου για την αμέριστη στήριξη που μου έδωσαν από την παιδική μου ηλικία.

Αθήνα, Οκτώβριος 2023

Θεμελής Γεώργιος

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	7
1 Εισαγωγή	15
1.1 Στόχος της Διπλωματικής Εργασίας	15
1.2 Η δική μας συνεισφορά	16
1.3 Δομή της εργασίας	16
I Θεωρητικό Μέρος	17
2 Θεωρητικό υπόβαθρο	19
2.1 Θεωρία Γράφων	19
2.1.1 Βασικοί Ορισμοί	19
2.2 Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων	21
2.2.1 Μετρικές στη Θεωρία Κοινωνικών Δικτύων	22
2.2.2 Πρόβλεψη Συνδέσμων	23
2.2.3 Άλλες Τεχνικές	24
2.3 Διαμέριση Γράφων	24
2.4 Ανίχνευση Κοινοτήτων σε Κοινωνικούς Γράφους	25
2.5 EmoSocio EI Model, ένα μοντέλο αναπαράστασης συναισθηματικής και κοινωνιομετρικής πληροφορίας	27
2.5.1 Ανάλυση Χαρακτηριστικών Συναισθηματικής Νοημοσύνης	28
2.5.2 Παρουσίαση Κοινωνιομετρικών Αποτελεσμάτων	29
2.6 Η πλατφόρμα του emosociograms	30
2.7 Περαιτέρω διερεύνηση Ψυχολογικών Χαρακτηριστικών	31
3 Ανάπτυξη Αλγορίθμου Διαμέρισης Γράφου	39
3.1 Παρουσίαση Αλγορίθμου	39
3.1.1 Συλλογή δεδομένων	40
3.1.2 Link Prediction	41
3.1.3 Σχηματισμός Ομάδων	42
3.2 Υλοποίηση Αλγορίθμου	43
3.2.1 Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων	43

3.2.2 Δημιουργία ομάδων	44
3.3 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων	46
II Πρακτικό Μέρος	51
4 Ενσωμάτωση στο EmoSociograms	53
4.1 Database Migration	53
4.2 Προσθήκη νέων endpoints και προσθήκη νέων dependencies	54
4.3 Προσθήκη νέων σελίδων στο emosociograms	54
5 Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις	59
5.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα	59
5.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	60
Βιβλιογραφία	62

Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Άμεσα κοινωνιομετρικά χαρακτηριστικά.	29
2.2	Ομαδικά κοινωνιομετρικά χαρακτηριστικά.	30
2.3	Παράδειγμα δημιουργίας νέας ομάδας.	32
2.4	Παράδειγμα ερώτησης ερωτηματολογίου.	32
2.5	Παράδειγμα αποτελεσμάτων συναισθηματικής ευφυΐας.	35
2.6	Παράδειγμα αποτελεσμάτων ομαδικών χαρακτηριστικών.	35
2.7	Παράδειγμα γράφου προτίμησης μεταξύ των μαθητών.	35
2.8	Παράδειγμα γράφου απόρριψης μεταξύ των μαθητών.	36
2.9	Παράδειγμα γράφου παρουσίασης σχέσεων που αφορούν μόνο ένα συγκεκριμένο μαθητή.	37
3.1	Αλγόριθμος διαμέρισης γράφου.	39
3.2	Παράδειγμα δεδομένων προτίμησης μεταξύ των μαθητών και συναισθηματικών χαρακτηριστικών.	41
3.3	Βήμα 2: Ανάλυση Δεδομένων.	42
3.4	Βήμα 3: Δημιουργία Ομάδων.	43
3.5	Παραγωγή των dictionaries με τα links του κάθε κριτηρίου	44
3.6	Παραγωγή του μη-κατευθυνόμενου γράφου	44
3.7	Υπολογισμός της κεντρικότητας βαθμού και δημιουργία κενών ομάδων	45
3.8	Παρουσίαση "γεμίσματος" ομάδων, πρώτα προσθέτουμε κόμβους του κριτηρίου 1, μετά μέσω του Adamic-Adar και μετά με τα άλλα 2 κριτήρια	45
3.9	Περιεχόμενο της συνάρτησης	46
3.10	αποτελέσματα μετρικών σχέσεων	47
3.11	Συγκεντρωτικά αποτελέσματα μετρικών σχέσεων	47
3.12	Εικόνα του γράφου πριν και μετά τη διαμέριση.	48
3.13	Κοινότητες που εντοπίστηκαν πριν και μετά τη διαμέριση.	49
4.1	Table group-partition	53
4.2	Flow Chart δημιουργίας ενός νέου partition.	55
4.3	Δημιουργία ενός καινούργιου tab για τις διαμερίσεις.	55
4.4	Σελίδα διαμερίσεων.	56
4.5	modal επιλογής τεστ.	56
4.6	modal προβολής διαμέρισης.	56
4.7	Προσθήκη μαθητή σε νέα ομάδα.	57
4.8	Προσθήκη ονόματος και αποθήκευση.	57

4.9	Προβολή ανανεωμένης λίστας.	58
4.10	Προβολή παλιού partition	58

Κατάλογος Εικόνων

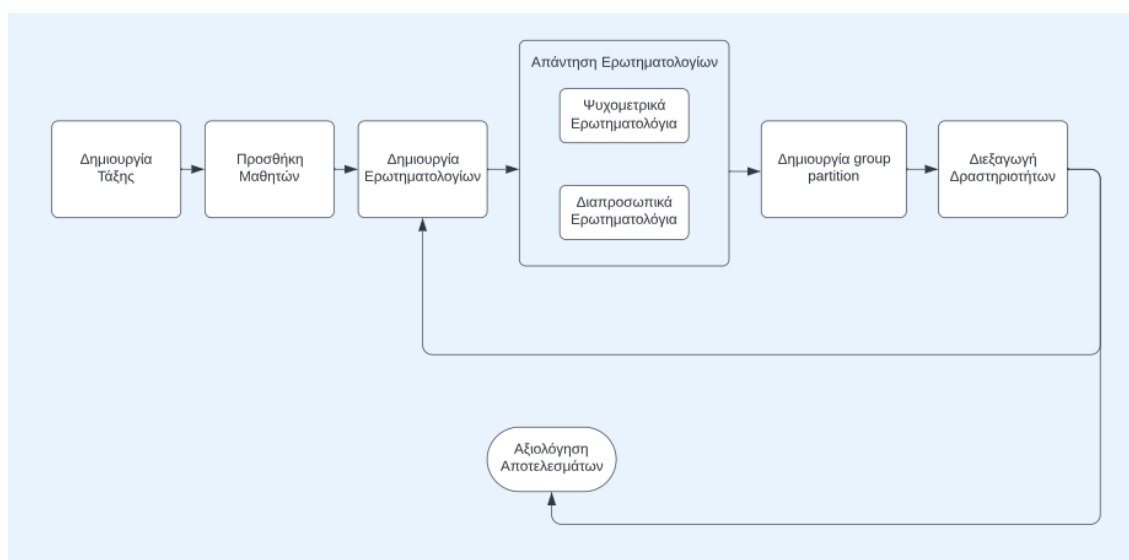
1.1	Παράδειγμα χρήσης της πλατφόρμας με την προσθήκη της διαμέρισης γράφου.	15
2.1	Παράδειγμα κατευθυνόμενου και μη κατευθυνόμενου γράφου.	20
2.2	Παράδειγμα πλήρους γράφου.	20
2.3	Erdős Number.	21
2.4	Παράδειγμα Markov Logic Network.	25
2.5	Ο αλγόριθμος Ford-Fulkerson που επιλύει το πρόβλημα μέγιστης ροής. . . .	26
2.6	Παράδειγμα τομής σε έναν μη κατευθυνόμενο γράφο με βάρη.	26
2.7	Παράδειγμα μιας weekly connected ομάδας όπου γίνεται συνεκτική με την προσθήκη ενός ακόμα κόμβου.	27
2.8	Παράδειγμα ομαδοποίησης με χρήση του αλγορίθμου Leiden	28
2.9	Σύγκριση των κοινοτήτων που δημιουργούνται με τους αλγορίθμους lounain και Leiden.	29
2.10	Emosociograms EI Models	30
2.11	Προσωπικά ψυχολογικά χαρακτηριστικά.	33
2.12	Διαπροσωπικά ψυχολογικά χαρακτηριστικά.	34

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Στόχος της Διπλωματικής Εργασίας

Η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία έχει ως στόχο αρχικά τη μελέτη των ανθρώπινων σχέσεων στα πλαίσια της σχολικής ζωής από την παιδική έως και την εφηβική ηλικία και στη συνέχεια την ανάπτυξη ενός εξειδικευμένου αλγορίθμου διαμέρισης γράφων βασισμένο στις ανάγκες του σύγχρονου σχολείου. Το βασικό πρόβλημα που στοχεύουμε είναι η αναζήτηση τρόπων βελτίωσης της σχολικής καθημερινότητας στο πλαίσιο των προσωπικών σχέσεων μεταξύ των μαθητών. Προς τη λύση αυτή ερευνούμε τις ανθρώπινες σχέσεις υπό το πρίσμα της θεωρίας γράφων και των Κοινωνικών Δικτύων. Παράλληλα συνεργαστήκαμε και με ειδικούς στον τομέα της ψυχικής υγείας με σκοπό την καλύτερη κατανόηση και αξιοποίηση πληροφοριών που έχουν να κάνουν με ψυχομετρικά χαρακτηριστικά. Τέλος βασιστήκαμε στο *emosociograms* [1], μια πλατφόρμα που γεννήθηκε στο εργαστήριό μας και χρησιμοποιείται ήδη σε σχολεία και μας έδωσε αρκετά δεδομένα έτσι ώστε να μπορούμε να αναπτύξουμε το δικό μας αλγόριθμο.



Εικόνα 1.1: Παράδειγμα χρήσης της πλατφόρμας με την προσθήκη της διαμέρισης γράφων.

1.2 Η δική μας συνεισφορά

Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, προτείνουμε ένα αλγόριθμο διαμέρισης γράφων που έχει σχεδιαστεί έτσι ώστε να δουλεύει σε τάξης σχολείων. Το βασικό σενάριο χρήσης, είναι να προτείνουμε μια διαμέριση της εκάστοτε σχολικής τάξης ή τμήματος όπου ο εκπαιδευτικός θα μπορεί να προτείνει συγκεκριμένες δραστηριότητες σε κάθε ομάδα με αποτέλεσμα οι μαθητές εντός της ομάδας να περνάνε χρόνο μαζί και να είναι πιθανό να έρθουν πιο κοντά και να δημιουργήσουν νέες φιλίες. Κάτι τέτοιο θα μπορούσε να βελτιώσει τις σχέσεις των μαθητών αλλά και την εκπαιδευτική καθημερινότητα με οφέλη τόσο στην κοινωνική ζωή στο σχολείο αλλά και στην ψυχολογική κατάσταση των παιδιών.

Για να πετύχουμε το παραπάνω αποτέλεσμα, εντάξαμε τον παραπάνω αλγόριθμο στο *emosociograms* έτσι ώστε ο εκπαιδευτικός να μπορεί αρχικά να καλεί τα παιδιά να συμπληρώσουν τα ήδη υπάρχοντα ερωτηματολόγια στην πλατφόρμα, και στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που προκύπτουν τόσο για τις σχέσεις μεταξύ των μαθητών αλλά και τα αποτελέσματα των ψυχομετρικών *test* να διαμερίζει την τάξη σε ομάδες. Η διεπαφή που δημιουργήθηκε είναι φιλική προς τον τελικό χρήστη έτσι ώστε να μπορεί να τρέξει την όλη διαδικασία χωρίς δυσκολίες. Η όλη αυτή διαδικασία περιγράφεται στην παραπάνω εικόνα [1.1](#).

1.3 Δομή της εργασίας

Η εργασία αυτή διαρθρώνεται σε 5 κεφάλαια. Στο κεφάλαιο 2, παραθέτουμε όλο το θεωρητικό υπόβαθρο που χρειάζεται ο αναγνώστης προκειμένου να κατανοήσει τις έννοιες που ακολουθούν. Σε αυτό το κεφάλαιο αναλύουμε επίσης τις τεχνολογίες που επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε παρέχοντας επιπλέον και άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται στο εκάστοτε επιστημονικό πεδίο. Στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο τον οποίο προτείνουμε για τη λύση του προβλήματος διαμέρισης γράφων. Αρχικά περιγράφουμε λεπτομερώς το κάθε βήμα του αλγορίθμου. Στη συνέχεια, παραθέτουμε περιληπτικά στοιχεία της υλοποίησης που κάναμε. Φροντίζουμε να δώσουμε μια εκτεταμένη εικόνα στον αναγνώστη έτσι ώστε να μπορεί να είναι εύκολα κατανοητή χωρίς να χαθούμε στις τεχνικές λεπτομέρειες. Άλλωστε, ολόκληρος ο κώδικας παρατίθεται εδώ [\[2\]](#). Τέλος σχολιάζουμε τα αποτελέσματα της υλοποίησής μας. Στο κεφάλαιο 4, προσθέσαμε τις τεχνικές λεπτομέρειες της ενσωμάτωσης της εργασίας στην πλατφόρμα. Εκεί, αναλύουμε τις αλλαγές στη βάση δεδομένων, τις προσθήκες στο *server-side* κομμάτι αλλά και στον *client*. Στο τέλος, παρέχουμε και κάποιες σύντομες οδηγίες χρήσης του συστήματος. Κλείνοντας, στο κεφάλαιο 5, αφήνουμε μερικά συμπεράσματα της δουλειάς μας και κάποιες ιδέες για τις μελλοντικές επεκτάσεις που θα μπορούσε να έχει η συγκεκριμένη εργασία.

Μέρος I

Θεωρητικό Μέρος

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό υπόβαθρο

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναλύσουμε τις θεωρητικές έννοιες στις οποίες στηρίχθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία. Αρχικά, θα παρουσιάσουμε κάποια βασικά στοιχεία της θεωρίας γράφων, όπου αποτελεί τη βάση των όσων μελετήσαμε. Έπειτα, θα παρουσιάσουμε στοιχεία από τη θεωρία κοινωνικών δικτύων που μας βοήθησαν να εξερευνήσουμε τις ανθρώπινες σχέσεις υπό το πρίσμα των μαθηματικών. Τέλος, θα μιλήσουμε για τα εργαλεία που μας βοήθησαν να δημιουργήσουμε την πλατφόρμα όπου μπορεί κανείς να δει τα αποτελέσματα της διαμέρισης γράφων που προτείνουμε, αλλά και να τη χρησιμοποιήσει βγάζοντας σημαντικά αποτελέσματα για μια δική του ομάδα ανθρώπων.

2.1 Θεωρία Γράφων

Η θεωρία γράφων αποτελεί κεφάλαιο των μαθηματικών το οποίο μελετά της ιδιότητες των γράφων. Ένας γράφος αποτελείται από ένα σύνολο **κόμβων** και ένα σύνολο **ακμών**. Με ένα πιο μαθηματικό ορισμό, ορίζουμε ένα γράφο $G = (V, E)$ ως εξής:

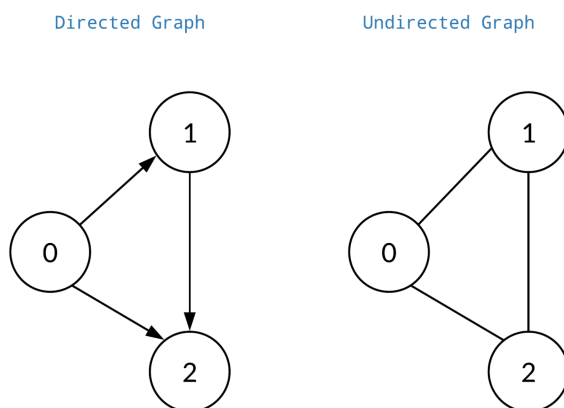
- V το σύνολο των κόμβων
- $E \subseteq \{\{x, y\} \mid x, y \in V\}$ και $x \neq y$, το σύνολο των ακμών.

Μπορούμε να χωρίσουμε τους γράφους σε 2 μεγάλες κατηγορίες, τους κατευθυνόμενους και τους μη κατευθυνόμενους. Σε έναν μη κατευθυνόμενο γράφο οι ακμές είναι αμφίδρομες, με αποτέλεσμα μεταξύ δύο κόμβων να μπορεί να υπάρχει το πολύ μια ακμή. Αντιθέτως σε έναν κατευθυνόμενο γράφο οι ακμές έχουν κατεύθυνση, με αποτέλεσμα μεταξύ δύο κόμβων να μπορούν να υπάρχουν το πολύ 2 ακμές.

2.1.1 Βασικοί Ορισμοί

Βαθμός Κόμβου

Σε έναν μη κατευθυνόμενο γράφο ορίζουμε ως βαθμό κόμβου τον αριθμό των ακμών που εξέρχονται από τον συγκεκριμένο κόμβο. Στην περίπτωση των κατευθυνόμενων γράφων, ορίζουμε δύο βαθμούς, το βαθμό εισόδου (in-degree) τον αριθμό των ακμών που εισέρχονται στο κόμβο και το βαθμό εξόδου (out-degree) τον αριθμό των ακμών που εξέρχονται από το



Εικόνα 2.1: Παράδειγμα κατευθυνόμενου και μη κατευθυνόμενου γράφου.

κόμβο. Στην περίπτωση των κατευθυνόμενων γράφων ισχύει:

$$\sum_{v \in V} \deg(v) = 2|E| \quad (2.1)$$

Συνεκτικός Γράφος

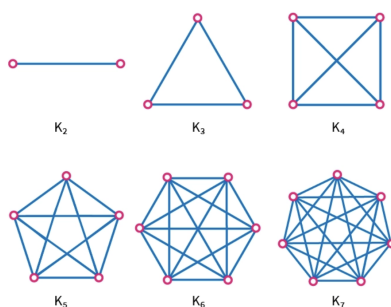
Ένας γράφος όπου για κάθε ζεύγος κόμβων V_1, V_2 με $V_1 \neq V_2$ υπάρχει μονοπάτι σύνδεσης των V_1 και V_2 , ονομάζεται συνεκτικός. Στην περίπτωση των μη συνεκτικών γράφων, αν ένας κόμβος έχει βαθμό ίσο με το μηδέν ($\deg(V) = 0$), ονομάζεται απομονωμένος κόμβος. Το πρόβλημα της ανίχνευσης των συνεκτικών συνιστωσών ενός γράφου λύνει ο αλγόριθμος του Tarjan [3].

Πλήρες Γράφος

Ένας γράφος όπου όλοι οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους ονομάζεται πλήρης (ή κανονικός) γράφος. Σε αυτή την περίπτωση φυσικά ισχύει πως το πλήθος των ακμών είναι ίσο με:

$$|E| = \frac{|V| \cdot (|V| - 1)}{2} \quad (2.2)$$

Φυσικά, ένας πλήρης γράφος είναι από τη φύση του, συνεκτικός.



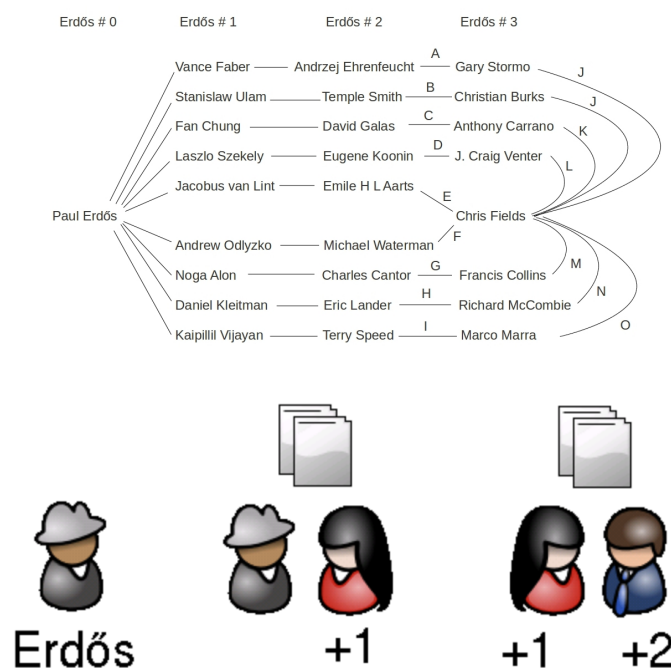
Εικόνα 2.2: Παράδειγμα πλήρους γράφου.

Ελάχιστη Απόσταση Μονοπατιού

Ορίζουμε ως ελάχιστη απόσταση δύο κόμβων το μικρότερο μονοπάτι που τους συνδέει. Η εύρεση του ελάχιστου μονοπατιού μεταξύ 2 κόμβων αποτελεί θεμελιώδες πρόβλημα στη θεωρία γράφων και λύνεται με τον αλγόριθμο του Dijkstra [4]. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος επιστρέφει τις ελάχιστες αποστάσεις μεταξύ ενός κόμβου και όλων των υπολοίπων. Για το πρόβλημα της εύρεσης των ελάχιστων αποστάσεων μεταξύ οποιοδήποτε δύο ακμών χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Floyd-Warshall [5].

2.2 Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων

Στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων, χρησιμοποιούμε τη θεωρία γράφων με σκοπό να διερευνήσουμε τους συνδέσμους μεταξύ ανθρώπινων σχέσεων. Παράδειγμα ενός κοινωνικού γράφου αποτελεί το Erdős number [6] όπου περιγράφει τη συνεργατική απόσταση ενός ερευνητή με τον γνωστό μαθηματικό Paul Erdős. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα γράφο στον οποίο προσθέτουμε τον Paul Erdős, τους άμεσους συνεργάτες με τους οποίους έχει γράψει από κοινού κάποια δημοσίευση και έπειτα, τους συνεργάτες των συνεργατών του. Υπολογίζοντας τώρα το ελάχιστο μονοπάτι μεταξύ ενός ερευνητή και του Erdős βρίσκουμε το Erdős number του συγκεκριμένου ερευνητή.



Εικόνα 2.3: Erdős Number.

2.2.1 Μετρικές στη Θεωρία Κοινωνικών Δικτύων

Κεντρικότητα Βαθμού Κόμβου (Degree Centrality)

Η κεντρικότητα βαθμού κόμβου [7] σε ένα κόμβο ενός κοινωνικού δικτύου είναι ίση με το βαθμό του, δηλαδή:

$$C(V_i) = \deg(V_i). \quad (2.3)$$

Η φυσική σημασία της κεντρικότητας κόμβου είναι πως όσο περισσότερες ακμές συνδέονται με ένα κόμβο τόσο πιο κεντρικός είναι στο δίκτυο. Ο μέσος όρος της κεντρικότητας του κάθε κόμβου σε έναν γράφο ονομάζεται μέση κεντρικότητα κόμβου.

Ενδιάμεση Κεντρικότητα Κόμβου (Betweenness Centrality)

Η ενδιάμεση κεντρικότητα [8] [9] ενός κόμβου V_i ορίζεται ως το πλήθος των ελάχιστων μονοπατιών του γράφου στα οποία συμμετέχει ο κόμβος V_i προς το πλήθος των ελάχιστων μονοπατιών.

$$g(V_i) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_s t(v)}{\sigma_{st}} \quad (2.4)$$

όπου σ_{st} είναι όλα τα ελάχιστα μονοπάτια από το V_s στο V_t και $\sigma_{st}(v)$ είναι το πλήθος των ελάχιστων μονοπατιών από το V_s στο V_t όπου συμμετέχει το V_v . Η μέγιστη τιμή μπορεί να είναι το πολύ 1 και επιτυγχάνεται όταν ένας κόμβος συμμετέχει σε όλα τα ελάχιστα μονοπάτια.

Κεντρικότητα Εγγύτητας (Closeness Centrality)

Η κεντρικότητα εγγύτητας [10] είναι ίση με τον αντίστροφο του αθροίσματος των ελάχιστων αποστάσεων ενός κόμβου προς όλους τους άλλους. Δηλαδή:

$$C(v) = \frac{1}{\sum_y (y, v)} \quad (2.5)$$

Όσο μεγαλύτερη είναι η κεντρικότητα εγγύτητας για ένα κόμβο, τόσο μικρότερες είναι οι αποστάσεις από τους υπόλοιπους άρα τόσο πιο κοντά είναι σε αυτούς. Σε περίπτωση που ο γράφος είναι μη συνεκτικός, η κεντρικότητα δεν ορίζεται για κανέναν κόμβο καθώς η απόσταση προς κάποιο κόμβο που ανήκει σε άλλη συνιστώσα είναι άπειρη. Σε αυτή την περίπτωση μπορούμε να υπολογίσουμε την κεντρικότητα εγγύτητας μόνο για κόμβους της εκάστοτε συνεκτικής συνιστώσας.

Κεντρικότητα Εγγύτητας (Closeness Centrality)

Η κεντρικότητα Katz [11] αναπαριστά τη σημασία ενός κόμβου στο δίκτυο με βάση τον αριθμό των άμεσων και έμμεσων συνδέσεων προς άλλους κόμβους, δηλαδή δεν λαμβάνει υπόψη μόνο τις ακμές που περνάνε από το κόμβο αλλά γενικότερα τα μονοπάτια που περνάνε. Οι κόμβοι που έχουν μεγαλύτερη τιμή κεντρικότητας Katz είναι αυτοί που τελικά έχουν πιο

ισχυρές συνδέσεις και μπορούν να χαρακτηριστούν πιο σημαντικοί στον γράφο.

$$Katz(A, \beta) = \sum_{i=1}^{\infty} \beta^i \cdot A^i \quad (2.6)$$

- A : ο πίνακας γειτνίασης του δικτύου.
- β : παράμετρος σημασίας των έμμεσων συνδέσεων.

2.2.2 Πρόβλεψη Συνδέσμων

Η Πρόβλεψη Συνδέσμων (Link Prediction) [12] αποτελεί το πρόβλημα της πρόβλεψης δημιουργίας μιας νέας ακμής δύο κόμβων σε ένα υπάρχον κοινωνικό δίκτυο. Πιο συγκεκριμένα, μπορούμε να ορίσουμε το πρόβλημα με τον εξής τρόπο:

1. Αποτυπώνουμε την εικόνα ενός δυναμικού κοινωνικού δικτύου τη χρονική στιγμή t
2. Προσπαθούμε να προβλέψουμε τις νέες σχέσεις (ακμές) που θα δημιουργηθούν στο δίκτυο τη χρονική στιγμή $t + 1$

Μέχρι στιγμής έχουν υπάρξει αρκετές προσεγγίσεις στη λύση του προβλήματος, παρακάτω θα αναφέρουμε τις πιο σημαντικές, καθώς και τις τεχνικές που χρησιμοποιήσαμε.

Τοπολογικές Προσεγγίσεις

Σε αυτές τις προσεγγίσεις υποθέτουμε πως οι τοπολογικές ομοιότητες μεταξύ των κόμβων είναι αρκετά πιθανό να οδηγήσουν σε σχηματισμό νέων σχέσεων.

- **Common neighbors**

Σε αυτή την προσέγγιση χρησιμοποιούμε τη μετρική των common neighbors, όπου υπολογίζεται ως εξής:

$$CN(V_1, V_2) = |V_1 \cap V_2|$$

Ουσιαστικά δηλαδή αν δύο κόμβοι έχουν πολλούς κοινούς γείτονες είναι πιθανό να σχηματίσουν μια νέα σχέση.

- **Jaccard Measure**

Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούμε τη μετρική Jaccard όπου ορίζεται ως το πλῆθος των κοινών γειτόνων προς το σύνολο των ακμών που συνδέονται στους δύο κόμβους.

$$J(V_1, V_2) = \frac{|V_1 \cap V_2|}{|V_1 \cup V_2|}$$

- **Adamic-Adar measure**

Τέλος η μετρική Adamic-Adar ορίζεται ως εξής:

$$AA(x, y) = \sum_{u \in N(x) \cap N(y)} \frac{1}{\log |N(u)|}$$

όπου $N(u)$ είναι το σύνολο των κόμβων που συνδέονται με το u .

η συγκεκριμένη τεχνική βασίζεται στην ιδέα του ότι δύο κόμβοι που συνδέονται με ένα τρίτο κόμβο που έχει λίγους συνδέσμους είναι πιο πιθανό να συζευχθούν.

2.2.3 Άλλες Τεχνικές

- **Ομοιότητα Κόμβων**

Η ομοιότητα κόμβων αποτελεί μια ακόμα τεχνική που χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη συνδέσμων. Πιο συγκεκριμένα, έχουν χρησιμοποιηθεί η ευκλείδεια απόσταση, καθώς και η συνημιτονοειδής ομοιότητα.

- **Μηχανική Μάθηση**

Τα τελευταία χρόνια υπάρχουν αρκετές εξελίξεις στον τομέα της πρόβλεψης σχέσεων και στον χώρο της Μηχανικής Μάθησης. Στην παρακάτω εργασία [13] χρησιμοποιείται ένα πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο (Fully Connected Neural Network) για την πρόβλεψη ζευξών. Το συγκεκριμένο μοντέλο πέτυχε μικρότερο ποσοστό λάθους σε σχέση με άλλες τεχνικές που δεν χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση ωστόσο, εκπαιδεύτηκε και χρησιμοποιήθηκε μόνο σε μεγάλους γράφους.

- **Graph embeddings**

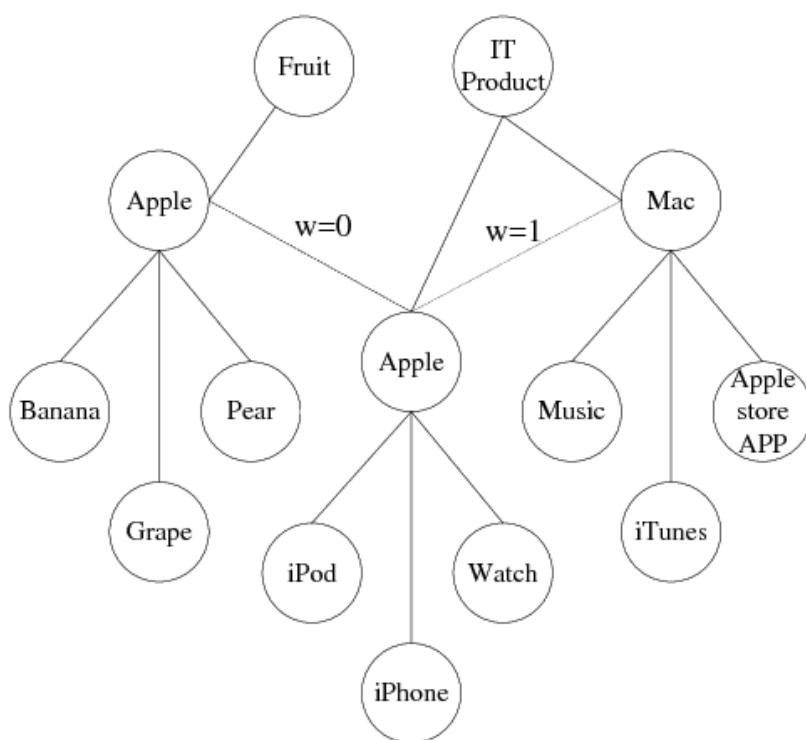
Τα Graph embeddings (εμφυτεύματα) [14], αποτελούν επίσης μια μέθοδο που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για πρόβλεψη συνδέσεων. Ένας γνωστός αλγόριθμος που χρησιμοποιεί τα εμφυτεύματα είναι ο Node2Vec [15]. Ο συγκεκριμένος τρόπος ουσιαστικά τοποθετεί διανύσματα εντός του γράφου τα οποία αναπαριστούν την κάθε ομάδα και κατά την εκπαίδευση, προσπαθεί να τροποποιήσει τα διανύσματα έτσι ώστε να μοιάζουν με όσο το δυνατόν περισσότερους κόμβους. Οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο ομοιότητας μπορούν να είναι για παράδειγμα το εσωτερικό γινόμενο ή η συνημιτονοειδής ομοιότητα.

$$\cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} \quad (2.7)$$

- **Markov logic networks** Τα Markov Logic Networks [16] 2.4 είναι ένα πιθανοτικό μοντέλο γράφου που ορίζεται με τα δίκτυα Markov. Τα συγκεκριμένα δίκτυα ορίζονται ως πρώτης τάξης λογικοί κανόνες, οι οποίοι μετά καθιερώνονται με τη διαδικασία εκμάθησης.

2.3 Διαμέριση Γράφων

Διαμέριση γράφου ορίζεται η διάσπαση ενός γράφου σε μικρότερους γράφους μέσω του διαχωρισμού των κόμβων σε μικρότερες ομάδες. Πρόκειται για ένα ευρύ πεδίο καθώς έχει εφαρμογές σε διάφορα επίπεδα όπως η σχεδίαση κυκλωμάτων VLSI και η δρομολόγηση διαδικασιών σε πολυπύρηνους επεξεργαστές. Συνήθως, η διαμέριση γράφου ανήκει στην κατηγορία των δυσεπίλυτων προβλημάτων NP-hard.



Εικόνα 2.4: Παράδειγμα Markov Logic Network.

Παράδειγμα ενός προβλήματος Διαμέρισης γράφου αποτελεί το γνωστό αλγοριθμικό πρόβλημα ελάχιστης τομής (min-cut). Πιο συγκεκριμένα το πρόβλημα ορίζεται ως εξής:

Δεδομένου ενός γράφου $G=(V,E,w)$ να βρεθεί η ελάχιστη δυνατή τομή.

Η τομή ενός γράφου ορίζεται ως ένα σύνολο ακμών που αν αφαιρεθούν ο γράφος γίνεται μη-συνεκτικός. Παράδειγμα τομής σε έναν γράφο βρίσκεται στο σχήμα 2.6.

Παρότι το γενικότερο πρόβλημα της διαμέρισης ανήκει στα δυσεπίλυτα προβλήματα, το min-cut αποτελεί ειδική περίπτωση και ανάγεται στο πρόβλημα της μέγιστης ροής (max-flw) όπου επιλύεται με τον αλγόριθμο Ford-Fulkerson [17] σε πολυωνυμικό χρόνο. Ψευδοκώδικας του συγκεκριμένου αλγορίθμου βρίσκεται εδώ 2.5.

Άλλα προβλήματα διαμέρισης γράφου που ανήκουν στην κλάση NP-hard αναφέρονται παρακάτω στο κομμάτι της ανίχνευσης κοινοτήτων. Στα συγκεκριμένα προβλήματα λόγω της δυσκολίας τους χρησιμοποιούνται προσεγγιστικοί αλγόριθμοι.

2.4 Ανίχνευση Κοινοτήτων σε Κοινωνικούς Γράφους

Γενικότερα, στα κοινωνικά δίκτυα οι κόμβοι συμβολίζουν τους ανθρώπους και οι ακμές, τις ανθρώπινες σχέσεις. Αν σε κάποιο υποσύνολο του δικτύου υπάρχουν πολλές συνδέσεις άρα και ισχυρές σχέσεις, τότε, μπορούμε να χαρακτηρίσουμε αυτό το υποσύνολο ως 'κοινότητα'. Υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι για την ανίχνευση κοινοτήτων μέσα σε ένα δίκτυο. Ενδεικτικά θα αναφέρουμε μερικούς, αρχικά οι **Node-Centric** ανιχνεύουν κοινότητες με βάση τα χαρακτηριστικά των κόμβων, δηλαδή, των ανθρώπων. Ένα παράδειγμα αυτής της

Algorithm 1: The Ford-Fulkerson algorithm for finding maximum flow of a graph

Data: G : a directed connected graph, s : source node, t : sink node

Result: Maximum flow of the graph G

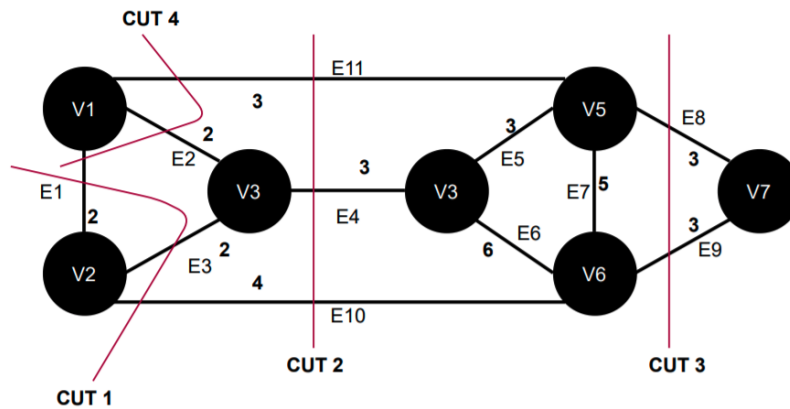
Procedure Ford-Fulkerson(B, s, t)

```

  for each edge  $(u, v) \in E(G)$  do
     $f(u, v) \leftarrow 0$ ;
     $f(v, u) \leftarrow 0$ ;
  end
  while  $\exists$  a augmenting path  $p \in G_f$  do
     $c_f(p) \leftarrow \min\{c_f(u, v) : (u, v) \in p\}$ ;
    for each edge  $(u, v) \in p$  do
       $f(u, v) \leftarrow f(u, v) + c_f(p)$ ;
       $f(v, u) \leftarrow -f(u, v)$ ;
    end
  end
end

```

Εικόνα 2.5: Ο αλγόριθμος Ford-Fulkerson που επιλύει το πρόβλημα μέγιστης ροής.



Εικόνα 2.6: Παράδειγμα τομής σε έναν μη κατευθυνόμενο γράφο με βάρη.

κατηγορίας είναι η ανίχνευση των πλήρων υπό-γράφων (cliques). Ωστόσο, πρόκειται για ένα δυσεπίλυτο πρόβλημα καθώς ανήκει στην κλάση των NP-Hard προβλημάτων. Στη συνέχεια, έχουμε τις **Group-Centric** προσεγγίσεις όπου λαμβάνουν υπόψιν τις συνδέσεις εντός τις ομάδας. Πιο συγκεκριμένα, ένας υπο-γράφος θα πρέπει να ικανοποιεί την εξής ιδιότητα για να θεωρηθεί κοινότητα:

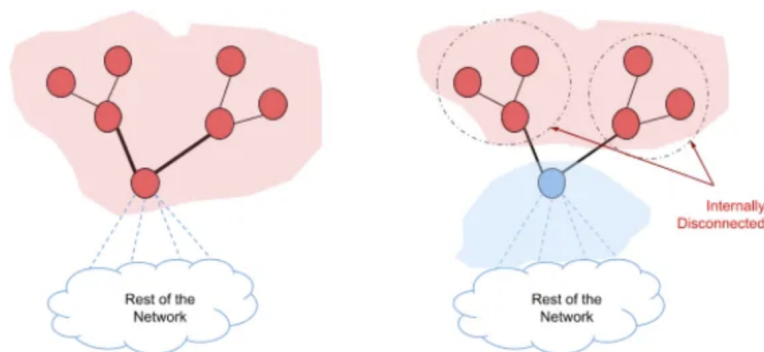
$$\frac{E_s}{V_s(V_s - 1)/2} \geq \gamma \text{ [18]}$$

όπου γ , το μέγεθος της επιθυμητής πυκνότητας της κοινότητας.

Ένας αλγόριθμος που έχει προταθεί σχετικά με την ανίχνευση κοινοτήτων είναι ο Louvain Community Detection [19]. Η συγκεκριμένη προσέγγιση έχει ως στόχο τη μεγιστοποίηση της διαφοράς μεταξύ τον αριθμό των ακμών που έχει μια κοινότητα με τον αναμενόμενο αριθμό ακμών που θα πρέπει να έχει μια κοινότητα. Ωστόσο, αυτό το πρόβλημα ανήκει στην κλάση NP-hard, με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να λειτουργεί προσεγγιστικά. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος δουλεύει σε δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση κατατάσσει τυχαία μια κοινότητα σε κόμβο. Έπειτα, ελέγχει ποιο θα ήταν το αποτέλεσμα αν διαγράψει τον κάθε κόμβο από την

κοινότητα που είναι και τον τοποθετήσει στην κοινότητα των γειτόνων. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να μην υπάρχουν καλύτερα αποτελέσματα από την προηγούμενη φορά.

Παρότι ο αλγόριθμος του Louvain δουλεύει αρκετά καλά, παρατηρήθηκε ότι δημιουργούσε αρκετές ομάδες οι οποίες ήταν ασθενώς συνδεδεμένες.



Εικόνα 2.7: Παράδειγμα μιας *weekly connected* ομάδας όπου γίνεται συνεκτική με την προσθήκη ενός ακόμα κόμβου.

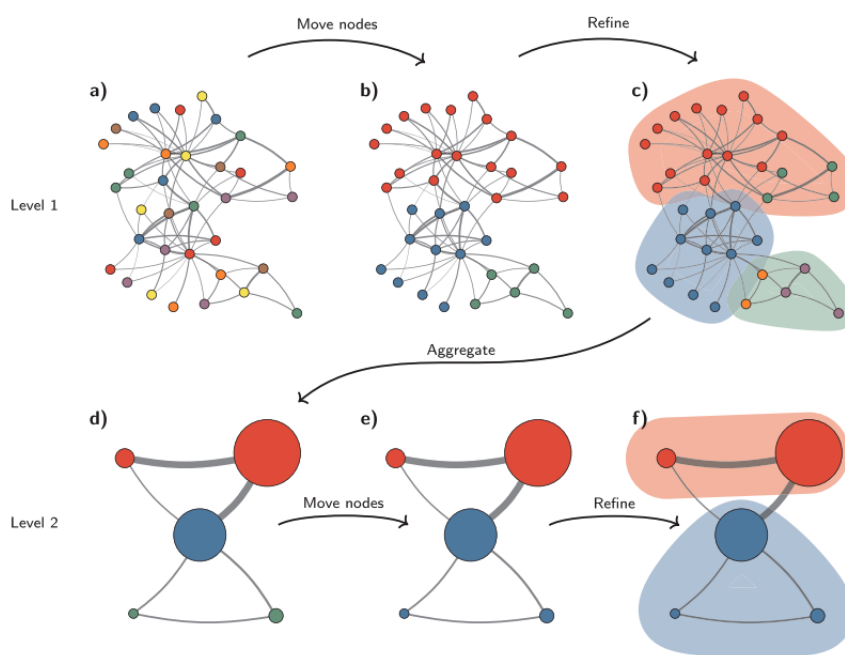
Λόγω του προβλήματος που παρατηρήθηκε με τα *weekly connected communities* που εντοπίζει ο παραπάνω αλγόριθμος, προτάθηκε ο αλγόριθμος Leiden [20]. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εγγυάται πως οι ομάδες θα είναι συνεκτικές. Παραθέτουμε τα βήματα που ακολουθεί ο αλγόριθμος:

1. **Αρχικοποίηση:** Όρισε τον κάθε κόμβο ως μια κοινότητα μόνο του.
2. **Συνδυασμός Κοινοτήτων:** Ο αλγόριθμος δοκιμάζει να ενώσει γειτονικές κοινότητες και σε περίπτωση που το αποτέλεσμα είναι καλύτερο τις ενώνει.
3. **Έλεγχος συνεκτικότητας:** Σε κάθε συνένωση ελέγχεται αν οι παραγόμενες κοινότητες είναι ισχυρά συνδεδεμένες.
4. **Επανάλαβε τα βήματα 2 και 3 ή τερμάτισε:** σε περίπτωση που δεν παρατηρείται βελτίωση σταμάτα, διαφορετικά επανάλαβε τα βήματα.

Στο σχήμα 2.9 υπάρχει μια σύγκριση των αποτελεσμάτων που δίνουν οι δύο αλγόριθμοι σε διάφορα datasets, όπου φαίνεται καθαρά η υπεροχή του αλγορίθμου Leiden.

2.5 EmoSocio EI Model, ένα μοντέλο αναπαράστασης συναισθηματικής και κοινωνιομετρικής πληροφορίας

Το Emosociograms [1] είναι ένα **open source** εργαλείο όπου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση των κοινωνικών σχέσεων ενός συνόλου. Χρησιμοποιώντας το συγκεκριμένο εργαλείο μια ομάδα ανθρώπων μπορεί να απαντήσει ερωτηματολόγια που έχουν να κάνουν με προσωπικά τους χαρακτηριστικά αλλά και με τις σχέσεις που έχουν με άλλα άτομα του



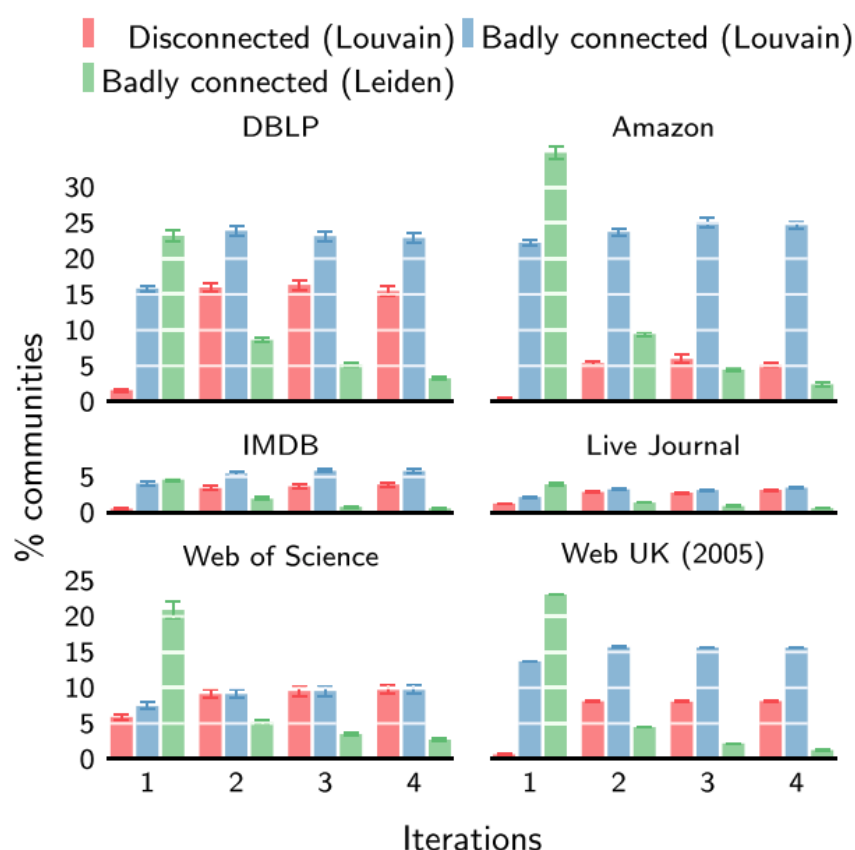
Εικόνα 2.8: Παράδειγμα ομαδοποίησης με χρήση του αλγορίθμου Leiden

συγκεκριμένου συνόλου. Έπειτα από ανάλυση των δεδομένων, ο διαχειριστής της συγκεκριμένης ομάδας μπορεί να δει τα αποτελέσματα σε σχέση με τη συναισθηματική νοημοσύνη των συμμετεχόντων αλλά και τις δυναμικές που παρατηρούνται μεταξύ της ομάδας.

2.5.1 Ανάλυση Χαρακτηριστικών Συναισθηματικής Νοημοσύνης

Σχετικά με την ανάλυση των δεδομένων συναισθηματικής νοημοσύνης, το *emosociograms* έχει βασιστεί στα παρακάτω έξι μοντέλα. [2.10](#) [21]

Τα συναισθηματικά χαρακτηριστικά όπου υπολογίζονται και αναλύονται στην πλατφόρμα ανήκουν σε 2 κατηγορίες, τα προσωπικά χαρακτηριστικά συναισθηματικής νοημοσύνης και τα διαπροσωπικά χαρακτηριστικά. Για να παραχθούν τα αποτελέσματα και στις δύο περιπτώσεις, με τη συμπλήρωση των ερωτηματολογίων, οι απαντήσεις που δόθηκαν αντιστοιχίζονται στις παρακάτω έννοιες. [2.11](#) [2.12](#)



Εικόνα 2.9: Σύγκριση των κοινοτήτων που δημιουργούνται με τους αλγορίθμους Louvain και Leiden.

2.5.2 Παρουσίαση Κοινωνιομετρικών Αποτελεσμάτων

Επιπλέον των συναισθηματικών χαρακτηριστικών, το εργαλείο έχει τη δυνατότητα να παράξει και ορισμένα κοινωνιομετρικά αποτελέσματα σχετικά με την ομάδα. Σε αυτή την περίπτωση έχουμε δύο ομάδες αποτελεσμάτων. Στην πρώτη, έχουμε τα προσωπικά κοινωνιομετρικά χαρακτηριστικά που αφορούν τον κάθε συμμετέχοντα και στη δεύτερη τα ομαδικά αποτελέσματα που παρουσιάζουν ορισμένες μετρικές για τη δυναμική όλης της ομάδας. Η περιγραφή των αποτελεσμάτων φαίνεται στους παρακάτω πίνακες.

Symbol	Concept	Description
Sp	Elections status	The number of elections received by each member of the group.
Pp	Perception of election status	The number of elections a member perceives that has been received by the rest of the group members.
Sn	Rejection Status	The number of rejections received by each member of the group.
Pn	Perception of rejection status	The number of rejections a member perceives that has received by the rest of the group members
Rp	Reciprocal elections	The number of elections that are directed to each other.
Rn	Reciprocal rejections	The number of rejections that are directed to each other.
OS	Feeling Opposition	The number of cases where a first group member has chosen a second member negatively and the second group member has chosen the first member positively.
Ep	Positive Expansion	The number of elections a member does towards the rest of the group. This index is meaningful if the number of elections is not a fixed number.
En	Negative Expansion	The number of rejections a member does towards the rest of the group. This index is meaningful if the number of rejections is not a fixed number.
Pap	Guessed right elections' perception	The number of peers a member identified as selectors that, in fact, show preference on him/her.
PAn	Guessed right rejections' perception	The number of peers a member identified as rejecters that, in fact, did reject him/her.

Σχήμα 2.1: Άμεσα κοινωνιομετρικά χαρακτηριστικά.

EI Models Core Constructs/Dimensions and Type.

EI Model	Constructs/Dimensions	Type
The Ability Model of Emotional Intelligence (Salovey, Mayer and Caruso) (Mayer et al., 2016)	Perceiving emotion, Facilitating thought using emotion, Understanding emotions, Managing emotions	Ability EI
Emotional and Social Intelligence (Goleman and Boyatzis) (Boyatzis et al., 2000)	Self-awareness, Self-management, Social awareness, Relationship management	Mixed EI
Emotional Competences (Bisquerra) (Bisquerra Alzina and Perez Escoda, 2007)	Emotional consciousness, Emotional regulation, Emotional autonomy, Social competence, Well-being	Trait EI
The EI Competencies and Skills (Bar-On) (Bar-On, 2006)	Intrapersonal, Interpersonal, Stress Management, Adaptability, General Mood	Mixed EI
EI Trait in adults (Petrides) (Petrides, 2011; Petrides et al., 2016)	Well-being, Self-control, Emotionality, Sociability	Trait EI
Five Factor Model (Goldberg, 1990)	Openness to Experience, Extraversion, Agreeableness, Conscientiousness, Neuroticism	Trait EI

Εικόνα 2.10: *Emosociograms EI Models*

Symbol	Construct	Description	Formula
Compound Group Sociometric Indexes			
AI	Association	The number of reciprocal elections considering the group size.	$AI = \Sigma Rp / (N(N-1))$
DI	Dissociation	The number of reciprocal rejections considering the group size.	$DI = \Sigma Rn / (N(N-1))$
CI	Cohesion	The relationship between the reciprocal elections in the group and the elections made.	$CI = \Sigma Rp / \Sigma Sp$
SI	Social Intensity	Productivity or total group expansiveness.	$SI = (\Sigma Sp + \Sigma Sn) / (N-1)$
Compound Individual Sociometric Indexes			
Pop	Popularity	Popularity of a member within the group.	$Pop = Sp / (N-1)$
Ant	Antipathy	How rejected is a member within the group.	$Ant = Sn / (N-1)$
CA	Affective connection	The proportion of congruence between reciprocity and a member's elections	$CA = Rp / Sp$
SS	Sociometric Status	The degree to which someone is liked or disliked by their peers as a group.	$SS = (Sp + Pp - Sn - Pn) / (N-1)$
Expp	Positive Expansion	The tendency of a member to select positively many peers of the group. This index is meaningful only if the number of elections is not a fixed number.	$Expp = Ep / (N-1)$
Expn	Negative Expansion	The tendency of a member to reject many peers of the group. This index is meaningful only if the number of elections is not a fixed number.	$Expn = En / (N-1)$
RPER	Realistic Perception	The degree to which someone correctly identifies the way his/her peers feel about him.	$PA = (PAp + Pan) / (Sp + Sn)$

Σχήμα 2.2: Ομαδικά κοινωνιομετρικά χαρακτηριστικά.

2.6 Η πλατφόρμα του emosociograms

Η πλατφόρμα emosociograms [22] έχει δημιουργηθεί με σκοπό να βοηθήσει εκπαιδευτικούς να καταλάβουν καλύτερα τις δυναμικές μεταξύ των μαθητών μια τάξης σχολείου. Μέχρι στιγμής έχει λειτουργήσει πιλοτικά σε πάνω από 40 σχολεία σε Ελλάδα, Ισπανία και Ρουμανία. Για το λόγω αυτό διαθέτει δυνατότητα επιλογής γλώσσας σε Αγγλικά, Ελληνικά, Ρουμανικά, Ισπανικά και Καταλανικά. Τα δεδομένα που προσφέρει στους χρήστες του έχουν να κάνουν με χαρακτηριστικά που αφορούν τη δυναμική του συνόλου όπου ερευνάται (π.χ. μια σχολική τάξη). Εκτός όμως από τα διαπροσωπικά χαρακτηριστικά που παρουσιάζονται (προτιμήσεις, απορρίψεις, εκτίμηση προτίμησης και εκτίμηση αποδοχής), ο διαχειριστής μπορεί να δει επίσης, στοιχεία που αφορούν τα προσωπικά ψυχολογικά χαρακτηριστικά των μελών του συνόλου.

Ο τρόπος λειτουργίας της πλατφόρμας δουλεύει ως εξής: αρχικά, ο διαχειριστής της

εκάστοτε ομάδας, αφού δημιουργήσει ένα λογαριασμό, δημιουργεί την ομάδα που θέλει να μελετήσει στο σύστημα 2.3. Στη συνέχεια, όταν προσθέσει στην ομάδα όλα τα μέλη, μπορεί να δημιουργήσει τα ερωτηματολόγια των αντίστοιχων τομέων που τον ενδιαφέρουν. Αυτή τη στιγμή υπάρχει δυνατότητα απάντησης των παρακάτω ερωτηματολογίων:

- **Socio (Work):** ερωτηματολόγιο σχετικά με τις προτιμήσεις και απορρίψεις των μαθητών σχετικά με τη συνεργασία για τις σχολικές εργασίες.
- **Socio (Social):** ερωτηματολόγιο σχετικά με τις προτιμήσεις των μαθητών για τις προσωπικές τους σχέσεις.
- **CEI:** ερωτηματολόγιο που βρίσκει τα ομαδικά χαρακτηριστικά που έχει μια τάξη (π.χ. την συνοχή).
- **EMO:** ερωτηματολόγιο που αποβλέπει στη μέτρηση των προσωπικών κοινωνικών χαρακτηριστικών των συμμετεχόντων.

Τα παραπάνω ερωτηματολόγια έχουν διαφορετικές εκδόσεις ανάλογα με την ηλικία του συνόλου. Υπάρχει η ομάδα των παιδιών και των εφήβων.

Έχοντας τώρα αποστείλει προσκλήσεις προς του συμμετέχοντες και ολοκληρωθεί ο κύκλος των απαντήσεων, ο διαχειριστής έχει πρόσβαση στα αποτελέσματα που κινούνται σε τρεις βασικούς άξονες.

- **Αποτελέσματα Προσωπικών Κοινωνικών Χαρακτηριστικών:** ο διαχειριστής μπορεί να δει το EI προφίλ του κάθε συμμετέχοντα 2.5.
- **Αποτελέσματα Ομαδικών Χαρακτηριστικών** 2.6.
- **Διαπροσωπικές Σχέσεις συμμετεχόντων:** ο διαχειριστής μπορεί να δει για κάθε συμμετέχοντα τις προτιμήσεις του σχετικά με τους υπόλοιπους συμμετέχοντες 2.7.

2.7 Περαιτέρω διερεύνηση Ψυχολογικών Χαρακτηριστικών

Προκειμένου να εκμεταλλευτούμε όσο το δυνατόν περισσότερο τα αποτελέσματα των emotional tests του emosociograms αναζητήσαμε συσχετίσεις που έχουν διάφορα ψυχολογικά χαρακτηριστικά στις ανθρώπινες σχέσεις. Πιο συγκεκριμένα είχαμε σημαντικά ευρήματα συνδέοντας τα χαρακτηριστικά αυτοπεποίθησης, εμπάθειας και συναισθηματικής ρύθμισης με τις παρακάτω συμπεριφορές.

- **Αυτοπεποίθηση:** η αυτοπεποίθηση έχει σημαντικό αντίκτυπο στη δημιουργία νέων κοινωνικών σχέσεων. Άνθρωποι με χαμηλούς δείκτες αυτοπεποίθησης δυσκολεύονται περισσότερο να δημιουργήσουν φιλίες. [23]
- **Εμπάθεια:** οι άνθρωποι με χαμηλούς δείκτες εμπάθειας δυσκολεύονται περισσότερο στη δημιουργία νέων σχέσεων. [24]
- **Ρύθμιση Συναισθημάτων:** άτομα με καλούς δείκτες στη ρύθμιση συναισθημάτων μπορούν να συναναστραφούν καλύτερα με ανθρώπους δεν προτιμούν [25].

The image shows a 'CREATE' modal form overlaid on a table. The table has columns for 'Organization', 'Target Group Age', and 'CreatedAt'. The modal form contains the following fields:

- Name ***: A text input field.
- Organization ***: A text input field.
- Target Group Age ***: A dropdown menu with '18+' selected.

At the bottom of the modal are two buttons: 'CANCEL' and 'SUBMIT'.

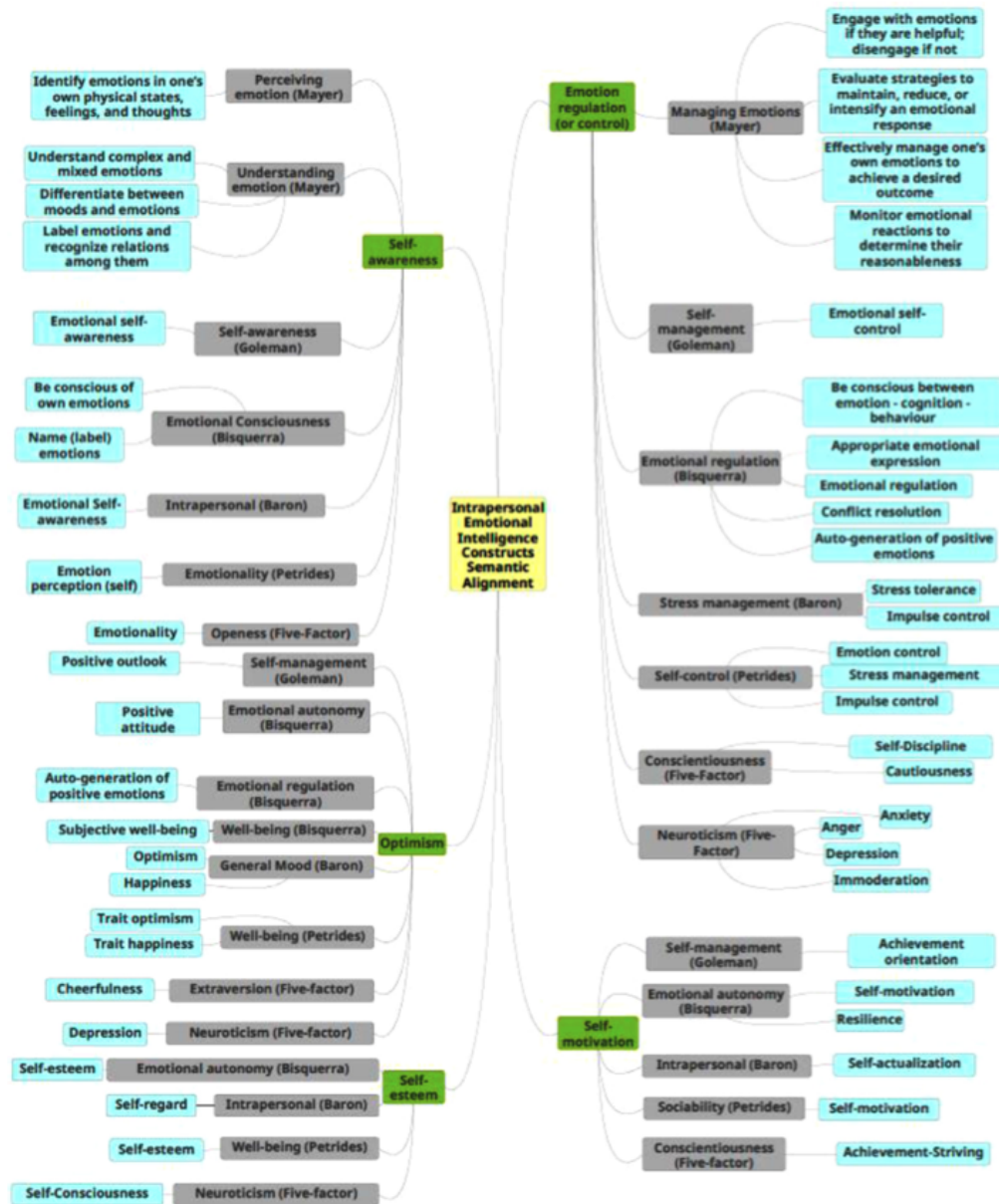
Σχήμα 2.3: Παράδειγμα δημιουργίας νέας ομάδας.

The image shows a questionnaire interface with a blue background. A white modal box contains the following elements:

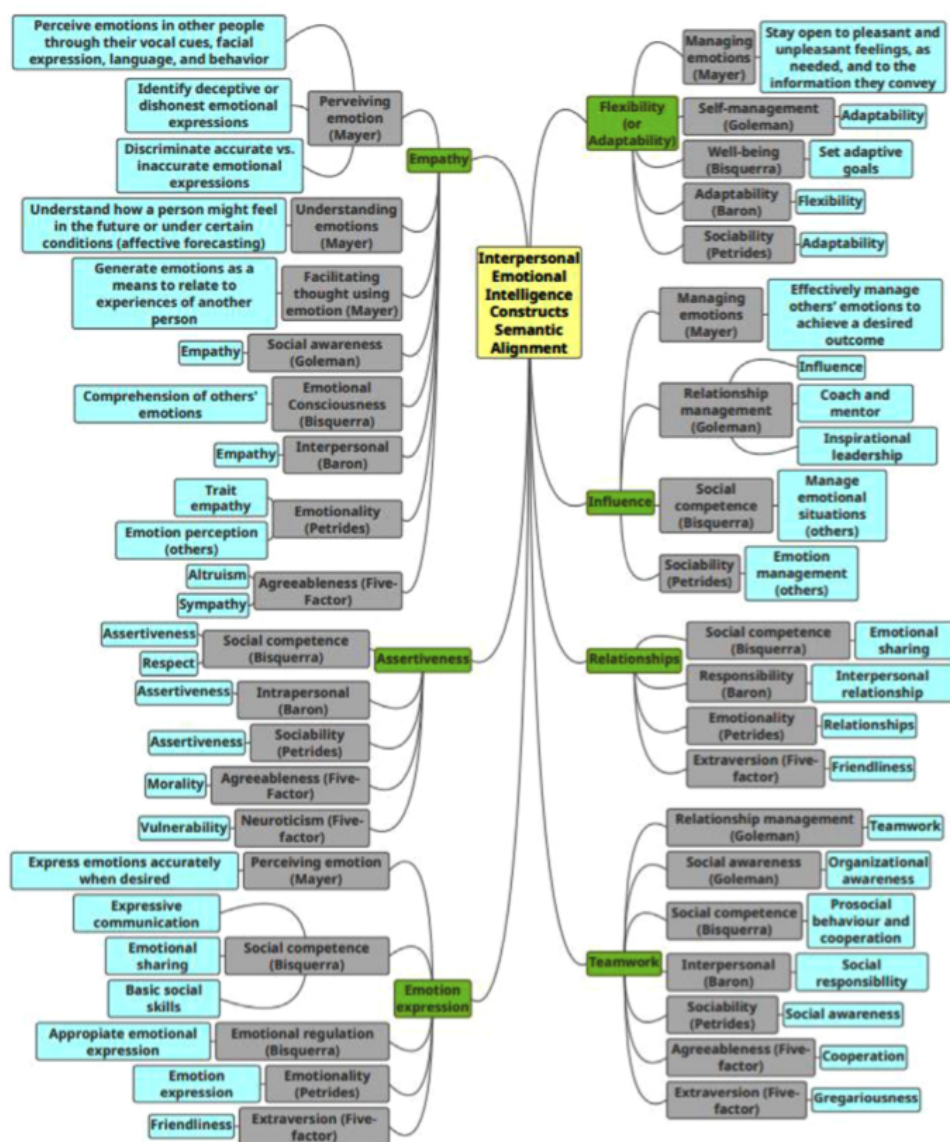
- Question:** A label at the top left of the modal.
- 1 / 36**: A counter at the top right of the modal.
- I look at bright side of things when facing difficulties.**: The question text.
- < Back**, **✕ Clear**, **☰ All**, **Next >**: Navigation buttons at the bottom of the modal.

Below the modal is a horizontal color scale from 0 to 10. The scale starts with red at 0 and transitions through orange, yellow, and green to 10. The word 'Never' is at the left end (0) and 'Always' is at the right end (10).

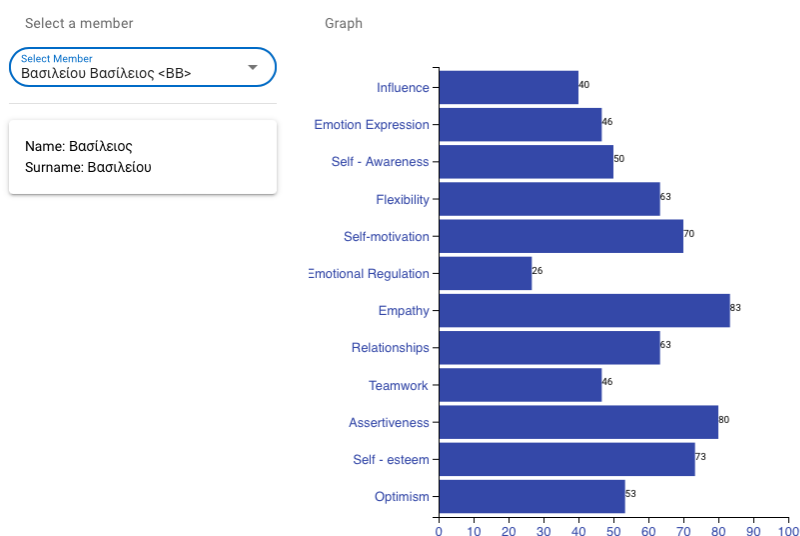
Σχήμα 2.4: Παράδειγμα ερώτησης ερωτηματολογίου.



Εικόνα 2.11: Προσωπικά ψυχολογικά χαρακτηριστικά.



Εικόνα 2.12: Διαπροσωπικά ψυχολογικά χαρακτηριστικά.



Σχήμα 2.5: Παράδειγμα αποτελεσμάτων συναισθηματικής ευφυΐας.

GROUP TESTS

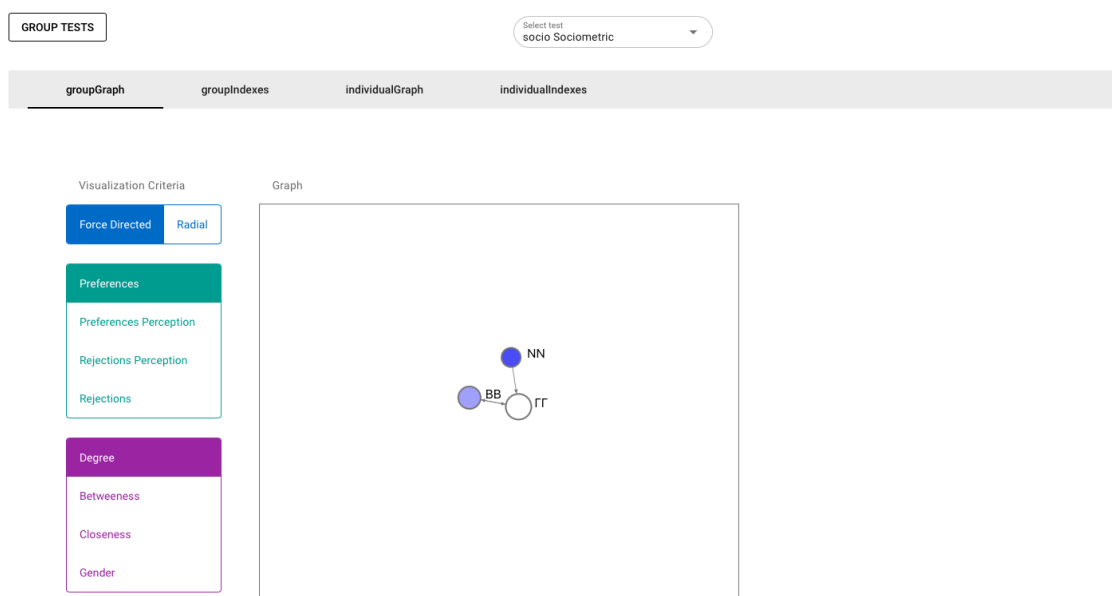
Select test
CEI Emotional Intelligence

PARTICIPANTS

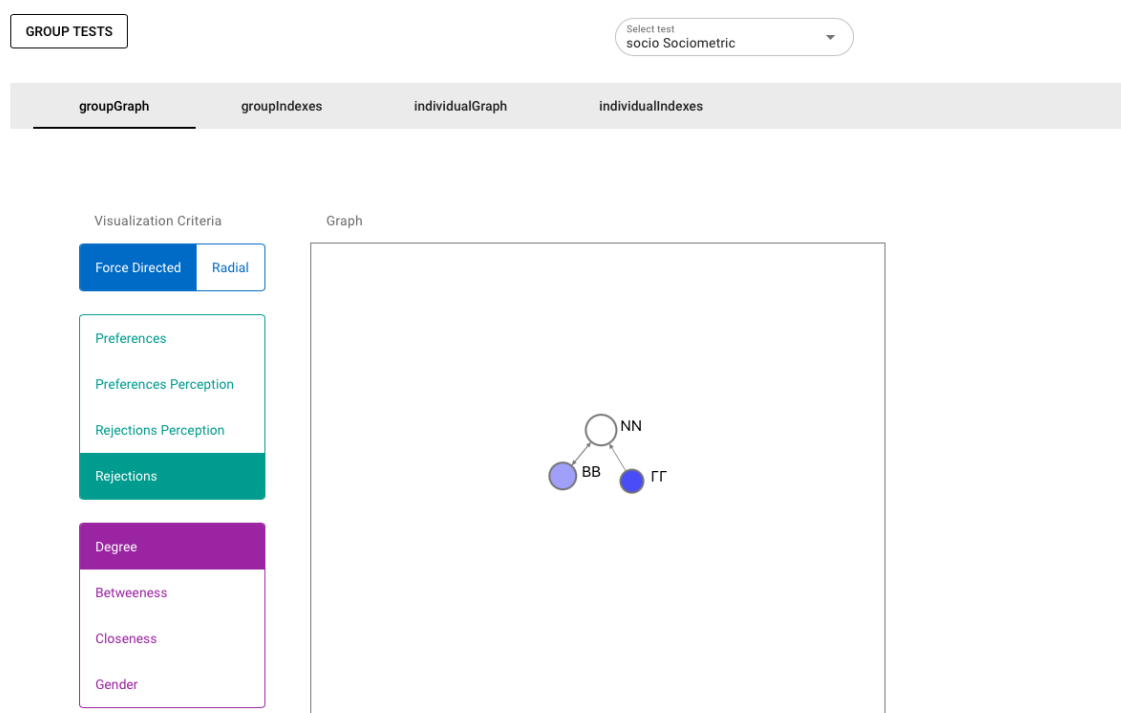
RESULTS

cellIndexes	
More Info	
CEI Indexes	Value
Group Emotional Awareness	56.6666666666666666666666666667
Group Cohesion	67.7777777777777777777777777777
Group Emotional Regulation	66.6666666666666666666666666667

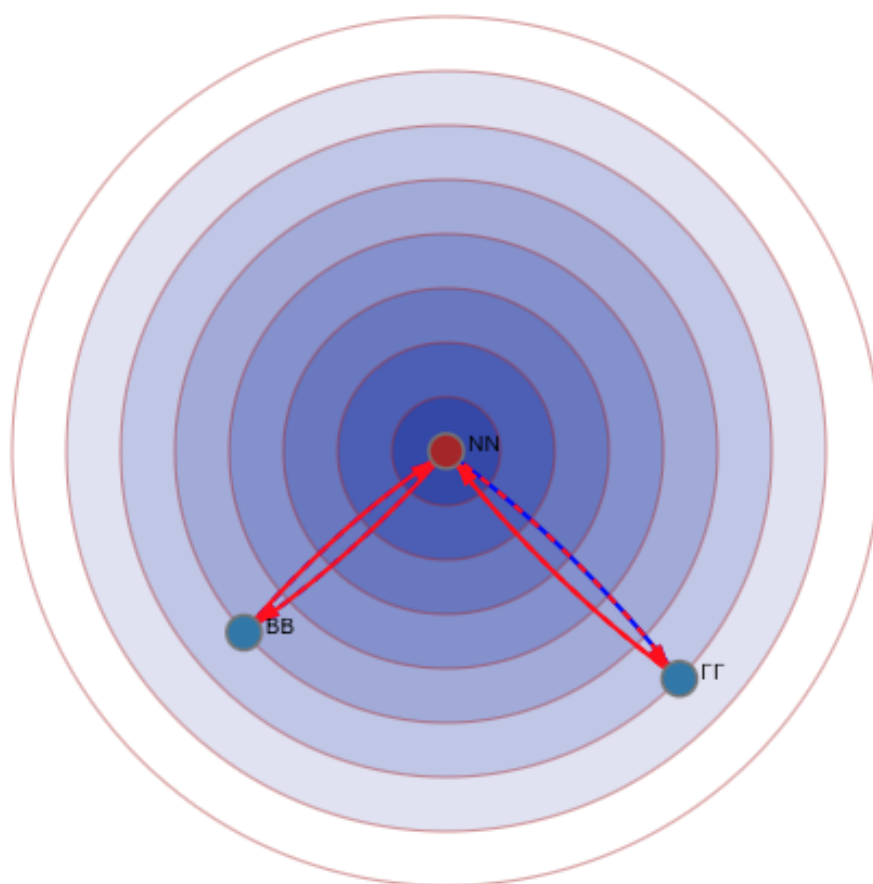
Σχήμα 2.6: Παράδειγμα αποτελεσμάτων ομαδικών χαρακτηριστικών.



Σχήμα 2.7: Παράδειγμα γράφου προτίμησης μεταξύ των μαθητών.



Σχήμα 2.8: Παράδειγμα γράφου απόρριψης μεταξύ των μαθητών.



Σχήμα 2.9: Παράδειγμα γράφου παρουσίασης σχέσεων που αφορούν μόνο ένα συγκεκριμένο μαθητή.

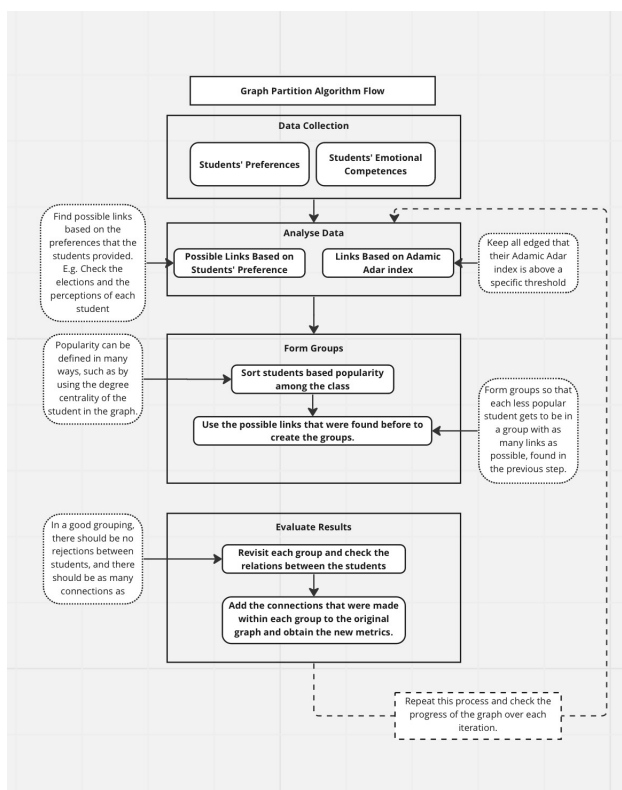
Κεφάλαιο 3

Ανάπτυξη Αλγορίθμου Διαμέρισης Γράφου

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο που δημιουργήσαμε για την διαμέριση των γράφων που έχουν προκύψει από το ερωτηματολόγιο στο emosociograms. Πρόκειται για μικρούς γράφους (20-30) κόμβων, καθώς αντικατοπτρίζουν μια σχολική τάξη όπου συνήθως δεν υπερβαίνει αυτό τον αριθμό μαθητών.

3.1 Παρουσίαση Αλγορίθμου

Στόχος του αλγορίθμου είναι η διαμέριση της σχολικής τάξης σε μικρότερες ομάδες, έτσι ώστε ο καθηγητής να μπορεί να προτείνει συγκεκριμένες δραστηριότητες στην κάθε ομάδα, με αποτέλεσμα τα μέλη να περάσουν χρόνο μαζί και να διαμορφώσουν νέες φιλίες. Μια γενική εικόνα των βημάτων παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα, το οποίο θα αναλύσουμε λεπτομερώς στα επόμενα κεφάλαια.



Σχήμα 3.1: Αλγόριθμος διαμέρισης γράφου.

3.1.1 Συλλογή δεδομένων

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούμε για τη διαμέριση της εκάστοτε σχολικής τάξης προκύπτουν από τις απαντήσεις των ερωτηματολογίων και ανήκουν σε δύο ομάδες, τα αποτελέσματα συναισθηματικής νοημοσύνης του κάθε μαθητή και τις προτιμήσεις/απορρίψεις του κάθε μαθητή. Ακολουθούν παραδείγματα και των δύο περιπτώσεων. Να σημειώσουμε ωστόσο ότι σε περίπτωση που ο καθηγητής επιλέξει να μην τρέξει κάποιο ερωτηματολόγιο συναισθηματικών χαρακτηριστικών, ο αλγόριθμος μπορεί να δουλέψει χωρίς να λαμβάνει υπόψιν αυτά τα δεδομένα. Το ανάποδο ωστόσο δεν ισχύει, καθώς θεωρούμε τις προτιμήσεις των μαθητών πολύ σημαντικές για να έχουμε ορθά αποτελέσματα. Τα δεδομένα από τον γράφο προτιμήσεις είναι τα εξής:

- Προτίμηση: φανερώνει ότι ένας μαθητής A συμπαθεί ένα μαθητή B
- Απόρριψη: φανερώνει ότι ένας μαθητής A δεν συμπαθεί ένα μαθητή B
- Εκτίμηση Προτίμησης: σημαίνει ότι ο μαθητής A πιστεύει πως ο μαθητής B τον συμπαθεί
- Εκτίμηση Απόρριψης: σημαίνει ότι ο μαθητής A πιστεύει πως ο μαθητής B δεν τον συμπαθεί

```

{
  "directed": true,
  "multigraph": true,
  "graph": {},
  "nodes": [
    {
      "node_id": "J9",
      "age": "20",
      "sex": "F",
      "id": 277
    },
    {
      "node_id": "L9",
      "age": "20",
      "sex": "F",
      "id": 278
    }
  ],
  "links": [
    {
      "weight": 8,
      "criterion": "social",
      "source": 277,
      "target": 278,
      "key": "preference"
    },
    {
      "weight": 8,
      "criterion": "social",
      "source": 277,
      "target": 278,
      "key": "perception_preference"
    },
    {
      "weight": 8,
      "criterion": "work",
      "source": 277,
      "target": 278,
      "key": "wpreference"
    }
  ],
  {
    "id_member": 113,
    "Self - Awareness": 56,
    "Empathy": 52,
    "Emotional Regulation": 64.29,
    "Flexibility": 70,
    "Influence": 57.5,
    "Emotion Expression": 50,
    "Optimism": 54,
    "Assertiveness": 44,
    "Self-motivation": 64,
    "Relationships": 63.33,
    "Self - esteem": 63.64,
    "Teamwork": 80,
    "EmoSocio Total": 59.9,
    "perception_preference_betweenness": 0.1179166666666667,
    "perception_preference_closeness": 0.470588235294118,
    "perception_preference_degree": 0.6875,
    "perception_rejection_betweenness": 0.002450980392157,
    "perception_rejection_closeness": 0.173010380622837,
    "perception_rejection_degree": 0.176470588235294,
    "preference_betweenness": 0.071775793650794,
    "preference_closeness": 0.615384615384615,
    "preference_degree": 0.75,
    "rejection_betweenness": 0.040441176470588,
    "rejection_closeness": 0.058823529411765,
    "rejection_degree": 0.176470588235294,
    "Ant": 0.06
  },
  {
    "id_member": 116,
    "Self - Awareness": 40,
    "Empathy": 50,
    "Emotional Regulation": 45.71,
    "Flexibility": 70,
    "Influence": 70,
    "Emotion Expression": 50,
    "Optimism": 50,
    "Assertiveness": 56,
    "Self-motivation": 68,
    "Relationships": 75
  }
}

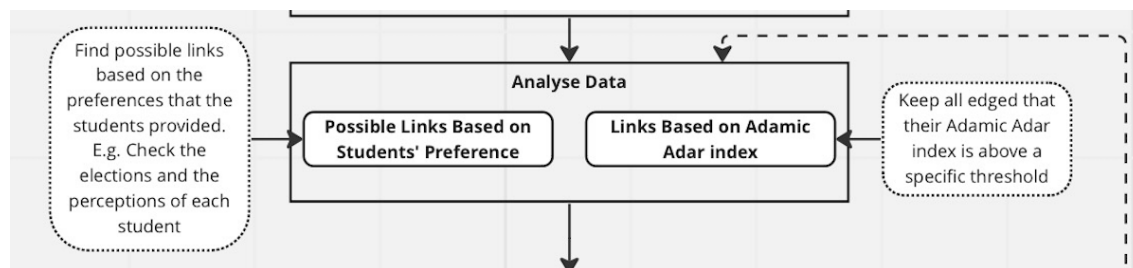
```

Σχήμα 3.2: Παράδειγμα δεδομένων προτίμησης μεταξύ των μαθητών και συναισθηματικών χαρακτηριστικών.

3.1.2 Link Prediction

Όπως φανερώνει και ο τίτλος, σε αυτό το βήμα αναζητούμε να βρούμε πιθανά links στον γράφο. Για την επίτευξη του συγκεκριμένου στόχου αναζητούμε πιθανές ζεύξεις με 2 τρόπους. Ο πρώτος είναι μια πιο ειδική προσέγγιση που είναι εξειδικευμένη στον τύπο των δεδομένων που έχουμε. Πιο συγκεκριμένα, ορίζουμε ορισμένες περιπτώσεις όπου πιστεύουμε πως αν οι μαθητές περάσουν χρόνο μαζί στα πλαίσια των ομαδικών δραστηριοτήτων είναι πιθανό να σχηματίσουν φιλίες. Οι περιπτώσεις αυτές είναι οι εξής:

- Κριτήριο 1: Ο μαθητής A συμπαθεί τον μαθητή B, αλλά ο μαθητής B πιστεύει πως ο μαθητής A τον αντιπαθεί.
- Κριτήριο 2: Ο μαθητής A συμπαθεί τον μαθητή B και ο μαθητής B πιστεύει πως ο A τον συμπαθεί.
- Κριτήριο 3: Ο μαθητής A συμπαθεί τον μαθητή B με τον B να μην έχει εκφράσει ούτε



Σχήμα 3.3: Βήμα 2: Ανάλυση Δεδομένων.

συμπάθεια ούτε το αντίθετο προς τον Α.

Σημειώνουμε πως τα κριτήρια έχουν διαφορετική βαρύτητα και τα θεωρούμε μεγαλύτερης σημασίας σύμφωνα με τη σειρά που παρουσιάζονται.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιούμε και κάποιες κλασικές τεχνικές link prediction με τη μετρική Adamic-Adar. Επειδή ο γράφος μας είναι κατευθυνόμενος και δεν μπορούμε να βρούμε τη μετρική Adamic-Adar μετατρέπουμε τον γράφο σε μη κατευθυνόμενο με το παρακάτω τέχνασμα.

Για κάθε ακμή του γράφου, ελέγχουμε αν υπάρχει μια αντίστοιχη με αντίθετη φορά, δηλαδή, αν υπάρχει μια ακμή από το Α προς το Β, ελέγχουμε αν υπάρχει και μια από το Β προς το Α. Έτσι δημιουργούμε έναν νέο γράφο όπου είναι μη κατευθυνόμενος και περιέχει μόνο τις ακμές που ήταν προς τις δύο κατευθύνσεις.

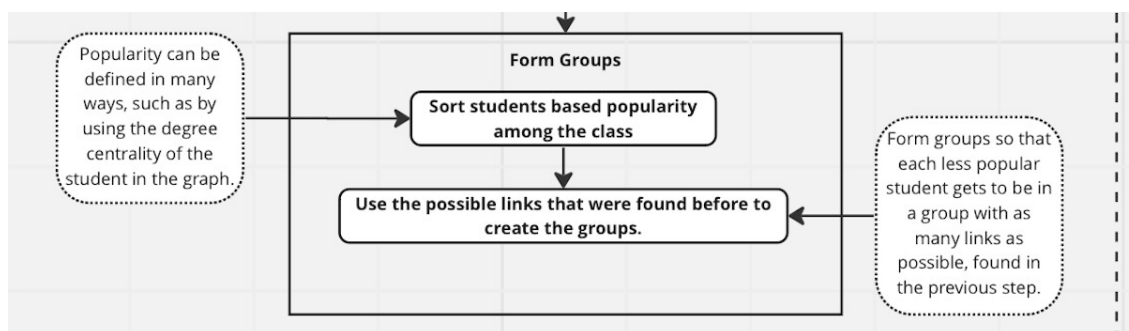
Σε αυτό το σημείο μετατρέπουμε τον γράφο απόρριψης και τον γράφο προτίμησης σε μη-κατευθυνόμενους και υπολογίζουμε τη μετρική Adamic-Adar μεταξύ όλων των κόμβων. Στην περίπτωση που κάποιο ζεύγος από τον γράφο προτίμησης περνάει το κατώφλι της τιμής 1, το θεωρούμε πιθανό link και το κρατάμε σαν επιλογή. Από την άλλη αν κάποιο ζεύγος από τον γράφο απόρριψης περνάει την τιμή 1 αποφεύγουμε να το χρησιμοποιήσουμε σε οποιοδήποτε ομάδα.

Μετά από όλες αυτές τις διαδικασίες έχουμε για κάθε κόμβο του γράφου μια λίστα από κόμβους που θεωρούμε links και μια λίστα από κόμβους που θέλουμε να αποφύγουμε από το partition. Σαν τελευταίο βήμα, ταξινομούμε τη λίστα με βάση το ei total score του κάθε μαθητή σε φθίνουσα σειρά.

3.1.3 Σχηματισμός Ομάδων

Έχοντας πλέον τόσο τα πιθανά links όσο και τα ψυχολογικά χαρακτηριστικά του κάθε μαθητή, μπορούμε να ξεκινήσουμε τη διαδικασία του partitioning. Ο αλγόριθμός που θα παρουσιάσουμε είναι ένας best effort αλγόριθμος που έχει ως στόχο να δημιουργήσει την ομάδα γύρω από τους μαθητές όπου έχουν τη λιγότερη αποδοχή από την τάξη. Για να κατατάξουμε τους μαθητές με βάση τη δημοτικότητα τους, υπολογίζουμε τον κεντρικότητα βαθμού εισόδου του κάθε κόμβου και τους ταξινομούμε από το μικρότερο στο μεγαλύτερο.

Στο επόμενο βήμα αποφασίζουμε τον αριθμό των ομάδων που θέλουμε να φτιάξουμε ανάλογα με τον αριθμό της τάξης και το μέγεθος των ομάδων που θέλουμε να έχουμε. Για



Σχήμα 3.4: Βήμα 3: Δημιουργία Ομάδων.

παράδειγμα, αν μια τάξη αποτελείται από 25 μαθητές και θέλουμε να έχουμε ομάδες των 5 ατόμων δημιουργούμε 5 αρχικά κενές ομάδες. Στη συνέχεια προσθέτουμε σε κάθε ομάδα με τη σειρά τους 5 πρώτους κόμβους της λίστας. Έχουμε λοιπόν σε αυτό το σημείο X ομάδες με 1 άτομο η κάθε μια. Ξεκινάμε τώρα και προσθέτουμε μαθητές σε κάθε ομάδα από τη λίστα των πιθανών links που έχουμε για τον κάθε μαθητή. Σε κάθε περίπτωση προσέχουμε ο κάθε νέος μαθητής που προστίθεται να μην έχει δηλώσει πως απορρίπτει κάποιο μέλος της ομάδας. Αν δούμε πως θέλουμε να προσθέσουμε σε μια ομάδα ένα μαθητή όπου έχει ήδη προστεθεί σε κάποια άλλη ομάδα, ελέγχουμε αν μπορούμε να αντικαταστήσουμε τον μαθητή στην άλλη ομάδα με κάποιον που να ανήκει στο ίδιο κριτήριο με μια διαδικασία σαν dfs.

Αν ένας γράφος είχε πάρα πολλές απορρίψεις μπορεί να παρατηρήσουμε πως δεν είναι δυνατό να δημιουργήσουμε μια διαμέριση που δεν περιέχει έστω και μια απόρριψη. Σε αυτή την περίπτωση προσπαθούμε να προσθέσουμε ένα μαθητή που έχει όσο το δυνατόν μεγαλύτερο score στην κατηγορία empathy των ψυχομετρικών test.

3.2 Υλοποίηση Αλγορίθμου

Η υλοποίηση του αλγόριθμου έγινε με python3 χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα που υπήρχαν στο emosociograms από τη χρήση του σε σχολεία μέχρι στιγμής (αφού φυσικά αλλάξαμε τα ονόματα των μαθητών, προστατεύοντας τα προσωπικά τους στοιχεία). Θα παρουσιάσουμε κομμάτια κώδικα από το κάθε βήμα με σκοπό να δώσουμε μια συνοπτική εικόνα στον αναγνώστη. Ολόκληρη η υλοποίηση μπορεί να βρεθεί εδώ [2].

3.2.1 Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων

Για τη συλλογή των δεδομένων κάναμε εξαγωγή των δεδομένων από τη βάση δεδομένων και στη συνέχεια τα μετατρέψαμε σε αρχεία μορφής json σαν αυτά που παρουσιάσαμε προηγουμένως. Στη συνέχεια, για να δούμε ποιοι μαθητές βρίσκονται στην εκάστοτε κατηγορία δημιουργήσαμε τις παρακάτω συναρτήσεις, οι οποίες επιστρέφουν κάποια dictionaries με όλα τα intuitive links για τον κάθε μαθητή.

```

for key, values in no_mutual_preference.items():
    for node in values:
        if key in perception_preference_graph_edges[node] and key not in rejection_graph_edges[node]:
            preference_and_perception_preference[key].add(node)
            all_possible_links[key].add(node)
            all_possible_links[node].add(key)
        elif key in rejection_graph_edges[node]:
            preference_and_rejected[key].add(node)
            preference_and_rejected[node].add(key)
        elif key in perception_rejection_graph_edges[node] and key not in rejection_graph_edges[node]:
            preference_and_perception_rejection[key].add(node)
            all_possible_links[key].add(node)
            all_possible_links[node].add(key)

for node in nodes:
    for key, values in no_mutual_preference.items():
        if node in values and key not in rejection_graph_edges[node] and node not in rejection_graph_edges[key]:
            all_possible_links[node].add(key)
            node_is_preference[node].add(key)

```

Σχήμα 3.5: Παραγωγή των dictionaries με τα links του κάθε κριτηρίου

Με τη συγκεκριμένη συνάρτηση τώρα φτιάχνουμε τον μη-κατευθυνόμενο γράφο και έπειτα με χρήση του networkX παίρνουμε τα αποτελέσματα της μετρικής Adamic-Adar.

```

def link_prediction_adar(nodes, all_nodes):
    graph = nx.Graph()

    for key in nodes:
        for item in nodes[key]:
            graph.add_edge(key, item)

    return graph

```

Σχήμα 3.6: Παραγωγή του μη-κατευθυνόμενου γράφου

3.2.2 Δημιουργία ομάδων

Στο σημείο αυτό παραθέτουμε κομμάτια του κώδικα για την παραγωγή των ομάδων. Στο παρακάτω σημείο παραθέτουμε τον κώδικα όπου υπολογίζουμε τη κεντρικότητα βαθμού με σκοπό να δούμε τη δημοτικότητα του κάθε μαθητή και δημιουργούμε τις αρχικά κενές ομάδες. Στη συνέχεια ακολουθεί το κομμάτι κώδικα όπου προσθέτουμε με τη σειρά μαθητές σε κάθε ομάδα.

```

nodes_in_centrality = list(map(lambda x: x[0], preference_graph.in_degree_centrality().items()))
in_degree_centrality = preference_graph.in_degree_centrality()

for node in all_nodes:
    if node not in nodes_in_centrality:
        in_degree_centrality[node] = 0.0

centr = list(in_degree_centrality.items())

for node in all_nodes:
    if node not in in_degree_centrality:
        centr.append((node, 0))

in_degree_centrality = sorted(centr, key=lambda x: x[1])

groups = [[] for _ in range(len(all_nodes) // group_size)]

```

Σχήμα 3.7: Υπολογισμός της κεντρικότητας βαθμού και δημιουργία κενών ομάδων

```

# step 2, fill the groups
# in each iteration, try to place the "most suited" node to each group. If this node is already used, try to
# replace it and fill the previous group.
for group in groups:
    fill_the_group(group, group_size, used_nodes, rejection_graph,
                  preference_and_perception_preference, degree_centrality_dict)
    fill_the_group(group, group_size, used_nodes, rejection_graph,
                  link_prediction_nodes, degree_centrality_dict)
    fill_the_group(group, group_size, used_nodes, rejection_graph,
                  preference_and_perception_rejection, degree_centrality_dict)
    fill_the_group(group, group_size, used_nodes, rejection_graph,
                  node_is_preference, degree_centrality_dict)
    fill_the_group_v1(group, group_size, group[0], used_nodes, rejection_graph,
                     get_edge_dict(preference_graph.get_edges(), all_nodes), degree_centrality_dict)

```

Σχήμα 3.8: Παρουσίαση "γεμίματος" ομάδων, πρώτα προσθέτουμε κόμβους του κριτηρίου 1, μετά μέσω του Adamic-Adar και μετά με τα άβλητα 2 κριτήρια

```

def fill_the_group(current_group, maximum_participants_per_group, used_nodes, rejection_graph, links, centrality):
    node = current_group[0]

    if node not in links:
        return False
    current_links = sorted(list(links[node]), key=lambda x: ei_data[int(x)]["total"] if int(x) in ei_data else 0)
    for connection in current_links:
        if len(current_group) >= maximum_participants_per_group:
            break

        if connection not in used_nodes:
            add_node_to_group(rejection_graph, connection, current_group, used_nodes)

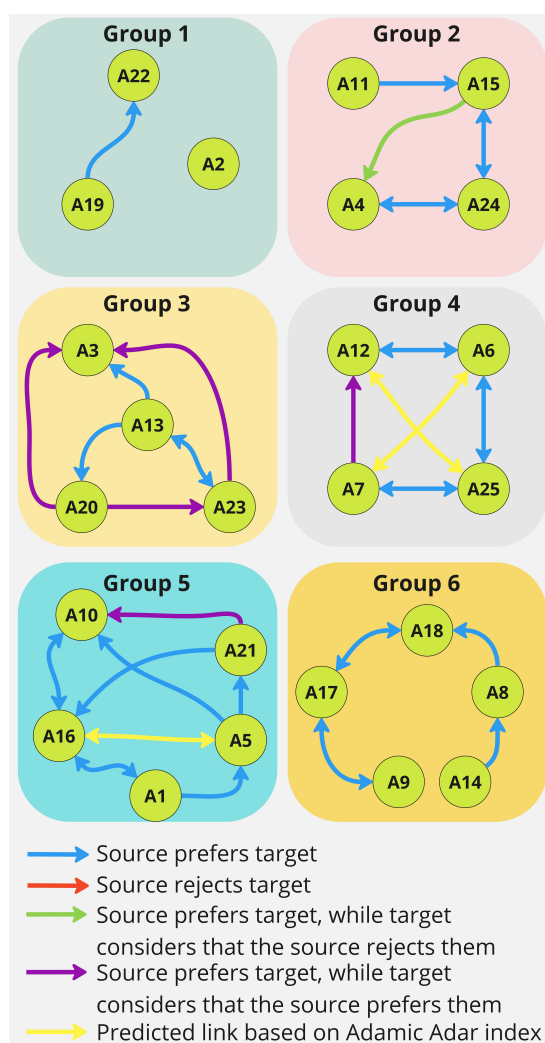
        elif node != connection and can_add_node(current_group, connection) and dfs(connection, node):
            add_node_to_group(rejection_graph, connection, current_group, used_nodes)

```

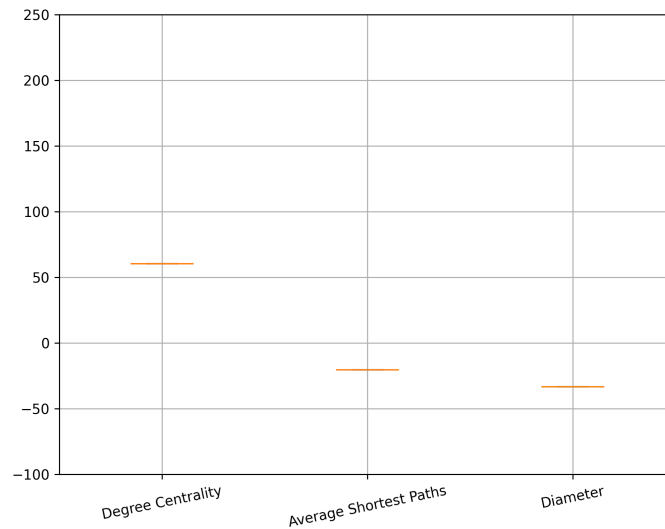
Σχήμα 3.9: Περιεχόμενο της συνάρτησης

3.3 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Για να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα των groups που προέκυψαν παρατηρήσαμε τη διαφορά που θα είχε ο αρχικός γράφος προτιμήσεων αν οι μαθητές που ανήκουν στο ίδιο group και είναι μέσα στις λίστες των link prediction, πράγματι γίνουν links. Στην παρακάτω εικόνα παραθέτουμε ένα παράδειγμα από τη διαμέριση μιας ομάδας [26].



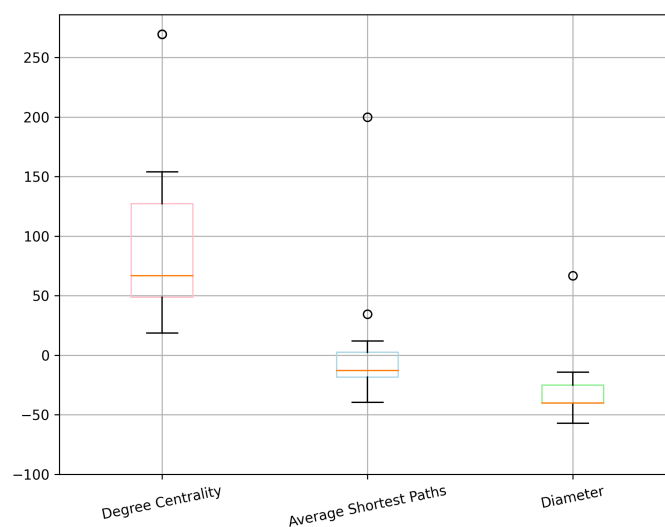
Αν υποθέσουμε εδώ ότι όλα τα predicted links γίνουν πραγματικά τα αποτελέσματα των μετρίκων θα είναι πολύ καλύτερα για τη συνολική τάξη. Παραθέτουμε στην επόμενη εικόνα τα αποτελέσματα για κάποιες μετρίκες για τη συγκεκριμένη ομάδα. Στην εικόνα αριστερά, παρατηρούμε επίσης ότι έχουμε και ακμές διαφόρων τύπων, το πιο σημαντικό όμως είναι ότι δεν έχουμε καμία ομάδα όπου να υπάρχει απόρριψη προς κάποιον μαθητή.



Σχήμα 3.10: αποτελέσματα μετρικών σχέσεων

Στην παραπάνω εικόνα βλέπουμε τα αποτελέσματα για την εν λόγω ομάδα. Όπως φαίνεται, η κεντρικότητα βαθμού κόμβου ανεβαίνει που είναι θετικό καθώς σημαίνει ότι έχουμε περισσότερες ακμές στον γράφο προτιμήσεων, ο μέσος όρος των συντομότερων μονοπατιών μειώνεται που σημαίνει ότι οι μαθητές είναι πιο κοντά από ότι ήταν πριν και τέλος, η διάμετρος του γράφου μειώνεται που σημαίνει ότι οι πιο απομακρυσμένοι μαθητές έχουν έρθει πιο κοντά με κάποιους μαθητές.

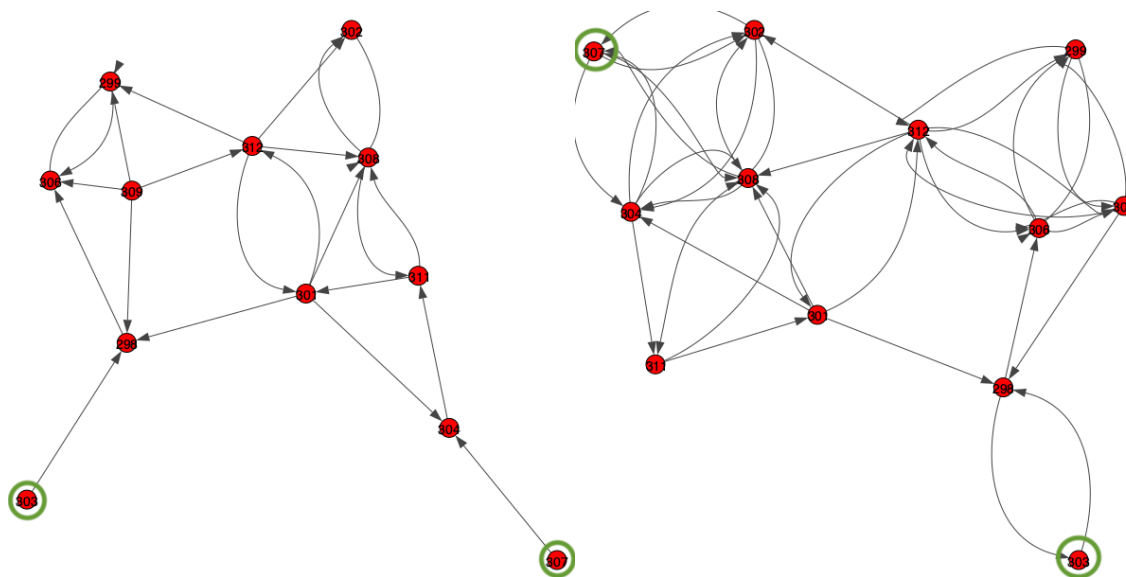
Συγκεντρωτικά, τρέχοντας τον αλγόριθμο σε 36 ομάδες που είχαν συμπληρώσει τα ερωτηματολόγια η εικόνα που πήραμε ήταν πολύ καλή καθώς είδαμε ότι κατά μέσο όρο οι μετρικές βελτιώνονται σημαντικά.



Σχήμα 3.11: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα μετρικών σχέσεων

Κάτι σημαντικό που αξίζει να σημειωθεί είναι πως στον παραπάνω γράφο φαίνεται πως σε κάποιες περιπτώσεις το μέσο μήκος μονοπατιού μπορεί και να μεγαλώνει. Αυτό συμβαίνει

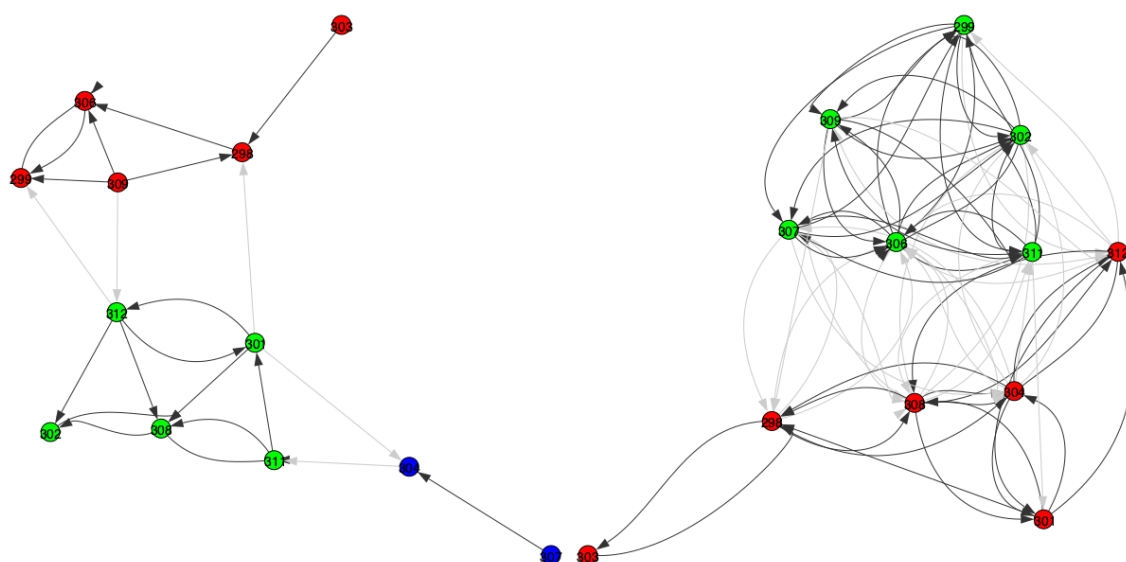
διότι σε ορισμένες περιπτώσεις όπου μπορεί να υπάρχει κάποιος απομονωμένος κόμβος, τα μονοπάτια που καταλήγουν σε αυτό τον κόμβο δεν λαμβάνονται υπόψιν καθώς δεν υπάρχει κάποιο μονοπάτι προς αυτούς. Ωστόσο, στον επόμενο γράφο που θα παραχθεί, αν τελικά αυτοί οι κόμβοι ενωθούν με τους υπόλοιπους το μέσο μήκος ελάχιστων μονοπατιών μεγαλώνει καθώς πλέον συμπεριλαμβάνονται περισσότεροι κόμβοι. Ένα τέτοιο παράδειγμα αποτυπώνεται στην παρακάτω εικόνα όπου οι κόμβοι 303 και 307 δεν συμμετείχαν σε πολλά ελάχιστα μονοπάτια καθώς δεν υπάρχει κάποιο μονοπάτι που οδηγεί σε αυτούς, ωστόσο μετά τη διαμέριση έχουν δημιουργηθεί τέτοιοι δρόμοι.



Σχήμα 3.12: Εικόνα του γράφου πριν και μετά τη διαμέριση.

Τέλος, παρατηρήσαμε ότι αν τρέξουμε αλγόριθμο εύρεσης κοινοτήτων *leiden* πριν και μετά τη διαδικασία της διαμέρισης γράφων, ο αριθμός κοινοτήτων μειώνεται σε αρκετές περιπτώσεις. Για παράδειγμα, στην παραπάνω ομάδα η εικόνα την κοινοτήτων είναι η εξής. Σημειώνουμε ότι αυτό το αποτέλεσμα προέκυψε μετά από 2 επαναλήψεις του συγκεκριμένου αλγορίθμου, δηλαδή δύο πειράματα.

Όπως φαίνεται στο σχήμα, αρχικά είχαμε τρεις κοινότητες, ωστόσο στη συνέχεια έχουμε δύο, καθώς η απομονωμένη μπλε κοινότητα εντάχθηκε στις άλλες δύο.



Σχήμα 3.13: Κοινότητες που εντοπίστηκαν πριν και μετά τη διαμέριση.

Μέρος

Πρακτικό Μέρος

Κεφάλαιο 4

Ενσωμάτωση στο EmoSociograms

Προκειμένου να μπορούμε να δώσουμε την ευκαιρία στους εκπαιδευτικούς να μπορούν να χρησιμοποιήσουν το graph partition εντάξαμε τον αλγόριθμο διαμέρισης στο emosociograms. Ο τελικός χρήστης θα έχει τη δυνατότητα να δημιουργήσει partitions αν και εφόσον έχουν ολοκληρώθει τα ερωτηματολόγια CEI που είναι αυτό που μας δίνουν τις προτιμήσεις των μαθητών. Η υλοποίηση έγινε με τα εργαλεία που είχαν ήδη χρησιμοποιηθεί στο emosociograms. Για το Frontend χρησιμοποιήθηκε Vue.js και για το Backend python3 με το Framework Flask. Η βάση δεδομένων είναι MySQL.

4.1 Database Migration

Για να μπορούμε να αποθηκεύουμε τις διαμερίσεις που φτιάχνει ο κάθε τελικός χρήστης, χρειάστηκε να προσθέσουμε ένα καινούργιο table στη βάση δεδομένων που έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

group-partition	
id	uuid
emo_test_id	INT
group_id	INT
socio_test_id	INT
suggested_partition	Json
provided_partition	Json
createad_at	BIGINT

Σχήμα 4.1: Table group-partition

Τα πεδία που υπάρχουν στο καινούργιο table είναι τα εξής:

- id: το βασικό κλειδί.
- emo_test_id: foreign key του πίνακα test.
- socio_test_id: foreign key του πίνακα test.
- group_id: foreign key του πίνακα groups.

- **suggested_partition**: json αρχείο που περιέχει τη διαμέριση που προτείναμε εμείς στον χρήστη.
- **provided_partition**: json αρχείο που περιέχει τη διαμέριση που έφτιαξε και αποθήκευσε ο χρήστης.
- **created_at**: το epoch timestamp σε UTC της δημιουργίας της διαμέρισης.

Όπως φαίνεται και στο schema αποθηκεύουμε και τη διαμέριση που προτείναμε και αυτή που διαλέγει ο χρήστης με σκοπό να μπορέσουμε στο μέλλον να συγκρίνουμε τις δύο αυτές επιλογές.

4.2 Προσθήκη νέων endpoints και προσθήκη νέων dependencies

Για τη διαχείριση των νέων δεδομένων προσθέσαμε μερικά νέα endpoints στο backend.

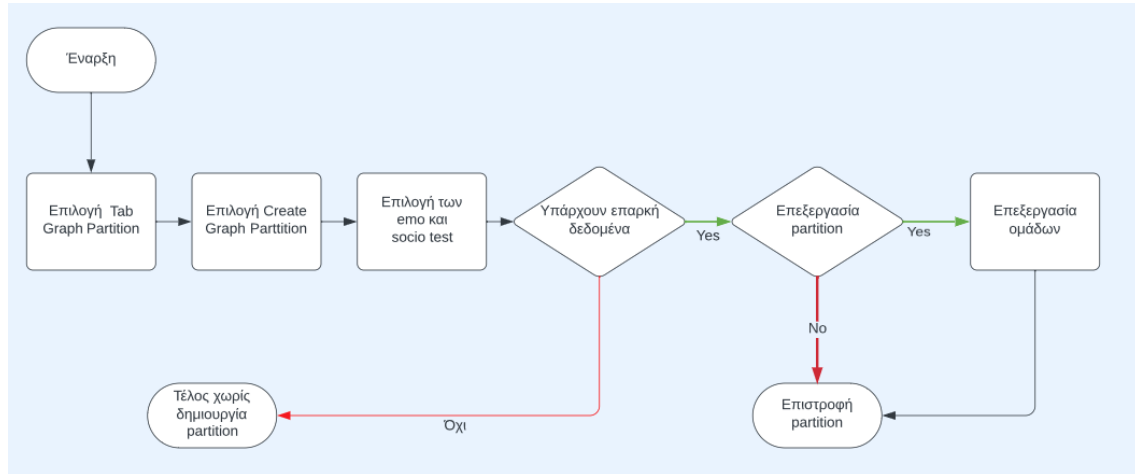
Route	Method	Description
/groups/<int:group_id>/graph-partition	GET	Retrieve graph partition data for a specific group.
/graph-partition/<int:group_id>/<int:socio_test_id>/<int:emo_test_id>	GET	Retrieve graph partition data for a group with specific socio and emotional intelligence tests.
/graph-partition	POST	Save a new graph partition for a group.
/graph-partition/<int:group_id>	GET	Retrieve all graph partitions for a specific group.

Σχετικά με τις βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν στο συγκεκριμένο project, ενδεικτικά αναφέρουμε ότι κάναμε προσθήκη των βιβλιοθηκών επεξεργασίας, διαχείρισης, ανάλυσης γράφων, networkX και igraph.

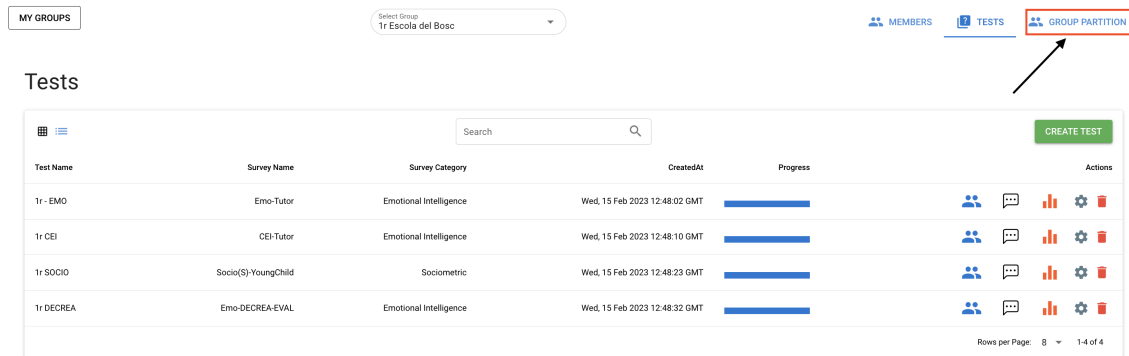
4.3 Προσθήκη νέων σελίδων στο emosociograms

Αρχικά δημιουργήσαμε ένα καινούργιο section όπου ο χρήστης μπορεί να δει όλες διαμερίσεις έχει αποθηκεύσει αλλά και να δημιουργήσει καινούργιες.

Κάνοντας click στο νέο tab ο χρήστης βλέπει όλες τις διαμερίσεις που έχει αποθηκεύσει στο παρελθόν καθώς και ένα κουμπί που του επιτρέπει να δημιουργήσει μια νέα.



Σχήμα 4.2: Flow Chart δημιουργίας ενός νέου partition.

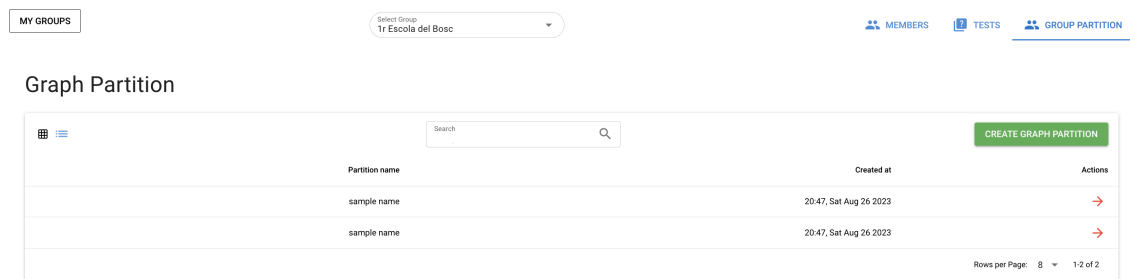


Σχήμα 4.3: Δημιουργία ενός καινούργιου tab για τις διαμερίσεις.

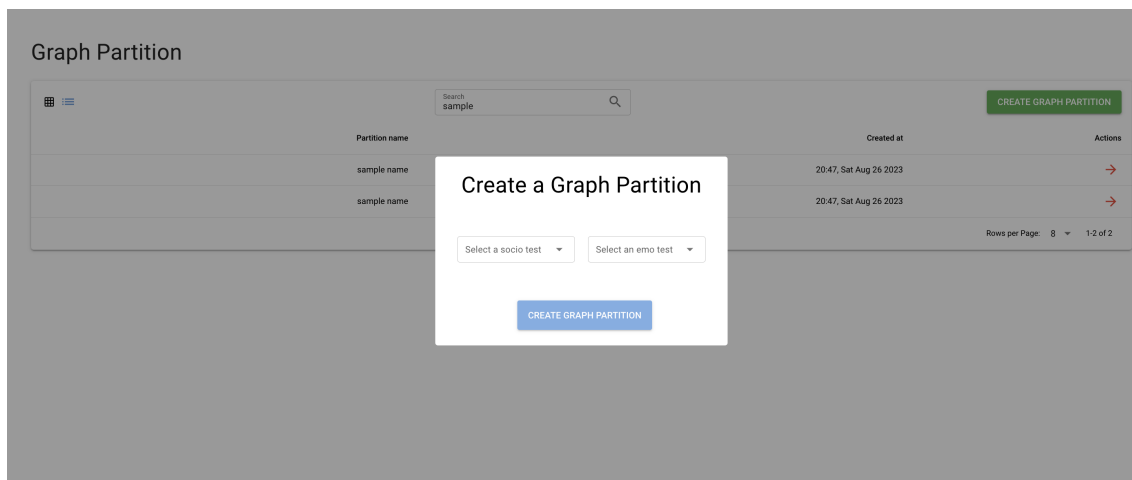
Για να δημιουργήσουμε τώρα ένα νέο partition κάνουμε κλικ στο πράσινο κουμπί και εμφανίζεται ένα modal που μπορούμε να επιλέξουμε ποια τεστ θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε.

Αφού επιλέξουμε τεστ, κατευθυνόμαστε σε ένα δεύτερο modal το οποίο έχει την προτεινόμενη διαμέριση. Σε αυτό το σημείο μπορούμε να επεξεργαστούμε τη συγκεκριμένη διαμέριση και να αλλάξουμε τα μέλη των ομάδων. Στο τέλος μπορούμε να αποθηκεύσουμε τη διαμέριση όταν επιλέξουμε ένα όνομα. Σημειώνουμε ότι έχουμε κρύψει τα ονόματα των μαθητών για προστασία των προσωπικών δεδομένων.

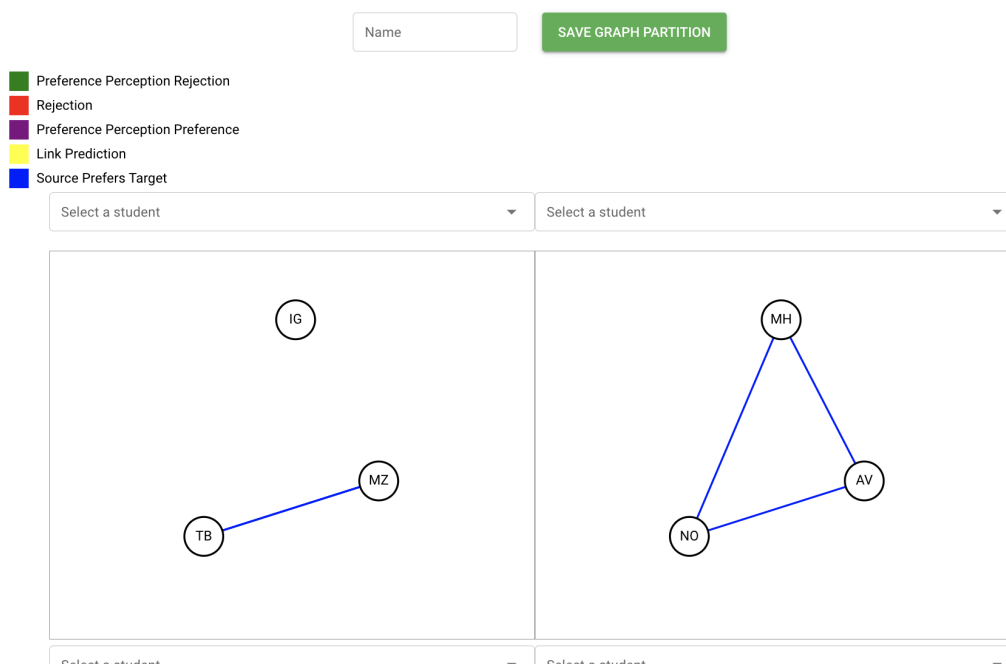
Στην αρχική σελίδα των graph partition μπορούμε πλέον να δούμε και το νέο partition που μόλις δημιουργήθηκε.



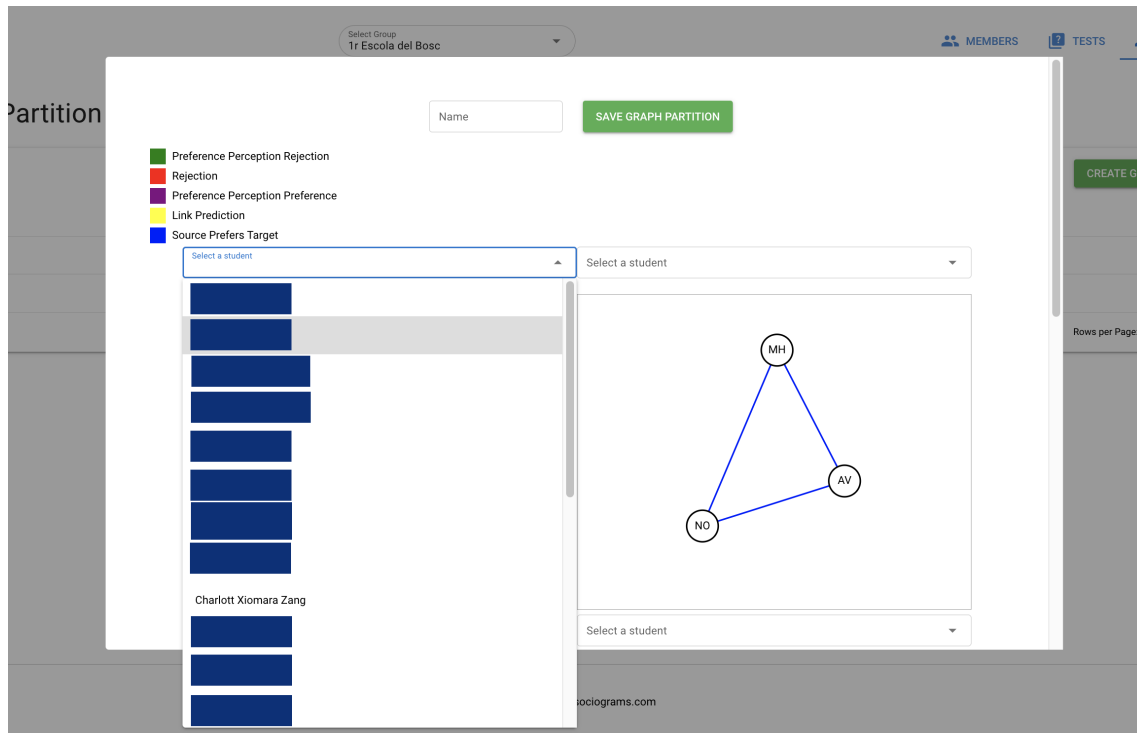
Σχήμα 4.4: Σελίδα διαμερίσεων.



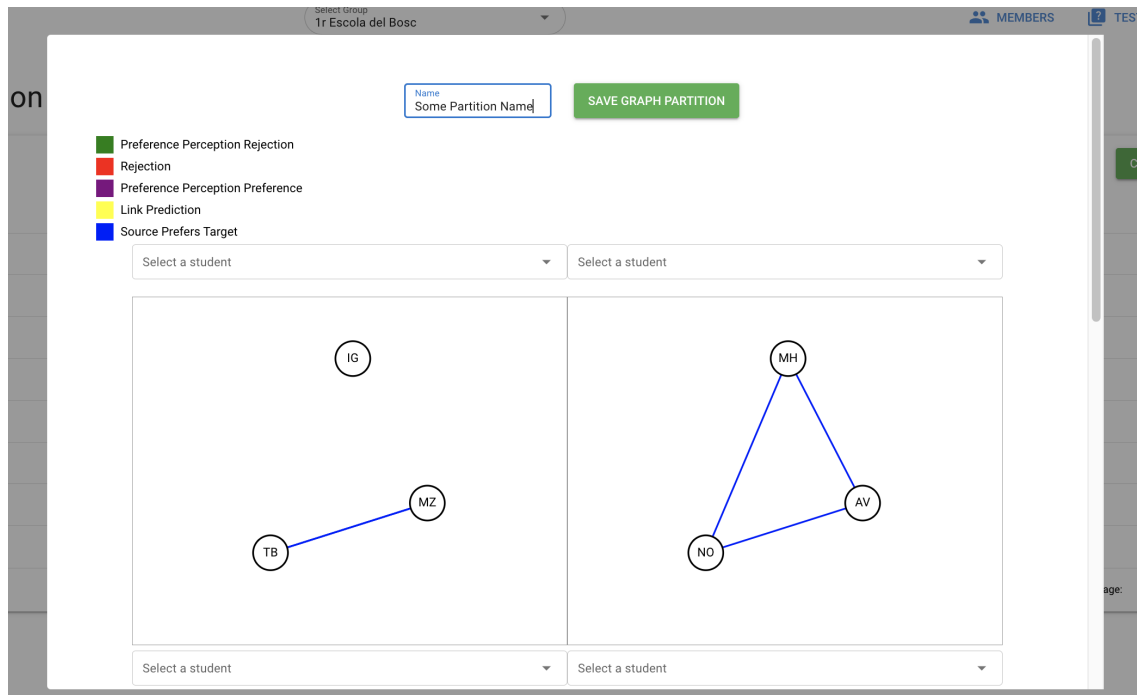
Σχήμα 4.5: modal επιλογής τεστ.



Σχήμα 4.6: modal προβολής διαμέρισης.






Σχήμα 4.7: Προσθήκη μαθητή σε νέα ομάδα.

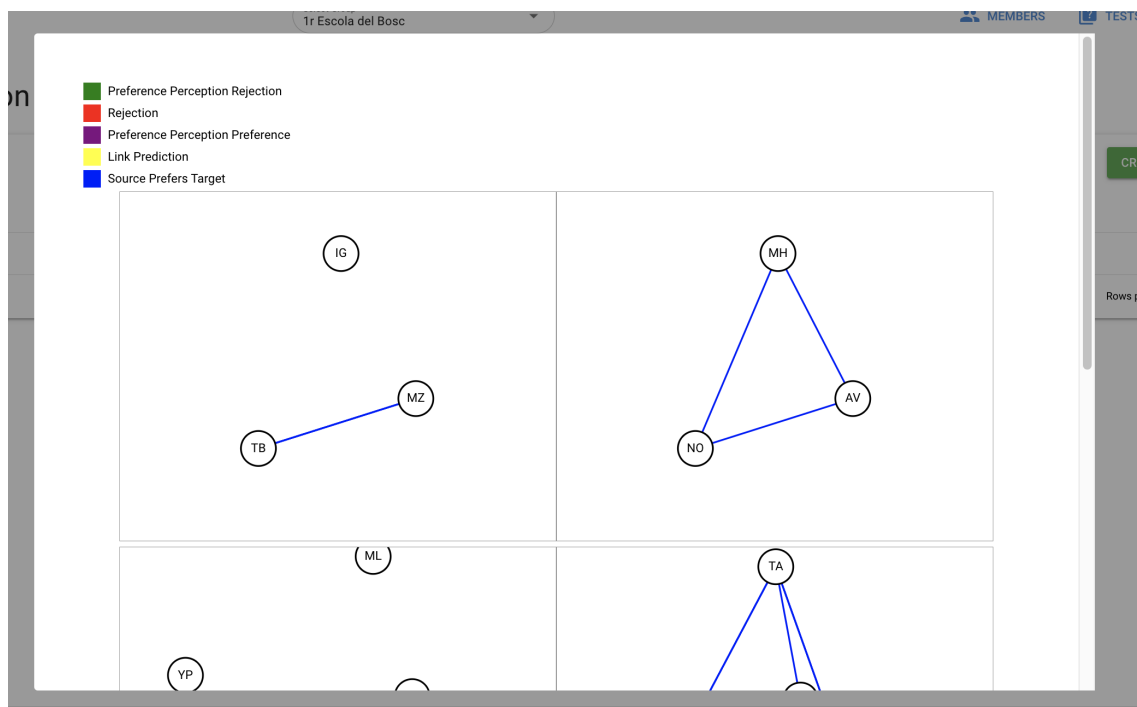


Σχήμα 4.8: Προσθήκη ονόματος και αποθήκευση.

Graph Partition

	<input type="text" value="Search some"/>		CREATE GRAPH PARTITION
Partition name	Created at	Actions	
Some Partition Name	22.18, Thu Oct 19 2023		
Rows per Page: 8		1-1 of 1	

Σχήμα 4.9: Προβολή ανανεωμένης λίστας.



Σχήμα 4.10: Προβολή παλιού partition

Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις

5.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, οι διαπροσωπικές σχέσεις μεταξύ των μαθητών αποτελούν ένα πολύ σημαντικό κεφάλαιο στην ομαλή και γόνιμη εκπαιδευτική διαδικασία. Ένα περιβάλλον όπου δεν υπάρχουν έντονες διαμάχες μεταξύ των μαθητών μπορεί να βοηθήσει τόσο τον εκπαιδευτικό να αποδώσει όσο το δυνατόν καλύτερα τις γνώσεις στους μαθητές αλλά και τους ίδιους τους μαθητές να μπορούν να έχουν μια πιο ευχάριστη καθημερινότητα. Αυτό είναι και το βασικό πλαίσιο στο οποίο στηρίχθηκε η ανάπτυξη του *emosociograms* αλλά και του αλγορίθμου διαμέρισης που προτείνουμε. Ήδη, το *emosociograms* έχει χρησιμοποιηθεί σε πάνω από 40 σχολεία σε Ελλάδα, Ρουμανία και Ισπανία, δίνοντας πολύ σημαντικές πληροφορίες στους εκπαιδευτικούς. Ο στόχος μας είναι να προσθέσουμε το νέο *feature* έτσι ώστε να παρέχει ακόμα περισσότερες ενδιαφέρουσες παρατηρήσεις.

Η εργασία που εκπονήθηκε μπορεί να χωριστεί σε δύο μέρη. Το πρώτο είναι η υλοποίηση ενός καινοτόμου αλγορίθμου που δημιουργεί μια νέα οπτική στην έρευνα των σχολικών κοινωνικών σχέσεων. Στο δρόμο προς την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιήσαμε καινούργιες ιδέες όπως οι ενστικτώδεις κανόνες που βασίζονται στους τέσσερις τύπους δεδομένων που έχουμε από τα ερωτηματολόγια (αποδοχή, απόρριψη, εκτίμηση αποδοχής και εκτίμηση απόρριψης) αλλά και πιο κλασσικές τεχνικές που πηγάζουν από τη θεωρία γράφων και τον τομέα της πρόβλεψης ζεύξεων. Επιπλέον, λάβαμε υπόψιν και τα ψυχομετρικά χαρακτηριστικά των μαθητών, με σκοπό να μπορέσουμε να πετύχουμε ακόμα πιο ταιριαστά αποτελέσματα για την κάθε ομάδα. Στο τέλος, καταφέραμε να καταλήξουμε σε μια διαδικασία όπου πετυχαίνει τον αρχικό σκοπό και δίνει ένα όσο το δυνατόν καλύτερο διαμερισμό της εκάστοτε τάξης.

Στο δεύτερο μέρος, ενσωματώσαμε όλη αυτή τη λογική στο υπάρχον σύστημα, με σκοπό να μπορέσει να φτάσει στον τελικό χρήστη δίνοντας σημαντικές πληροφορίες. Η υλοποίηση ήταν μια *end to end* λύση, από τον *client* έως τον *server*. Το αποτέλεσμα είναι ένα φιλικό προς τον χρήστη περιβάλλον όπου ο κάθε εκπαιδευτικός θα μπορεί να χρησιμοποιήσει και να σχεδιάζει τις ομάδες που τελικά αυτός επιθυμεί. Φυσικά, λαμβάνοντας υπόψιν ότι η πρότασή μας μπορεί να μην είναι η καλύτερη δυνατή στο μυαλό του εκπαιδευτικού, δίνουμε τη δυνατότητα επεξεργασίας και αλλαγής των ομάδων, με σκοπό την ευελιξία χρήσης του συστήματος.

5.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, παρουσιάζουμε ορισμένες ιδέες για μελλοντικές επεκτάσεις. Ενδεικτικά αναφέρονται κάποιες κατευθύνσεις που θα μπορούσαν να ακολουθηθούν:

- Στη συγκεκριμένη εργασία προτείναμε έναν best effort αλγόριθμο που βασίζεται σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Μια αναβάθμιση θα ήταν να ορίσουμε πιο αυστηρά το πρόβλημα και να αναζητήσουμε μια βέλτιστη λύση για τη διαμέριση του γράφου. Το πρόβλημα που θα οριστεί είναι πολύ πιθανό να είναι δυσεπίλυτο με αποτέλεσμα να πρέπει να χρησιμοποιηθεί μια προσεγγιστική λύση.
- Μια πολύ ενδιαφέρουσα επέκταση που προκύπτει από τη συγκεκριμένη εργασία θα ήταν η μελέτη ενός εργαλείου που θα μπορεί να συγκρίνει τις ομάδες που προτείνει ο εκάστοτε αλγόριθμος με αυτές που εν τέλη χρησιμοποιεί ο εκπαιδευτικός. Μια τέτοια μελέτη θα μπορούσε να οδηγήσει σε σημαντικά ευρήματα που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για μια αναβάθμιση του αλγορίθμου.
- Το σύστημα μπορεί να αναβαθμίσει τις δυνατότητες που προσφέρει το συγκεκριμένο api σχετικά με τη διαμέριση γράφων. Πιο συγκεκριμένα, για να ολοκληρωθεί ο κύκλος των CRUD operations μπορεί να προστεθεί η δυνατότητα επεξεργασίας μιας διαμέρισης. Αντίστοιχα, μπορεί να προστεθεί και η δυνατότητα διαγραφής μιας αποθηκευμένης διαμέρισης.
- Στο πεδίο του user experience μπορεί επίσης να υλοποιηθεί και κάποιος πιο μοντέρνος τρόπος επεξεργασίας των ομάδων όπου θα υπάρχει για παράδειγμα drag and drop μεταξύ των αντικειμένων.

Βιβλιογραφία

- [1] "Eleni Fotopoulou, Anastasios Zafeiropoulos και Symeon Papavassiliou". *EmoSocio: An open access sociometry-enriched Emotional Intelligence model. Current Research in Behavioral Sciences*, 2021.
- [2] *Emosociograms git repository*. https://gitlab.com/netmode/emosociograms/-/tree/feature-graph-partition?ref_type=heads. Ημερομηνία πρόσβασης: 19-10-2023.
- [3] *Tarjan's Algorithm*. https://en.wikipedia.org/wiki/Tarjan%27s_strongly_connected_components_algorithm. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [4] *Dijkstra's Algorithm*. https://en.wikipedia.org/wiki/Dijkstra%27s_algorithm. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [5] *Floyd-Warshall Algorithm*. <https://brilliant.org/wiki/floyd-warshall-algorithm/>. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [6] *Erdős number*. https://en.wikipedia.org/wiki/Erdős_number. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [7] *Κεντρικότητα Βαθμού Κόμβου*. <https://en.wikipedia.org/wiki/Centrality>. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [8] *Ενδιάμεση Κεντρικότητα Κόμβου*. https://en.wikipedia.org/wiki/Betweenness_centrality. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [9] Dr. Anthony και H. Dekker. *Centrality In Social Networks: Theoretical And Simulation Approaches. Simulation Technology and Training Conference (SimTecT)*, Melbourne, Australia, 2008.
- [10] *Κεντρικότητα Εγγύτητας Κόμβου*. https://en.wikipedia.org/wiki/Closeness_centrality. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [11] *Κεντρικότητα Katz*. https://en.wikipedia.org/wiki/Katz_centrality. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [12] *Πρόβλεψη Συνδέσμων*. https://en.wikipedia.org/wiki/Link_prediction. Ημερομηνία πρόσβασης: 18-10-2023.
- [13] Yuchen Hou και Lawrence B. Holder. *Deep Learning Approach to Link Weight Prediction. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Anchorage, AK, USA, 2017.

- [14] Han Xiao, Minlie Huang και Xiaoyan Zhu. *From One Point to A Manifold: Knowledge Graph Embedding For Precise Link Prediction*. *SIGMOD*, 2015.
- [15] Aditya Grover και Jure Leskovec. *node2vec: Scalable Feature Learning for Networks*. *arXiv:1607.00653*, 2016.
- [16] Pedro Dominogs και Matthew Richardson. *Markov logic networks*. 2006.
- [17] *Ford-Fulkerson Algorithm*. <https://brilliant.org/wiki/ford-fulkerson-algorithm/>. Ημερομηνία πρόσβασης: 21-10-2023.
- [18] Andry Alamsyah και Budi Rahardjo. *Community Detection Methods in Social Network Analysis*. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, σελίδες 250–253, 2014.
- [19] *Ανίχνευση Κοινοτήτων*. <https://towardsdatascience.com/community-detection-algorithms-9bd8951e7dae>. Ημερομηνία πρόσβασης: 19-10-2023.
- [20] V. A. Traag, L. Waltman και N. J. van Eck. *From Louvain to Leiden: guaranteeing well-connected communities*. *Scientific Reports*, 2018.
- [21] Eleni Fotopoulou, Anastasios Zafeiropoulos και Albert Alegre. *Improving Social Cohesion in Educational Environments Based on A Sociometric-Oriented Emotional Intervention Approach*.
- [22] Eleni Fotopoulou, Anastasios Zafeiropoulos, Èlia López Cassà, Isaac Muro Guiu και Symeon Papavassiliou. *Collective Emotional Intelligence and Group Dynamics Interplay: Can It Be Tangible and Measurable?* *IEEE Society Section: IEEE Systems, Man and Cybernetics Society Section*, σελίδα 951 – 967, 2021.
- [23] <https://en.wikipedia.org/wiki/Sociometer>. Ημερομηνία πρόσβασης: 21-10-2023.
- [24] R. Edwards, A. S. Manstead και C. J. MacDonald. *The relationship between children's sociometric status and ability to recognize facial expressions of emotion*. *Eur. J. Soc. Psychol.*, σελίδα 235–238, 1984.
- [25] Myung Ja Oh και Yoo Lim Shin. *Influence of Empathy, Aggression, Self-Esteem on Social Preference and Social Impact in Preschoolers*. *Korean Journal of Child Education Care*, σελίδες 171–182, 2019.
- [26] Eleni Fotopoulou, Anastasios Zafeiropoulos, George Themelis, Èlia López Cassà, Isaac Muro Guiu, Christos Miamis και Symeon Papavassiliou. *EmoSociograms: an open-source psychometric tool for the assessment of social and emotional competencies of students*. *IEEE ASEE Frontiers in Education*, College Station, Texas, USA, 2023.