

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ στα

ΠΟΛΥΠΛΟΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ και ΔΙΚΤΥΑ

ΤΜΗΜΑ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΛΟΓΙΑΣ

ΤΜΗΜΑ ΓΕΩΛΟΓΙΑΣ

ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ



Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

Τίτλος Εργασίας:

**Ανάλυση Δικτύων Πληγείσων Περιοχών για την Υποστήριξη των Λειτουργιών
Διανομής σε Ανθρωπιστικές Αλυσίδες Εφοδιασμού**

**“Network Analysis at Disaster-Affected Areas for Supporting Distribution Operations
in Humanitarian Supply Chains”**

Ταουκτσής Ξενοφών

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: Χρήστος Ζηκόπουλος, Επ. Καθηγητής,
Τμήμα Οικονομικών Επιστημών Α.Π.Θ.

Εγκρίθηκε από την Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή την 14η Ιουνίου 2019.

.....
X. Ζηκόπουλος
Επ. Καθηγητής Α.Π.Θ.

.....
I. Αντωνίου
Καθηγητής Α.Π.Θ.

.....
K. Κατρακυλίδης
Καθηγητής Α.Π.Θ.

Θεσσαλονίκη, Ιούνιος 2019



.....
Ξενοφών Κ. Ταουκτσής
Διπλωματούχος Οικονομολόγος με
Μεταπτυχιακό Δίπλωμα Ειδίκευσης στη
«Διοίκηση Υπηρεσιών και Logistics» του Α.Π.Θ.

Copyright © Ξενοφών Κ. Ταουκτσής, 2019
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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 ερμηνευτεί ότι εκφράζουν τις επίσημες θέσεις του Α.Π.Θ.



Ευχαριστίες...

Ολοκληρώνοντας τις σπουδές μου στο Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών στα Πολύπλοκα Συστήματα και Δίκτυα του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης με την παρούσα ερευνητική διπλωματική εργασία, θα ήθελα να ευχαριστήσω από αυτή τη θέση όλους όσους με στήριξαν στην περάτωση της.

Ιδιαίτερα, ευχαριστώ τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Ζηκόπουλο Χρήστο, για την υπομονή και την εμπιστοσύνη που μου έδειξε στην ολοκλήρωση ενός πολύ ενδιαφέροντος και πρωτότυπου θέματος, παρέχοντάς μου τις απαραίτητες συμβουλές και οδηγίες. Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Αντωνίου Ιωάννη, για τις συμβουλές του καθώς και τις νέες και ενδιαφέρουσες γνώσεις που μου μετέδωσε κατά τη διάρκεια του κύκλου σπουδών μου στο Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Κατρακυλίδη Κωνσταντίνο για το ενδιαφέρον του, το χρόνο του και τις συμβολές του για τη διεκπεραίωση της διπλωματικής μου εργασίας.

Επιπρόσθετα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συμφοιτητές και φίλους μου, Σαριγκιόλη Λάζαρο και Χατζηευστρατίου Ιωάννη, για τις μαθηματικές γνώσεις που μου μετέδωσαν. Ακόμα, θέλω να ευχαριστήσω όλους τους υπόλοιπους καθηγητές του Μεταπτυχιακού Προγράμματος για το υψηλό επίπεδο γνώσεων που μας παρείχαν.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την υποστήριξη τους σε όλη τη διάρκεια της φοιτητικής μου πορείας, προπτυχιακά και μεταπτυχιακά καθώς και όλους μου τους φίλους και την κοπέλα μου Καρατζά Ελισάβετ για τη συμπαράσταση τους.

Ταουκτσής Ξενοφών

Ιούνιος 2019



*«Η διπλωματική εργασία, είναι αφιερωμένη στη μητέρα μου Κυριακή που έφυγε τον
Απρίλιο του 2017»*

Περίληψη

Αρχικά, παρουσιάζονται οι θεωρητικές έννοιες, σχετικά με την εφοδιαστική αλυσίδα και την ανθρωπιστική εφοδιαστική. Επιπλέον, γίνεται μελέτη εννοιών από την επιστήμη των δικτύων και τη θεωρία πληροφορίας όπως τα μέτρα κεντρικότητας και η εντροπία. Ακόμα, αναφέρονται θέματα στατιστικής ανάλυσης δεδομένων, για τη μελέτη των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων. Επιπλέον, παρουσιάζεται η σημασία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στην ποσοτική ανάλυση της έρευνας.

Στο δεύτερο κεφάλαιο, πραγματοποιείται η παρουσίαση της βιβλιογραφικής επισκόπησης σχετικά με την εμφάνιση και την αντιμετώπιση αβέβαιων καταστροφών, φυσικών ή ανθρωπογενών σύμφωνα με την επιστήμη των δικτύων. Γίνεται παρουσίαση ερευνών, σχετικών με «επιθέσεις» σε διάφορες κατηγορίες δικτύων καθώς και η χρήση των κατάλληλων μέτρων κεντρικότητας για την αντιμετώπισή μιας κρίσης.

Στο τρίτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται η μεθοδολογία για την αντιμετώπιση εμφάνισης των αβέβαιων καταστροφών σε ένα δίκτυο. Γίνεται παραγωγή εμπειρικών δεδομένων από ένα σημαντικό πλήθος τυχαίων δικτύων. Υπολογίζονται τα διάφορα μέτρα κεντρικότητας καθώς και το κόστος διανομής ως ένα τυπικό πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» του κάθε κόμβου και του κάθε δικτύου. Εντοπίζονται, οι συσχετίσεις και οι εξαρτήσεις των επιλεγμένων μεταβλητών, με σκοπό την εφαρμογή στοχευμένων «επιθέσεων» σε συνδέσεις σημαντικών κόμβων σε πραγματικά δίκτυα. Ακόμα, διεξάγονται προσομοιώσεις με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης για τον εντοπισμό του κατάλληλου κόμβου εγκατάστασης ενός κέντρου διανομής που καλείται να εξυπηρετήσει μια ανθρωπιστική εφοδιαστική.

Ολοκληρώνοντας, στο τέταρτο κεφάλαιο, γίνεται εφαρμογή των αποτελεσμάτων της ποσοτικής ανάλυσης σε μια μελέτη περίπτωσης ενός δικτύου πληγισών περιοχών της Ιαπωνίας για την παροχή ανθρωπιστικής βοήθειας. Συνδυάζονται τα συμπεράσματα από τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων καθώς και η χρήση της προβλεπτικής ικανότητας του νευρωνικού δικτύου για την καταλληλότερη επιλογή του κέντρου διανομής μετά από «επιθέσεις» σε συνδέσεις σημαντικών κόμβων του δικτύου.

ΛΕΞΕΙΣ-ΚΛΕΙΔΙΑ

Ανθρωπιστική Εφοδιαστική, Μέτρα Κεντρικότητας, Εντροπία, Επιθέσεις Δικτύων, Ανάλυση Δεδομένων.



Abstract

We choose to begin our work by thoroughly explaining some theoretical information related to supply chain and humanitarian supply chain. We also examine, information concerning “Network Science” and “Information Theory” such as centrality metrics and entropy. Furthermore, based on statistical analysis of data, we deal correlations and dependencies. Also, we underline the importance of artificial neural networks in quantitative analysis of our research.

In the second chapter, we include a detailed literature review concerning possible disasters, caused either by humans or by nature, according to network science. There is also the presentation of previous analysis related to “attacks” against different categories of networks, as well as, the use of the suitable centrality metrics as far as a crisis is concerned.

In the third chapter, we deal with the methods of facing uncertain disasters as a network. In fact, we produce empirical data from several random networks, and we also estimate centrality metrics and distribution cost, as a typical “Travel Salesman Problem”. We also, detect correlations and dependencies of the chosen variables in order to implement “attacks” against the links of important nodes in real networks. Furthermore, we carry out simulations by using “Deep Learning Artificial Neural Networks” so as to detect the suitable node for the distribution center installation.

To conclude, we finally implement the results of the quantitative analysis in the case of a network which concerns affected areas in Japan, so as to offer humanitarian support. We actually, combine the results of correlations and dependencies with the predictive ability of the “Neural Network” so as to predict and choose the suitable distribution center after next “attacks” against the links of important nodes in the network.

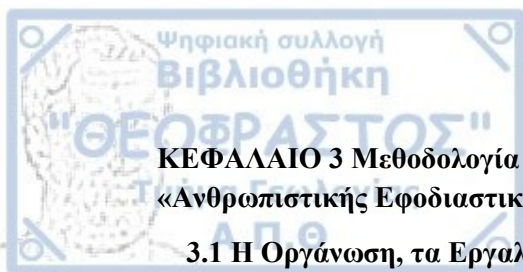
KEY WORDS

Humanitarian Logistics, Centrality Metrics, Entropy, Network Attacks, Data Analysis.



Περιεχόμενα

ΑΝΤΙ ΠΡΟΛΟΓΟΥ.....	9
ΚΙΝΗΤΡΟ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ.....	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 Εισαγωγικές Έννοιες	11
1.1 Ιστορική Αναφορά της «Εφοδιαστικής» (Logistics) και «Εφοδιαστικής Αλυσίδας» (Supply Chain).....	11
1.2 Οι έννοιες της «Εφοδιαστικής Αλυσίδας» και της «Εφοδιαστικής»	12
1.3 Διαχείριση «Ανθρωπιστικών Κρίσεων» και η «Ανθρωπιστική Εφοδιαστική Αλυσίδα»	14
1.4 Η «Επιστήμη των Δικτύων» και η «Θεωρία των Γράφων»	20
Η έννοια του «Δικτύου» και του «Γράφου» με τα βασικά χαρακτηριστικά τους.....	21
Τα βασικά μοντέλα «Δικτύων»	27
Οι «Επιθέσεις» σε Δίκτυα	28
Τα Μέτρα Κεντρικότητας (Centrality Metrics).....	29
1.5 Το Πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» (Travel Salesman Problem)	38
Αλγόριθμοι Επίλυσης του Προβλήματος του «Περιοδεύοντος Πωλητή».....	39
1.6 Διαδικασίες και Εργαλεία για την Ανάλυση Δεδομένων.....	40
Η «Εντροπία» και η Παραγωγή της Πληροφορίας	40
Στατιστική Ανάλυση Δεδομένων	44
Η συσχέτιση Pearson	44
Η συσχέτιση Spearman	45
Σύγκριση Συσχέτισης Pearson και Συσχέτισης Spearman.....	46
Η μέθοδος «Bootstrap».....	50
Διαφορά Συσχέτισης και Αιτιότητας	53
Η Μέθοδος της Διαμέρισης «Binning».....	54
Τα «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα» (Artificial Neural Networks) και η «Βαθιά Μάθηση» (Deep Learning)	55
Η Προσομοιωτική Διαδικασία (Simulation Process)	60
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 Βιβλιογραφική Επισκόπηση.....	61
2.1 Παρουσίαση της Βιβλιογραφικής Επισκόπησης	61
2.2 Συμπεράσματα από τη Βιβλιογραφική Επισκόπηση.....	78



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 Μεθοδολογία και Ποσοτική Ανάλυση	
«Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής»	79
3.1 Η Οργάνωση, τα Εργαλεία και η Μεθοδολογία της Ποσοτικής Ανάλυσης	80
Περιγραφή της Μεθοδολογίας για την Ποσοτική Ανάλυση της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής».....	81
3.2 Διεξαγωγή της Ποσοτικής Ανάλυσης με Παρουσίαση Επιλεγμένων Σεναρίων	90
Συμπεράσματα και Παρατηρήσεις από την Ανάλυση των Σεναρίων	100
3.3 Εργαλείο Λήψης Απόφασης με «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης»	101
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 Ανάλυση Μελέτης Περίπτωσης	
«Δικτύου Ανθρωπιστικής Βοήθειας».....	110
4.1 Μελέτη Περίπτωσης με πραγματικά δεδομένα περιοχών της Ιαπωνίας.....	110
4.2 Αξιολόγηση Εργαλείου Λήψης Απόφασης για την επιλογή του «Κέντρου Διανομής» σε διαφορετικά επίπεδα «επιθέσεων» σε πόλεις της Ιαπωνίας.....	137
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 Συμπεράσματα και Μελλοντική Κατεύθυνση	142
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	144
A1 – ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ «Σχεδιασμός Νευρωνικού Δικτύου»	156
A2 – ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ R-CODE	158

ΑΝΤΙ ΠΡΟΛΟΓΟΥ

Η προσφορά «Ανθρωπιστικής Βοήθειας» είναι υψίστης σημασίας για το καλύτερο μέλλον της ανθρωπότητας στον πλανήτη γη. Η εμφάνιση των όλο και αυξανόμενων φυσικών καταστροφών, η δραματική κλιματική αλλαγή καθώς και οι ανθρωπογενείς καταστροφές, έχουν σημαντικές επιπτώσεις στις ζωές των ανθρώπων. Οι οικονομικές ζημιές από τα αποτελέσματα των καταστροφών είναι τεράστιες και ο μέσος αριθμός ανθρώπων που πλήττεται ανέρχεται στα 350 εκατομμύρια ετησίως. Ακόμα, τα τελευταία χρόνια αυξήθηκε ο αριθμός των επειγόντων επεμβάσεων παροχής ανθρωπιστικής βοήθειας με περισσότερους από 120 εκατομμύρια ανθρώπους να χρειάζονται άμεση ανθρωπιστική βοήθεια και προστασία το χρόνο. Τα τελευταία έτη εμφανίζονται όλο και περισσότερες ανθρωπιστικές κρίσεις με όλο και περισσότερους ανθρώπους να πλήττονται από αυτές σε σχέση με όσα συνέβαιναν μια δεκαετία πιο πριν. Επίσης, είναι σημαντικό να τονισθεί ότι οι περισσότερες ανθρωπιστικές κρίσεις δεν είναι απόρροια ενός συγκεκριμένου γεγονότος, αλλά της αλληλεπίδρασης μεταξύ της ανθρώπινης δραστηριότητας, των φυσικών καταστροφών καθώς και των πολεμικών συγκρούσεων. Στα τέλη του 2017, η βία, ο πόλεμος και η πολιτική αστάθεια ανά τον κόσμο, ανάγκασε 68,5 εκατομμύρια ανθρώπους να «ξεριζωθούν» από τα σπίτια τους και να γίνουν πρόσφυγες πολέμου σε άλλα μέρη του πλανήτη (OCHA, 2019).

Θα μπορούσε λοιπόν κάποιος, εύκολα να συμπεράνει ότι τα αποτελέσματα των ανθρωπιστικών κρίσεων δεν είναι εύκολα διαχειρίσιμα και χρειάζονται χρόνο, χρήμα, γνώσεις για την αποτελεσματικότερη αντιμετώπιση τους. Οι ανθρωπιστικοί οργανισμοί (κυβερνητικοί και μη-κυβερνητικοί), δεν μπορούν από μόνοι τους να διαχειριστούν ένα μεγάλο δίκτυο ανάγκης άμεσης ανθρωπιστικής βοήθειας. Τα αβέβαια και πολύπλοκα αποτελέσματα μιας κρίσης, φυσικής ή ανθρωπογενούς, καθιστούν απαραίτητη την ανάγκη ειδικών σε θέματα διαχείρισης. Η εξειδίκευση σε θέματα διαχείρισης των «Εφοδιαστικών Αλυσίδων», οι γνώσεις σχετικά με την ανάλυση «Πολύπλοκων Συστημάτων και Δικτύων» καθώς και οι τεχνικές ανάλυσης δεδομένων συμβάλουν στην αποτελεσματικότερη διαχείριση εμφάνισης και αντιμετώπισης μιας κρίσης.

Όλα τα παραπάνω, αποτέλεσαν έναυσμα για τη συγγραφή της παρούσας ερευνητικής διπλωματικής εργασίας σε ό,τι αφορά τη μελέτη της ποσοτικής ανάλυσης δικτύων «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής».

ΚΙΝΗΤΡΟ ΚΑΙ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ

Α.Τ.Τις τελευταίες δύο δεκαετίες, έγινε επιτακτική η ανάγκη αντιμετώπισης των όλο και αυξανόμενων φυσικών και ανθρωπογενών καταστροφών. Οι ζημιές που προκαλούνται από καταστροφές όπως, οι σεισμοί, οι τυφώνες, οι πλημμύρες, οι πυρκαγιές, οι πόλεμοι, και οι τρομοκρατικές ενέργειες είναι τεράστιες, τόσο από πλευράς οικονομικής εξαθλίωσης όσο και από πλευράς απώλειας ανθρώπινων ζωών. Οι κρατικοί οργανισμοί και άλλες μη-κυβερνητικές οργανώσεις παίζουν καθοριστικό ρόλο στην αντιμετώπιση τέτοιων καταστροφών σε όλα τα στάδια της εμφάνισης τους.

Η συνεισφορά της ερευνητικής διπλωματικής εργασίας εντοπίζεται σε περισσότερες από μία διαστάσεις. Γίνεται προσπάθεια, να παρουσιαστούν στην ερευνητική και στη σπουδαστική κοινότητα έννοιες και διαδικασίες όχι ιδιαίτερα γνωστές αλλά και να συνδυαστούν εργαλεία από διάφορα πεδία έρευνας. Με τη βοήθεια της επιστήμης των δικτύων, τη στατιστική ανάλυση, τη θεωρία πληροφορίας, τη χρήση των νευρωνικών δικτύων καθώς και διάφορες παραδοχές σχεδίασης και λειτουργίας μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, γίνεται προσπάθεια ανάπτυξης ενός εργαλείου που θα βοηθήσει στην λήψη απόφασης για την εξυπηρέτηση ενός δικτύου ανθρωπιστικής εφοδιαστικής. Βασικός στόχος είναι, η παροχή βοήθειας στους οργανισμούς που προσπαθούν να αντιμετωπίσουν μια καταστροφή ακόμα και στο αρχικό στάδιο της εμφάνισης της, επιλέγοντας τον κατάλληλο κόμβο για την εγκατάσταση του κέντρου διανομής που θα εξασφαλίσει την αποτελεσματική διανομή της ανθρωπιστικής βοήθειας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγικές Έννοιες

Στο εισαγωγικό κεφάλαιο, παρουσιάζεται το θεωρητικό τμήμα της ερευνητικής διαδικασίας που θα βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση των εννοιών που θα χρησιμοποιηθούν για την ποσοτική ανάλυση υποστήριξης αλυσίδων «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής». Αρχικά, γίνεται αναφορά στην έννοια της Εφοδιαστικής Αλυσίδας (Supply Chain) καθώς και στη διαφορά της με την έννοια της Εφοδιαστικής (Logistics). Στη συνέχεια, γίνεται παρουσίαση της έννοιας των «Ανθρωπιστικών Αλυσίδων Εφοδιασμού» και της σημαντικότητας μελέτης τους. Ακόμα, γίνεται παρουσίαση της «Επιστήμης των Δικτύων» και τη χρήση των μέτρων κεντρικότητας που θα μας απασχολήσουν στην διεξαγωγή της ανάλυσης. Επιπλέον, πρόκειται να μελετηθεί το δίκτυο της εφοδιαστικής και το πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή». Ακόμα, θα μας απασχολήσει η έννοια της «εντροπίας» σύμφωνα με τη θεωρία πληροφορίας. Τέλος, η ερευνητική διαδικασία ολοκληρώνεται με την παρουσίαση μεθόδων ανάλυσης δεδομένων για την αποτελεσματικότερη λήψη απόφασης στην εγκατάσταση ενός «Κέντρου Διανομής».

1.1 Ιστορική Αναφορά της «Εφοδιαστικής» (Logistics) και «Εφοδιαστικής Αλυσίδας» (Supply Chain)

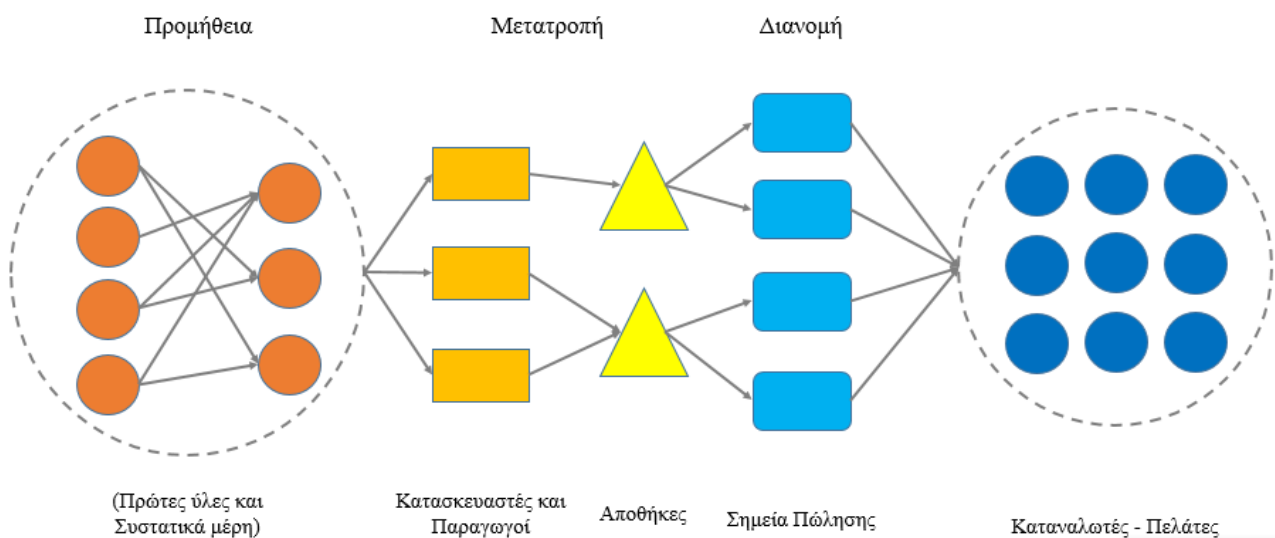
Ιστορικά ξεκινώντας, η έννοια της Εφοδιαστικής έκανε την εμφάνισή της σύμφωνα με αρκετούς ιστορικούς την εποχή του Μεγάλου Αλεξάνδρου κατά τη διάρκεια των εκστρατειών του, οργανώνοντας και συντονίζοντας τα στρατεύματα της αυτοκρατορίας του καθώς και τις ανάγκες που είχε από πλευράς μεταφοράς και διαχείρισης αποθεμάτων τροφής και εξοπλισμού και έτσι πολύ ιστορικοί τον χαρακτήρισαν ως τον πρώτο «Logistician» (Μαλινδρέτος, 2015) και (Engels, 1980). Ακόμη, την εποχή της Ρωμαϊκής αυτοκρατορίας με την έντονη εμφάνιση βαρβάρων στα σύνορα της, δόθηκε μεγάλη σημασία στην έννοια της Εφοδιαστικής για τη μεταφορά και τη διαχείριση των στρατιωτών, των υλικών και των διαταγών ώστε να γίνεται αποτελεσματικότερη η απόκρουση των βαρβάρων. Στη συνέχεια, με την εμφάνιση του εμπορίου ήταν απαραίτητη η διαχείριση της πρώτης ύλης και η διατήρηση και η διαχείριση αποθεμάτων καθώς και η μεταφορά των τελικών προϊόντων στους καταναλωτές. Ακόμα, κατά τη διάρκεια του δευτέρου παγκοσμίου πολέμου η έννοια της Εφοδιαστικής έπαιξε στρατηγικό ρόλο και χαρακτηρίστηκε ως

«Στρατιωτική Εφοδιαστική». Τέλος, έχουμε το μετασχηματισμό της έννοιας της «Εφοδιαστικής» σε «Εφοδιαστική Αλυσίδα» λαμβάνοντας υπόψιν την πρώτη έννοια ως υποσύνολό της (Ταουκτσής, 2016).

1.2 Οι έννοιες της «Εφοδιαστικής Αλυσίδας» και της «Εφοδιαστικής»

Ξεκινώντας την κατανόηση των εννοιών, αρχίζουμε με τον ορισμό της Εφοδιαστικής Αλυσίδας σύμφωνα με το APICS Dictionary ως ένα δίκτυο παγκόσμιας κλίμακας για τη διανομή των προϊόντων και των υπηρεσιών ξεκινώντας από το επίπεδο των πρώτων υλών έως και το επίπεδο των τελικών καταναλωτών λαμβάνοντας υπόψιν τη ροή των πληροφοριών, τη φυσική διανομή και τα χρήματα (APICS 2013). Επιπλέον, ως Εφοδιαστική Αλυσίδα ορίζεται η διαδικασία της ροής των πρώτων υλών και της πληροφορίας από και προς μια εταιρεία παραγωγής ή εταιρεία εξυπηρέτησης με στόχο τον τελικό καταναλωτή-πελάτη. Παρέχει τη ροή των προϊόντων και των υπηρεσιών στα εργοστάσια και τις αποθήκες ως αρχικά επίπεδα εξυπηρέτησης και στη συνέχεια τη διανομή των τελικών παραγόμενων προϊόντων και υπηρεσιών στους καταναλωτές ως τελικό επίπεδο εξυπηρέτησης (Chase & Jacobs, 2017). Στη συνέχεια, διαχωρίζουμε τις έννοιες της Εφοδιαστικής Αλυσίδας και της Εφοδιαστικής με το δεύτερο όρο να λειτουργεί ως υποσύνολό της. Συγκεκριμένα, η Εφοδιαστική (Logistics) περιλαμβάνει τη διαχείριση των παραγγελιών, των αποθεμάτων, τις μεταφορές, καθώς και τη διαχείριση της αποθήκης, το χειρισμό των πρώτων υλών και της συσκευασίας των προϊόντων σε όλες τις εγκαταστάσεις του δικτύου. Βασικός στόχος της, είναι η υποστήριξη των προμηθειών σε ένα ολοκληρωμένο δίκτυο Εφοδιαστικής Αλυσίδας για την κάλυψη και την εξυπηρέτηση των αναγκών των πελατών (Bowersox et al., 2012). Ακόμα, για την κατανόηση της Εφοδιαστικής Αλυσίδας και της Εφοδιαστικής θα αναφερθούμε στη διαχείρισή της και πως πλέον αντιλαμβανόμαστε τον όρο Διαχείριση Εφοδιαστικής Αλυσίδας (Supply Chain Management). Σύμφωνα με το «Council of Supply Chain Management Professionals» (CSCMP) το 2008 όρισε την έννοια της διαχείρισης ως το σχεδιασμό και τη διαχείριση των δραστηριοτήτων κατά την προμήθεια, τη μετατροπή και τη διαχείριση της Εφοδιαστικής, λαμβάνοντας υπόψιν τη συνεργασία και το συντονισμό των μερών του δικτύου και συγκεκριμένα τους προμηθευτές, τους εξωτερικούς συνεργάτες παροχής υπηρεσιών, τους μεσάζοντες και τους πελάτες με αποτέλεσμα τη διαχείριση της προσφοράς και της ζήτησης εντός και εκτός μιας επιχείρησης (Crandall et al., 2014).

Τέλος, ολοκληρώνοντας την κατανόηση των προαναφερθέντων εννοιών παρουσιάζεται ένα απλό παράδειγμα ροής εντός ενός δικτύου εφοδιαστικής αλυσίδας για την καλύτερη δυνατή αποσαφήνιση των εννοιών. Η διαδικασία αφορά ένα τεχνολογικό προϊόν στο οποίο χρειάζονται κάποιες πρώτες ύλες που θα πρέπει να τις παραγγείλουν οι κατασκευαστές για να μπορέσουν να συνθέσουν κάποια συστατικά μέρη του τελικού προϊόντος που στην συνέχεια θα τα στείλουν σε άλλους κατασκευαστές για να το συνθέσουν ολοκληρωτικά και λειτουργικά. Στη συνέχεια, το τελικό αυτό τεχνολογικό προϊόν θα πρέπει να μεταφερθεί σε κατάλληλες υποδομές αποθήκευσης πριν τη διανομή του στα διάφορα συνεργαζόμενα σημεία πώλησης της εταιρείας. Τέλος, αφού γίνει η παραλαβή από τα καταστήματα λιανικής και το προϊόν τοποθετηθεί στα ράφια, είναι έτοιμο να φτάσει στον τελικό κόμβο που είναι ο καταναλωτής, ο τελικός πελάτης της ροής της αλυσίδας (**Σχήμα 1.1**).



Σχήμα 1.1. Η ροή της Εφοδιαστικής Αλυσίδας
«Τροποποιημένο, (Ταουκτσή, 2016)»

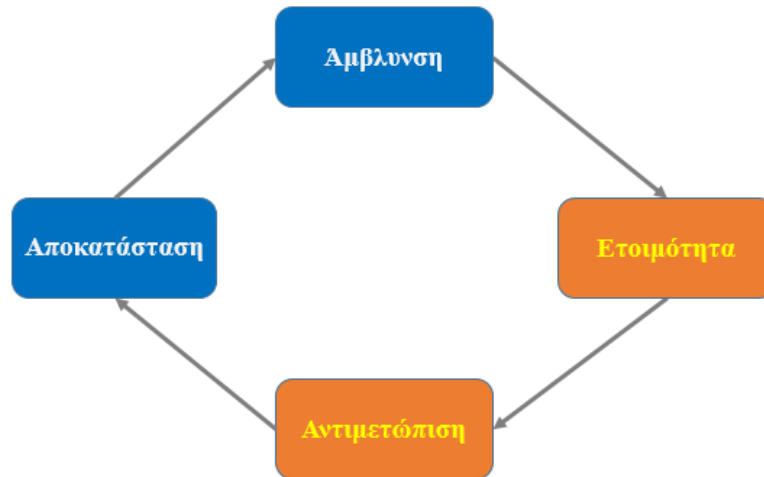
1.3 Διαχείριση «Ανθρωπιστικών Κρίσεων» και η «Ανθρωπιστική Εφοδιαστική Αλυσίδα»

Τα τελευταία 20 έτη έγινε επιτακτική η ανάγκη της αντιμετώπισης των όλο και αυξανόμενων φυσικών καταστροφών και των καταστροφών που προκλήθηκαν από ανθρώπινη παρέμβαση συμπεριλαμβανομένων, των σεισμών, των πλημμυρών, των πυρκαγιών, των τυφώνων, έντονων καταιγίδων, των λιμών, των πολέμων καθώς και άλλων γεγονότων φυσικών ή τεχνητών. Οι οικονομικές ζημιές που σχετίζονται με φυσικές καταστροφές για το έτος 2017 ήταν περίπου στα 330 δισεκατομμύρια δολάρια σε παγκόσμια κλίμακα ενώ από την άλλη οι ανθρωπογενείς καταστροφές άγγιξαν τα 7 δισεκατομμύρια δολάρια σε οικονομικές απώλειες (sigma, 2018). Είναι σημαντική η συμβολή κρατικών ή μη-κυβερνητικών οργανώσεων για τη διασφάλιση της ανθρώπινης ζωής, των κτηριακών υποδομών και της ομαλής λειτουργίας μιας κοινωνίας υπό το καθεστώς μιας κρίσης στο στάδιο της πρόληψης και ετοιμότητας, στις αρχές της εμφάνισης της, κατά τη διάρκεια καθώς και μετά το πέρας αυτής. Η ανάγκη τέτοιων ομάδων που παρέχουν το κατάλληλο ανθρώπινο δυναμικό, την τεχνογνωσία καθώς και τον εξοπλισμό για την αντιμετώπιση τέτοιων καταστάσεων είναι μεγάλης σημασίας (Sahay et al, 2015), (Behl & Dutta, 2018). Επιπλέον, μερικές από τις σημαντικότερες καταστροφές μεταξύ του 1970 και του 2017 παρουσιάζονται στον **Πίνακα 1.1**.

Πίνακας 1.1. Παρουσίαση των σημαντικότερων καταστροφών με χρονολογική σειρά ανά τον κόσμο

Έτος	Καταστροφές ανά τον Κόσμο
1970	Καταιγίδα στο Μπαγκλαντές
1976	Σεισμός Tangshan, στην Κίνα
1991	Κυκλώνας Gorky, στο Μπαγκλαντές
2004	Σεισμός στον Ινδικό Ωκεανό και Τσουνάμι
2005	Τυφώνας Katrina, στις Η.Π.Α. και τον Καναδά
2008	Κυκλώνας Nargis, στην Μιανμάρ
2010	Σεισμός στην Αϊτή
2011	Σεισμός Τōhoku και Τσουνάμι στην Ιαπωνία (Φουκουσίμα)
2013	Τυφώνας Haiyan, στις Φιλιππίνες
2015	Σεισμός στο Νεπάλ
2017	Τυφώνας Harvey, στις Η.Π.Α. και Λατινική Αμερική

Συνεχίζοντας, με την έννοια της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» αναφερόμαστε στις αρχές που έχουν παρθεί από τη διαχείριση των εφοδιαστικών αλυσίδων και των ειδικών της εφοδιαστικής με εμπειρία ετών σε ιδιωτικές επιχειρήσεις καθώς και πως αυτές βρίσκουν εφαρμογή στην διαχείριση και αντιμετώπιση των ανθρωπιστικών κρίσεων και συγκεκριμένα σε θέματα που αφορούν τη διαχείριση των αποθεμάτων και τη διαθεσιμότητα των βασικών ειδών πρώτης ανάγκης, όπως το φαγητό, το νερό και τα φάρμακα για την επιβίωση των ανθρώπων καθώς και τη διανομή αυτών στα σημεία των πληγείσων περιοχών. Στην προσπάθεια εφαρμογής των αρχών αυτών διαπιστώθηκε το γεγονός ότι δεν είναι ίδιας πολυπλοκότητας η διαχείριση «Ανθρωπιστικών Αλυσίδων Εφοδιασμού» με τη διαχείριση αλυσίδων εφοδιασμού κάτω από συνθήκες ομαλότητας προς τον τελικό καταναλωτή (Van Wassenhove, 2006). Το γεγονός αυτό, είναι απόρροια στο ότι μία καταστροφή χαρακτηρίζεται από μεγάλη αβεβαιότητα διότι εμφανίζει κάθε φορά και ανάλογα με το είδος της διαφορετικά χαρακτηριστικά και απαιτεί πόρους για την αντιμετώπισή της. Επιπλέον, κατά την εμφάνισή μιας καταστροφής οι ανθρωπιστικοί πόροι για την αντιμετώπισή της θα πρέπει να είναι άμεσα διαθέσιμοι χωρίς καθυστερήσεις για την καλύτερη και αποτελεσματικότερη εξυπηρέτηση (με σωστό διαμοιρασμό καθηκόντων, διαχείριση και συντήρηση των αποθεμάτων καθώς και της διανομής αυτών) για τη γρήγορη αποκατάσταση ώστε να επέλθει η ομαλότητα (Tomasini et al, 2009). Στη συνέχεια, παρουσιάζεται ο κύκλος διαδικασιών αντιμετώπισης των κρίσεων λόγω καταστροφών (**Σχήμα 1.X**) ο οποίος περιλαμβάνει τέσσερα επίπεδα.



*Σχήμα 1.X. Απεικόνιση των επιπέδων του Κύκλου Διαχείρισης Καταστροφών
«Τροποποιημένο, (Tomasini et al, 2009)»*

Το επίπεδο της «Αμβλυνσης» (Mitigation), αναφέρεται στους νόμους και τους μηχανισμούς που πρέπει να υπάρχουν ή να θεσπιστούν δια μέσω των κυβερνήσεων για να μετριάσουν την κοινωνική ευπάθεια σε περιπτώσεις κρίσεων. Στο επίπεδο αυτό δεν υπάρχει άμεση συμμετοχή των επαγγελματιών της εφοδιαστικής. Το επόμενο επίπεδο της «Ετοιμότητας» (Preparation), αναφέρεται στη χρονική περίοδο πριν την εμφάνιση μιας καταστροφής, είναι το επίπεδο όπου γίνεται όλη η προετοιμασία για μια επερχόμενη φυσική ή ανθρωπογενή καταστροφή. Επιπλέον, σε αυτή τη φάση καθορίζονται οι στρατηγικές που θα βοηθήσουν στην αντιμετώπιση των προβλημάτων που θα προκληθούν. Είναι ένα κρίσιμο στάδιο στο οποίο παίρνονται αποφάσεις για το σχεδιασμό του δικτύου ανταπόκρισης, τη ροή των πληροφοριών, τα συστήματα επικοινωνίας και το πλήθος των συνεργασιών. Βασικός στόχος του σταδίου της ετοιμότητας είναι να αποφευχθούν οι σοβαρότερες πιθανές συνέπειες μιας επερχόμενης καταστροφής. Τέλος, στο στάδιο αυτό γίνεται η συλλογή των δεδομένων και προσαρμογή των αποτελεσμάτων παρελθοντικών κρίσεων για μελλοντικές ανταποκρίσεις σε παρόμοιες καταστάσεις καταστροφών και τη βελτίωση της υπάρχουσας στρατηγικής εφαρμογής κάθε φορά. Συνεχίζοντας, στο επόμενο στάδιο «Αντιμετώπισης» (Response) έχει ήδη εμφανιστεί η κατάσταση κρίσης λόγω της καταστροφής και κατά συνέπεια πρέπει να υπάρξει άμεση ανταπόκριση για την αντιμετώπιση και την εφαρμογή όλων των διαδικασιών της προετοιμασίας καθώς και τη συνεργασία με όλους τους συμμετέχοντες της δράσης ώστε να επιτευχθεί το καλύτερο επίπεδο εξυπηρέτησης, προστασίας καθώς και της άμεσης διανομής των

αγαθών πρώτης ανάγκης στους πληγέντες. Το τελευταίο στάδιο «Αποκατάσταση» (Reconstruction) αφορά τα επόμενα βήματα μετά την ολοκλήρωση έξαρσης μια καταστροφής και τον απολογισμό, που περιλαμβάνει την καταγραφή των επιπτώσεων και τον συνολικό χρόνο επαναφοράς στην ομαλότητα, τον γενικό απολογισμό τόσο σε ανθρώπινες απώλειες όσο και σε απώλειες υποδομών καθώς και την εφαρμογή διαδικασιών επαναφοράς της καθημερινότητας (Cozzolino, 2012). Ολοκληρώνοντας, γίνεται αναφορά στους παράγοντες που στοχεύει η «Ανθρωπιστική Εφοδιαστική Αλυσίδα» για την αντιμετώπιση των προκλήσεων που εμφανίζονται με μια κρίση καταστροφής. Ξεκινώντας, με την έννοια της ευελιξίας αναφερόμαστε στην ικανότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας να μπορεί άμεσα να προσαρμοστεί στις αλλαγές που προκύπτουν (στρατηγικές ή λειτουργικές) στα διάφορα επίπεδα της που είναι απαραίτητα για την ορθή λειτουργία της. Οι παράγοντες της ευελιξίας (**Σχήμα 1.2**) είναι στον αριθμό πέντε και συγκεκριμένα, η εγρήγορση, η προσβασιμότητα, η αποφασιστικότητα, η ταχύτητα και η ικανότητα προσαρμογής, όπως ορίστηκαν από τον David Gligor για τις εφοδιαστικές αλυσίδες των παραγωγικών εταιρειών (Gligor, 2015). Από την πλευρά όμως των «Ανθρωπιστικών Αλυσίδων Εφοδιασμού» οι έννοιες αυτές θα πρέπει να αναδιατυπωθούν αναφορικά με τις προκλήσεις της αβεβαιότητας και του κινδύνου μιας αναπάντεχης κρίσης (Bányai, 2016). Συγκεκριμένα:

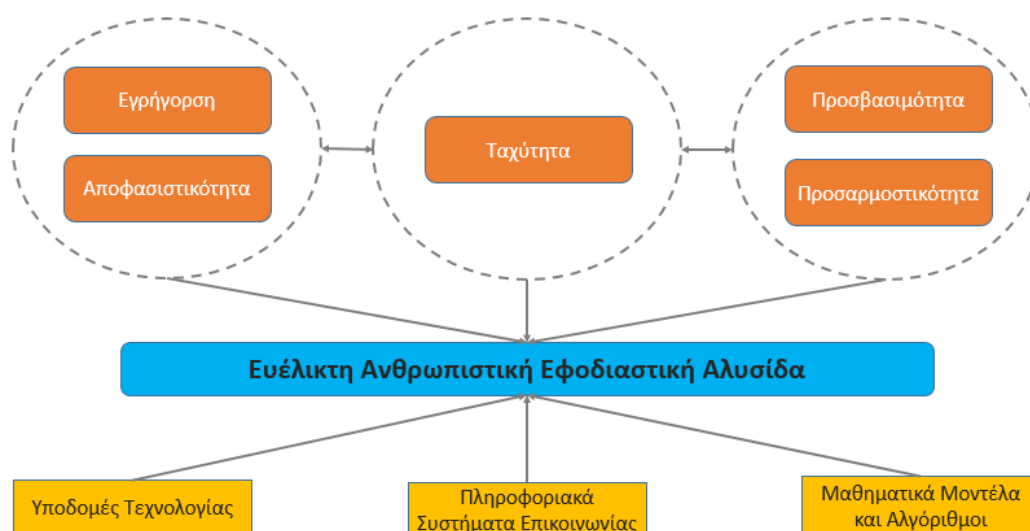
Εγρήγορση: η ικανότητα της ανθρωπιστικής εφοδιαστικής αλυσίδας να εντοπίζει τις συνεχόμενες αλλαγές, τους κινδύνους και τις απειλές, τις ευκαιρίες καθώς και τις απαιτήσεις του περιβάλλοντος έναρξης μιας καταστροφής.

Προσβασιμότητα: η ικανότητα της ανθρωπιστικής εφοδιαστικής αλυσίδας στην συλλογή και χρήση δεδομένων καθώς και στον σχηματισμό υποδομών επίτευξης της διαδικασίας της τεχνολογικής στήριξης για την υποστήριξη των αποφάσεων σε θέματα καταστροφών.

Αποφασιστικότητα: η ικανότητα της ανθρωπιστικής εφοδιαστικής αλυσίδας στην λήψη αποφάσεων σε σύντομο χρονικό διάστημα χωρίς κανένα δισταγμό για τα βήματα που θα ακολουθήσουν από την εμφάνιση μιας καταστροφής φυσικής ή ανθρωπογενούς ώστε να σωθούν περισσότερες ζωές.

Ταχύτητα: η ικανότητα της ανθρωπιστικής εφοδιαστικής αλυσίδας να πάρει άμεσα αποφάσεις χωρίς να χαθεί πολύτιμος χρόνος και υπάρξουν δυσάρεστα αποτελέσματα. Οι έννοιες της Εγρήγορσης, της Αποφασιστικότητας και της Ταχύτητας είναι άμεσα συνδεδεμένες.

Προσαρμοστικότητα: η ικανότητα της ανθρωπιστικής εφοδιαστικής να εκπληρώνει τους στόχους της μέσω της άμεσης ανταπόκρισης στις αβέβαιες αλλαγές που μπορεί να εμφανίσει μια καταστροφή καθώς και των ενεργειών που απαιτούνται.



Σχήμα 1.2. Απεικόνιση των παραγόντων της Ευέλικτης Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής Αλυσίδας και των υποστηρικτικών τεχνολογιών, της πληροφόρησης και της ανάλυσης των δεδομένων
«Τροποποιημένο, (Bányai, 2016)»

Μαζί με τους πέντε παράγοντες που συμβάλουν στη δημιουργία μιας ευέλικτης «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής Αλυσίδας», υπάρχουν και όλες εκείνες οι τεχνολογικές υποδομές, τα πληροφοριακά συστήματα, τα συστήματα επικοινωνίας, τα αλγοριθμικά μοντέλα και οι μαθηματικές μεθοδολογίες που βοηθούν στην αποτελεσματικότερη επίτευξή της (**Σχήμα 1.2**). Συγκεκριμένα, στην κατηγορία των τεχνολογικών υποδομών εντάσσονται, τα οχήματα για την εξυπηρέτηση επικίνδυνων περιοχών, διάφορα ιπτάμενα οχήματα, τα drones, οι ειδική γερανοί, τα διάφορα φορτωτικά και εκφορτωτικά συστήματα, τα εξειδικευμένα υλικά για τη διαδικασία της συσκευασίας καθώς και τα διάφορα αυτοματοποιημένα συστήματα. Στην κατηγορία των πληροφοριακών συστημάτων και της επικοινωνίας εντάσσονται, τα συστήματα RFID, τα συστήματα αυτόματης αναγνώρισης και συλλογής δεδομένων, τα συστήματα Bluetooth καθώς και τα συστήματα επικοινωνίας 5G που βοηθούν στην

αποτελεσματικότερη λειτουργία του «Διαδικτύου των Πραγμάτων» (Internet of Things). Στην τελευταία κατηγορία, υπάρχουν διάφορες μεθοδολογίες και αλγόριθμοι για την ανάλυση μεγάλων δεδομένων σε συνδυασμό με διαδικασίες παράλληλης επεξεργασίας, ευρετικές και μεταευρετικές μεθόδους για την ανάλυση πολύπλοκων και μεγάλων προβλημάτων καθώς και διαδικασίες ανάλυσης της αβεβαιότητας, όπως στην διαχείριση μιας ξαφνικής καταστροφής.

Κλείνοντας, πέρα από τους παράγοντες που αναφέρθηκαν, έχει σημασία η παρουσίαση των διαφορετικών διαδικασιών που προσπαθεί να ανταποκριθεί μια «Ανθρωπιστική Αλυσίδα Εφοδιασμού» τη «Μεταφορά», τη «Διαχείριση των Αποθεμάτων», τη «Διανομή» και την «Αξιολόγηση». Συγκεκριμένα, η «Μεταφορά» αφορά τη χαρτογράφηση των περιοχών που έχουν πληγεί καθώς και η άμεση συλλογή των πληροφοριών για τα διαθέσιμα είδη και τρόπους μεταφοράς καθώς και των δυνατοτήτων που έχουν ώστε να μπορέσουν να εξυπηρετήσουν με άμεση ανταπόκριση, είτε οδικώς, είτε δια μέσου του αέρα, ακόμα και δια μέσου του νερού τις περιοχές που έχουν ανάγκη σε συνεργασία με κυβερνητικούς παράγοντες και άλλες οργανώσεις που διαθέτουν τα απαραίτητα μέσα μεταφοράς. Η «Διαχείριση Αποθεμάτων», αφορά τις διαδικασίες συλλογής και αποθήκευσης των ειδών ανάγκης που συγκεντρώνονται μέσω δωρεών. Τη διαλογή, επιλογή και απόρριψη ειδών που δεν είναι κατάλληλα για την εφαρμογή της ανθρωπιστικής βοήθειας καθώς και τη στελέχωση ανθρώπινου δυναμικού για τη διεκπεραίωση των διαδικασιών και τη μείωση των λαθών για την άμεση ανταπόκριση στα προβλήματα των καταστροφών. Η «Διανομή», αφορά τον προσδιορισμό του πλήθους των σημείων διανομής που θα πρέπει να δημιουργηθούν καθώς και τη σχεδίαση του δικτύου διανομής δίνοντας έμφαση στην ελαχιστοποίηση των αποστάσεων για την καλύτερη και άμεση εξυπηρέτηση των πληγείσων περιοχών. Η σχεδίαση ενός καλού δικτύου διανομής, χρειάζεται κατάλληλη πληροφόρηση σχετικά με το μέγεθος των αναγκών και των ανθρώπων που έχουν πληγεί καθώς και οι κατάλληλες συνεργασίες, ακόμα και την βοήθεια του στρατού. Τέλος, η «Αξιολόγηση» αφορά τη συλλογή δεδομένων ανταπόκρισης σε ζητήματα κρίσεων για την καλύτερη απόδοση και στρατηγική σχεδίαση σε μελλοντικά προβλήματα (da Costa et al, 2012).

1.4 Η «Επιστήμη των Δικτύων» και η «Θεωρία των Γράφων»

Αρχικά, να τονίσουμε ότι ζούμε σε ένα κόσμο «Συνδεδεμένο», οι παρέες μας, η οικογένεια μας, οι φίλοι μας, οι συμφοιτητές μας, οι συνάδελφοί μας στο χώρο εργασίας μας αποτελούν ο καθένας έναν κρίκο μιας αλυσίδας που αντιπροσωπεύει ουσιαστικά την ζωή μας στις καθημερινές μας διαπροσωπικές σχέσεις. Συνεχώς στοχεύουμε στο κομμάτι που πλέον στις μέρες μας έγινε μόδα και ακούγεται σχεδόν παντού την λεγόμενη «Δικτύωση» (Networking). Ως καθημερινοί άνθρωποι προσπαθούμε να κάνουμε σχέσεις φιλίας, ακόμα προσπαθούμε να δημιουργήσουμε σχέσεις μιας ζωής φτιάχνοντας οικογένεια και ουσιαστικά προσθέτοντας συνεχώς και άλλους κρίκους στις ζωές μας, στο δίκτυο μας. Οι σχέσεις που δημιουργούμε μπορεί να είναι είτε με φυσική παρουσία ως πρώτη γνωριμία είτε μέσω άλλων μεθόδων επικοινωνίας όπως τα «Μέσα Κοινωνικής Δικτύωσης» και το Διαδίκτυο που μας φέρνουν σε επαφή ανά τον κόσμο. Εκτός των διαπροσωπικών σχέσεων μεταξύ των ανθρώπων υπάρχουν σχέσεις δικτύωσης και σε επιχειρηματικό επίπεδο, όπως οι σχέσεις συνεργασίας μεταξύ εταιρειών, μεταξύ ενός προμηθευτή που στέλνει τα προϊόντα του ως πρώτη ύλη σε μια παραγωγική εταιρεία που στη συνέχεια τα παραγόμενα τελικά πλέον προϊόντα φτάνουν στον τελικό καταναλωτή-πελάτη. Ακόμη, δίκτυα έχουμε στις καθημερινές μας υποδομές, τα δρομολόγια που ακολουθούμε για να πάμε από μια χώρα Α σε μια χώρα Β είτε μέσω του οδικού, είτε του εναέριου, είτε και του θαλάσσιου δικτύου. Επιπλέον, δίκτυα μπορεί να εμφανιστούν μεταξύ άυλων εννοιών όπως η αξία μιας μετοχής που επηρεάζει μια άλλη που με την σειρά της μπορεί να επηρεάσει άλλες και γενικά την πορεία της οικονομίας και την αξία του χρήματος. Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί η εμφάνιση των δικτύων στις σχέσεις των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου και των πολύπλοκων λειτουργιών για την υποστήριξη της ανθρώπινης ζωής και σκέψης.

Η έννοια του «Δικτύου» και του «Γράφου» με τα βασικά χαρακτηριστικά τους

Στη διεθνή βιβλιογραφία ένα «Δίκτυο» παρουσιάζεται ως ένας «Γράφος» που αντιπροσωπεύει τη διαγραμματική αναπαράσταση ενός συστήματος που αποτελείται από ένα πλήθος «Κόμβων» (Nodes ή Vertices) ως οντότητες του συστήματος και ένα πλήθος «Ακμών» (Edges ή Links) που διασυνδέουν τις οντότητες αυτές δίνοντας τους μια χαρακτηριστική σχέση (Estrada, 2012). Συγκεκριμένα ορίζεται ότι :

Ένα δίκτυο G , είναι ένα ζευγάρι (V, E) κόμβων (κορυφών) ως V και συνδέσεων (ακμών) ως E , γνωστό και ως γράφος (Estrada & Knight, 2015).

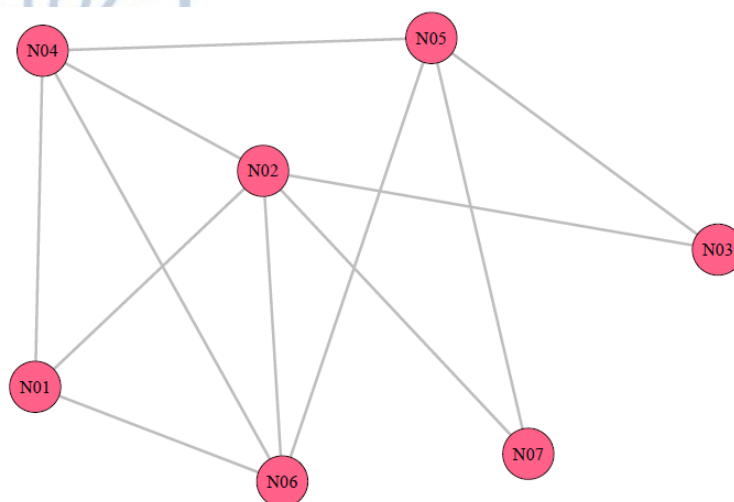
Ακόμη, στη διεθνή επιστημονική βιβλιογραφία γίνεται εναλλαγή της χρήσης των όρων «Γράφος» και «Δίκτυο» ανάλογα με την περίπτωση αναπαράστασης που αναλύεται, με τον όρο «Δίκτυο» να αντιπροσωπεύει συστήματα όπως προαναφέρθηκε, που αντιστοιχούν στην πραγματικότητα και με τον όρο «Γράφος» να γίνεται η μαθηματική αναπαράσταση των «Δικτύων» αυτών. Επιπλέον, γίνεται διαχωρισμός της ορολογίας, με τους όρους «Κόμβους» (Nodes) και τις «Συνδέσεις» (Links) να χρησιμοποιούνται στα «Δίκτυα» και με τους όρους «Κορυφές» (Vertices) και «Ακμές» (Edges) στους «Γράφους» (Barabási & Pósfai, 2016).

Με την «Επιστήμη των Δικτύων» δίνεται η δυνατότητα μέσω διαφόρων τεχνικών να μελετηθούν και να αναλυθούν οι γράφοι για την αποτελεσματικότερη συμπερασματολογία στο πρόβλημα που μελετάται ως ένα πραγματικό σύστημα. Ακόμη, στα δίκτυα μπορούμε να έχουμε συνδέσεις μεταξύ κόμβων. Οι συνδέσεις αυτές αντιπροσωπεύουν ένα βάρος όπως το κόστος μετάβασης από μια περιοχή σε μια άλλη, το βαθμό σχέσεων φιλίας μεταξύ συναδέλφων στον εργασιακό χώρο, το βαθμό εμπιστοσύνης μεταξύ ανθρώπινων σχέσεων και πολλά άλλα. Μερικά χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων πραγματικών συστημάτων που είναι «Δίκτυα» παρουσιάζονται στον **Πίνακα 1.2**.

Πίνακας 1.2. Αναλυτικά Πραγματικά Συστήματα Δικτύων, «Τροποποιημένο, (Barabási & Pósfai, 2016)»

Δίκτυο	Κόμβοι (N)	Συνδέσεις (L)	Κατεύθυνση	N	L
Διαδίκτυο	Δρομολογητές	Συνδέσεις Διαδικτύου	μη κατευθυνόμενο	192.244	609.066
Παγκόσμιος Ιστός	Ιστοσελίδες	Συνδέσεις	κατευθυνόμενο	325.729	1.497.134
Δίκτυο Ηλεκτρικής Ενέργειας	Ηλεκτρογεννήτριες, Μετασχηματιστές	Καλώδια	μη κατευθυνόμενο	4.941	6.594
Δίκτυο Ηθοποιών	Ηθοποιοί	Συνεργασία	μη κατευθυνόμενο	702.388	29.397.908
Δίκτυο Παραπομπών	Άρθρα	Παραπομπές	κατευθυνόμενο	449.673	4.689.479

Βασικό συστατικό χαρακτηριστικό ενός Δικτύου - Γράφου (**Σχήμα 1.3**) είναι ο «Πίνακας Γειτνίασης» (Adjacency Matrix) που δείχνει τις συνδέσεις μεταξύ των κορυφών (κόμβων) (**Πίνακας 1.3**). Ο πίνακα γειτνίασης ορίζεται ως ένας πίνακας A ενός γράφου που αποτελείται από γραμμές i και στήλες j του οποίου τα κελιά i,j δεν έχουν μηδενική τιμή εάν και μόνο αν υπάρχει ακμή από την κορυφή i στην κορυφή j και παίρνει την τιμή 1. Ο πίνακας A μπορεί να είναι συμμετρικός όταν υπάρχει μη κατευθυνόμενος γράφος και μη συμμετρικός όταν ο γράφος έχει κατεύθυνση και χαρακτηρίζεται από έσω και έξω βαθμούς των κορυφών. Οι τιμές, 0 (χωρίς ακμή) και 1 (με ακμή) αφορούν γράφους χωρίς την παρουσία βαρών στις ακμές τους (Dehmer et al, 2016). Αντίθετα, οι γράφοι που έχουν βάρη στις ακμές τους παίρνουν τιμές και μεγαλύτερες της μονάδας όπως θα δούμε και σε άλλο παράδειγμα σχετικά με τον «Πίνακα Βαρών» (Adjacency Weighted Matrix).



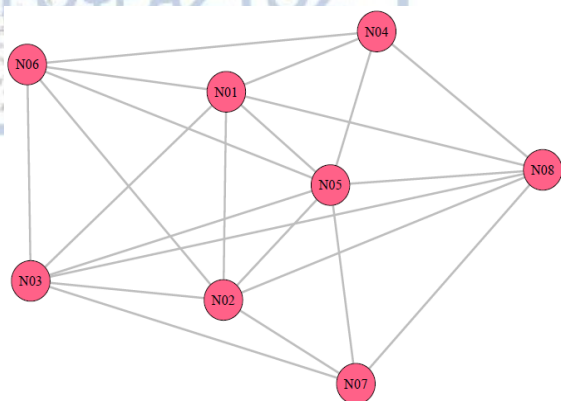
Σχήμα 1.3. Απεικόνιση ενός Δικτύου – Γράφου με 7 κόμβους

Πίνακας 1.3. Ο πίνακας γειτνίασης του γράφου-δικτύου του **Σχήματος 1.3**.

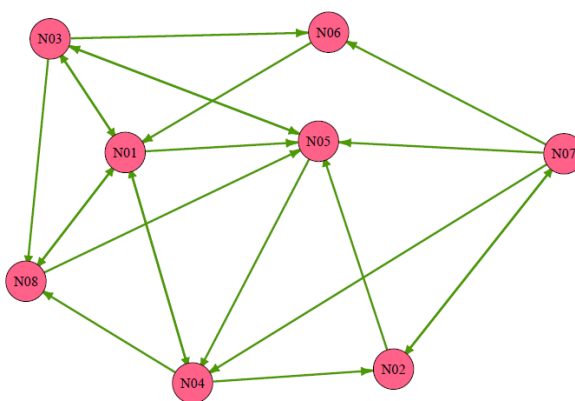
Adjacency Matrix	N01	N02	N03	N04	N05	N06	N07
N01	0	1	0	1	0	1	0
N02	1	0	1	1	0	1	1
N03	0	1	0	0	1	0	0
N04	1	1	0	0	1	1	0
N05	0	0	1	1	0	1	1
N06	1	1	0	1	1	0	0
N07	0	1	0	0	1	0	0

Ο πίνακας γειτνίασης του δικτύου του **Σχήματος 1.3** είναι ο **Πίνακας 1.3** και μας δείχνει τις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων. Συγκεκριμένα, ως παράδειγμα αναφέρουμε ότι ο κόμβος N01 συνδέεται με τους κόμβους N02, N04, N06 και ο κόμβος N07 συνδέεται μόνο με τους κόμβους N02 και N05.

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι κατηγορίες δικτύων με βάση την κατεύθυνση τα οποία ταξινομούνται σε «μη κατευθυνόμενα» (**α**) και «κατευθυνόμενα» (**β**) δίκτυα (**Σχήμα 1.4**) με την πρώτη περίπτωση να έχουμε συμμετρικό πίνακα γειτνίασης (**Πίνακας 1.4**) και στην δεύτερη περίπτωση μη συμμετρικό (**Πίνακας 1.5**).



Σχήμα 1.4. Δίκτυο (α) «μη κατευθυνόμενο»



Δίκτυο (β) «κατευθυνόμενο»

Πίνακας 1.4. Πίνακας Γειτνίασης του «μη κατευθυνόμενου» δικτύου – Συμμετρικός πίνακας

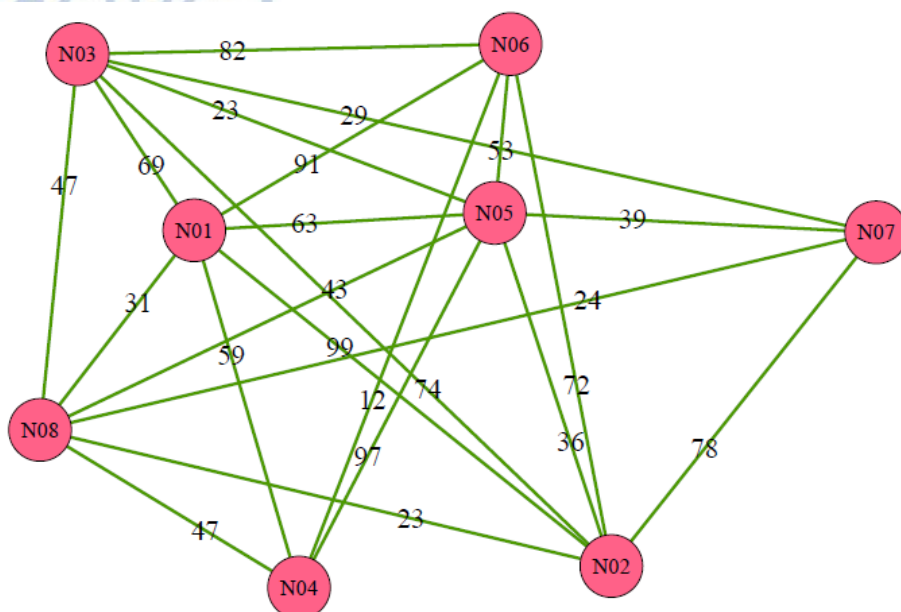
Adjacency Matrix	N01	N02	N03	N04	N05	N06	N07	N08
N01	0	1	1	1	1	1	0	1
N02	1	0	1	0	1	1	1	1
N03	1	1	0	0	1	1	1	1
N04	1	0	0	0	1	1	0	1
N05	1	1	1	1	0	1	1	1
N06	1	1	1	1	1	0	0	0
N07	0	1	1	0	1	0	0	1
N08	1	1	1	1	1	0	1	0

Πίνακας 1.5. Πίνακας Γειτνίασης του «κατευθυνόμενου» δικτύου – Μη συμμετρικός πίνακας

Adjacency Matrix	N01	N02	N03	N04	N05	N06	N07	N08
N01	0	0	1	1	1	0	0	1
N02	0	0	0	0	1	0	1	0
N03	1	0	0	0	1	1	0	1
N04	1	1	0	0	0	0	0	1
N05	0	0	1	1	0	0	0	0
N06	1	0	0	0	0	0	0	0
N07	0	1	0	1	1	1	0	0
N08	1	0	0	0	1	0	0	0

Ο πίνακας γειτνίασης του «μη κατευθυνόμενου» δικτύου (**Πίνακας 1.4**) μας δείχνει τις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων χωρίς να λαμβάνεται υπόψιν η κατεύθυνση και είναι συμμετρικός ως προς την κύρια διαγώνιο του. Από την άλλη πλευρά ο πίνακας γειτνίασης του «κατευθυνόμενου» δικτύου (**Πίνακας 1.5**) μας δείχνει τις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων λαμβάνοντας υπόψιν την κατεύθυνση και είναι μη συμμετρικός ως προς την κύρια διαγώνιο του. Συγκεκριμένα στο «μη κατευθυνόμενο δίκτυο» ο κόμβος N07 συνδέεται με τον N05 ($N07 \rightarrow N05$) αλλά ο κόμβος N05 δεν έχει άμεση σύνδεση με τον N07.

Εκτός από τον «Πίνακα Γειτνίασης» (χωρίς τη χρήση βαρών στις συνδέσεις), που όπως αναφέρθηκε μας δείχνει την συνδεσιμότητα μεταξύ των κόμβων (υπάρχει σύνδεση ή δεν υπάρχει σύνδεση) του δικτύου με ή χωρίς κατεύθυνση, έχουμε και τον «Πίνακα Βαρών» (**Πίνακας 1.6**) όπου το βάρος αντικατοπτρίζει τη βαρύτητα της σχέσης μεταξύ ενός κόμβου A και ενός κόμβου B σε ένα «μη κατευθυνόμενο» (**Σχήμα 1.5**) και σε ένα «κατευθυνόμενο δίκτυο» και τα δίκτυα αυτά χαρακτηρίζονται και ως «σταθμισμένα δίκτυα» διότι έχουν σταθμισμένες συνδέσεις μεταξύ των κόμβων τους. Ως βάρη μπορούμε να έχουμε το μέγιστο επιτρεπτό πλήθος των δεδομένων που διακινούνται στο διαδίκτυο από έναν κόμβο σε έναν άλλον, την συχνότητα επικοινωνίας μεταξύ επαφών σε ένα κοινωνικό δίκτυο, η διάρκεια επικοινωνίας μέσω τηλεφωνικών κλήσεων, την ποσότητα ρεύματος που ρέει μέσω μιας γραμμής μεταφοράς σε ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και πολλά άλλα παραδείγματα (Newman, 2010) και (Barabási & Pósfai, 2016).



Σχήμα 1.5. Απεικόνιση Σταθμισμένου Μη Κατευθυνόμενου Δικτύου

Πίνακας 1.6. Πίνακας Βαρών του Δικτύου του Σχήματος 1.5.

Weighted Adjacency Matrix	N01	N02	N03	N04	N05	N06	N07	N08
N01	0	99	69	59	63	91	0	31
N02	99	0	74	0	36	72	78	23
N03	69	74	0	0	23	82	29	47
N04	59	0	0	0	97	12	0	47
N05	63	36	23	97	0	53	39	43
N06	91	72	82	12	53	0	0	0
N07	0	78	29	0	39	0	0	24
N08	31	23	47	47	43	0	24	0

Ο «Πίνακας Βαρών» του σταθμισμένου δικτύου (**Πίνακας 1.6**) μας δείχνει τις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων συμπεριλαμβάνοντας και ένα βάρος που αντιπροσωπεύει αυτήν τη σχέση του κόμβου **i** με τον κόμβο **j**. Συγκεκριμένα, ως παράδειγμα ο κόμβος N04 συνδέεται με τον κόμβο N08 με βάρος σύνδεσης ίσο με 47.

Α. Στη διεθνή βιβλιογραφία για τη μελέτη των «Πολύπλοκων Συστημάτων» οι ερευνητές του κλάδου ασχολούνται με τρία βασικά μοντέλα «Δικτύων». Τα μοντέλα αυτά είναι, τα «Κλασικά Τυχαία Δίκτυα» (Classical Random Networks), τα «Δίκτυα Μικροκόσμου» (Small World Networks) και τα «Αυτοόμοια Δίκτυα» (Scale Free Networks). Στην παρούσα ερευνητική εργασία γίνεται εστίαση και επιλογή των «Κλασικών Τυχαίων Δικτύων» (Erdős-Rényi) για τη διεξαγωγή της μελέτης όπως θα εφαρμοστεί και στο κεφάλαιο της «Μεθοδολογίας και Ποσοτικής Ανάλυσης της Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» (Erdős & Rényi, 1959), (Gilbert, 1959), (Watts & Strogatz, 1998) και (Barabási & Albert, 1999).

Η έννοια των «Τυχαίων Δικτύων» παρουσιάζεται ως ένα μαθηματικό μοντέλο που πληροί κάποια συγκεκριμένα κριτήρια για το πλήθος των κόμβων (nodes), το πλήθος των συνδέσεων (links), την κατανομή των βαθμών καθώς και άλλων χαρακτηριστικών. Ο βασικός στόχος, μελέτης του μοντέλου των «Τυχαίων Δικτύων» είναι η προσομοίωση χαρακτηριστικών που έχουν παρατηρηθεί σε «Πραγματικά Δίκτυα» (Real Networks) καθώς και η δημιουργία διάφορων προτύπων δικτύων που θα χρησιμοποιηθούν για στατιστικό έλεγχο σε σύγκριση με άλλα σχετικά δίκτυα. Η δημιουργία ενός τυχαίου δικτύου γίνεται σύμφωνα με ένα σύνολο $V = \{1, 2, \dots, n\}$, όπου n ο αριθμός των κόμβων (κορυφών) με την προσθήκη τυχαίων συνδέσεων (ακμών) που τους συνδέουν. Ακόμα, ο προσδιορισμός του μέγιστου αριθμού των «Συνδέσεων» N ενός δικτύου, υπολογίζεται από τη σχέση $N = \binom{n}{2}$. Ουσιαστικά ένα δίκτυο με $n = 10$ «Κόμβους» θα πρέπει να έχει μέγιστες δυνατές «Συνδέσεις» $N = 45$ (Καραγιάννης & Μωυσιάδης, 2017).

Στη συνέχεια, τα «Κλασικά Τυχαία Δίκτυα» παρουσιάζονται ως μοντέλα $G(n, m)$ με n να αντιπροσωπεύει τον αριθμό των κόμβων και m τον αριθμό των συνδέσεων. Επιπλέον, ένα δίκτυο με m αριθμό συνδέσεων μπορεί να διαμορφωθεί με $\binom{N}{m}$ τρόπους σύνδεσης. Ακόμα, παρουσιάζονται και ως μοντέλα $G(n, p)$ με p την πιθανότητα σύνδεσης ζευγών κόμβων. Συγκεκριμένα, με $p = 0$ το δίκτυο είναι πλήρως ασύνδετο (καμιά σύνδεση μεταξύ των κόμβων) ενώ με $p = 1$ το δίκτυο είναι πλήρως συνδεδετικό (πλήρης γράφος). Ακόμα, ο μέσος αριθμός των συνδέσεων, σχετίζεται με τον αριθμό των κόμβων του δικτύου καθώς και την πιθανότητα εμφάνισης σύνδεσης

μεταξύ των κόμβων αυτών και εκφράζεται με τη σχέση $\bar{m} = \frac{n(n-1)p}{2}$ (Estrada, 2012), (Li et al, 2015), (Γκόγκογλου, 2016).

Τέλος, αφού υπολογιστεί ο μέσος αριθμός των συνδέσεων σύμφωνα με μια πιθανότητα p , εύκολα υπολογίζεται η πυκνότητα του δικτύου (network density) ως, $d = \frac{m}{m}$, με m ο μέγιστος αριθμός των συνδέσεων όπως νωρίτερα αναφέρθηκε.

Οι «Επιθέσεις» σε Δίκτυα

Ξεκινώντας, με την έννοια των «Επιθέσεων» σε δίκτυα γίνεται αναφορά στις διαδικασίες και στρατηγικές που εφαρμόζονται ώστε να μειώσουν την ομαλή λειτουργία των δικτύων αυτών. Η μελέτη των «επιθέσεων», βρίσκει εφαρμογή στην οικολογία, βιολογία, οικονομία, στον σχεδιασμό δικτύων μιας εφοδιαστικής αλυσίδας καθώς και στον σχεδιασμό οδικών δικτύων για την καλύτερη μελέτη της «Ανθεκτικότητας» (Robustness) τους. Ακόμα, με τη μελέτη και την ανάλυση των αποτελεσμάτων μιας «επίθεσης» σε ένα δίκτυο δίνεται η δυνατότητα εύρεσης των ευάλωτων χαρακτηριστικών που θα μπορούσαν να οδηγήσουν στην λειτουργική κατάρρευση του. Στην διεθνή βιβλιογραφία, οι «επιθέσεις» τις περισσότερες φορές μελετώνται με την αφαίρεση κόμβων καθώς και κάποιες άλλες φορές με την αφαίρεση συνδέσεων. Οι «επιθέσεις» μπορεί να εφαρμοστούν είτε τυχαία στο δίκτυο σε κόμβους και σε συνδέσεις καθώς και στοχευμένα σε σημαντικούς κόμβους και συνδέσεις σύμφωνα με κάποιο μέτρο κεντρικότητας. Τέλος, περισσότερες πληροφορίες και παραδείγματα σχετικά με την έννοια της «Ανθεκτικότητας» και την έννοια των «Επιθέσεων» σε δίκτυα παρουσιάζονται στο κεφάλαιο της βιβλιογραφικής επισκόπησης.

Τα Μέτρα Κεντρικότητας (Centrality Metrics)

Με την ανάλυση της κεντρικότητας παρουσιάζεται με τον καλύτερο δυνατό τρόπο η δομή του δικτύου που εξετάζεται. Ο υπολογισμός της κεντρικότητας κάθε κόμβου, παρουσιάζει τη σημαντικότητα του κάθε κόμβου στο σύνολο του δικτύου. Ουσιαστικά, με τον υπολογισμό της κεντρικότητας προβάλλεται η συμβολή κάθε κόμβου στο συνολικό δίκτυο. Ορίζονται διάφορα μέτρα κεντρικότητας εντός ενός δικτύου, λαμβάνοντας υπόψη κριτήρια όπως το πλήθος των συνδέσεων, οι μικρότερες αποστάσεις, η σημαντικότητα των συνδέσεων ή των κόμβων. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ακόμα, ότι ανάλογα με τη φύση του δικτύου που μελετάται υπάρχουν διαφορετικές ιδιότητες που αντιπροσωπεύουν τον κάθε και κατά συνέπεια ο ερευνητής έχει τη δυνατότητα να επιλέξει τα κατάλληλα μέτρα κεντρικότητας (Borgatti et al, 2013) και (Γρηγοριάδης, 2014). Επιπροσθέτως, πέρα από τα συνήθη μέτρα κεντρικότητας για τη μελέτη κάθε κόμβου ξεχωριστά έχουμε και την έννοια της κεντρικότητας που ποσοτικοποιεί το δίκτυο ως σύνολο που ονομάζεται «Κεντρικότητα του Δικτύου» και ποσοτικοποιεί το πόσο κεντρικός είναι ο πιο κεντρικός κόμβος ενός δικτύου σε σχέση με το πόσο κεντρικοί είναι οι υπόλοιποι κόμβοι του ίδιου δικτύου (Freeman, 1978).

Όπως προαναφέρθηκε, υπάρχουν πολλά μέτρα κεντρικότητας αλλά καθώς η έρευνα στον κλάδο εξελίσσεται, δημιουργούνται συνεχώς και καινούργια μέτρα. Συγκεντρωτική αναφορά στα πιο γνωστά μέτρα κεντρικότητας υπάρχουν στον «Περιοδικό Πίνακα Μέτρων Κεντρικότητας Δικτύων» (Schoch, 2016).

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα σημαντικότερα μέτρα κεντρικότητας που συναντώνται στην διεθνή βιβλιογραφία καθώς και όσα μέτρα κεντρικότητας επιλέχθηκαν για την υλοποίηση της έρευνας (**Πίνακας 1.7**).

*Πίνακας 1.7. Παρουσίαση Επιλεγμένων
Μέτρων Κεντρικότητας*

1. DEGREE CENTRALITY
 2. STRENGTH CENTRALITY
 3. CLOSENESS CENTRALITY
 4. HARMONIC CENTRALITY
 5. BETWEENNESS CENTRALITY
 6. EIGENVECTOR CENTRALITY
 7. LAPLACIAN CENTRALITY
 8. SUBGRAPH CENTRALITY
-

Το Μέτρο της «Βαθμικής Κεντρικότητας» (Degree Centrality) και της «Σταθμισμένης Βαθμικής Κεντρικότητας» (Strength Centrality)

Το μέτρο της βαθμικής κεντρικότητας αποτελεί ένα από τα απλούστερα και διαδεδομένα μέτρα κεντρικότητας στην ανάλυση των δικτύων. Πρακτικά, ταυτίζεται με το πλήθος των συνδέσεων ενός κόμβου με τους γειτονικούς του κόμβους. Με το μέτρο αυτό ουσιαστικά μετριέται η ικανότητα ενός κόμβου να επικοινωνεί απευθείας με άλλους (Freeman, 1978), (Newman, 2010), (Estrada & Knight, 2015). Ως επέκταση της έννοιας των βαθμών του κόμβου έχουμε την σταθμισμένη βαθμική κεντρικότητα σε σταθμισμένα δίκτυα (ύπαρξη βαρών στις συνδέσεις) που χαρακτηρίζεται ως «Strength Centrality» ή «Weighted Vertex Degree Centrality» (Opsahl et al, 2010). Η μαθηματική σχέση της «Βαθμικής Κεντρικότητας» καθώς της «Σταθμισμένης Βαθμικής Κεντρικότητας» δίνονται από τις **Σχέσεις 1.1** και **1.3** αντίστοιχα. Επιπλέον, ακολουθούν οι **Σχέσεις 1.2** και **1.4** των μέτρων με κανονικοποίηση.

$$dc_i = dc(i) = \sum_{j \in V(G)} A_{ij} \quad (1.1)$$

$$ndc_i = dc_{\text{normalized}}(i) = \frac{1}{n-1} \cdot \sum_{j \in V(G)} A_{ij} \quad (1.2)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

n : Το πλήθος των κόμβων του δικτύου.

A_{ij} : Το στοιχείο του πίνακα γειτνίασης που υποδηλώνει την άμεση επικοινωνία του κόμβου **i** με τον **j**.

$$sc_i = s(i) = \sum_{j \in V(G)} w_{ij} \quad (1.3)$$

$$nsc_i = s_{\text{normalized}}(i) = \frac{1}{(n-1) \cdot \max_{i,j \in V(G)} (w_{ij})} \cdot \sum_{j \in V(G)} w_{ij} \quad (1.4)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

n : Το πλήθος των κόμβων του δικτύου.

w_{ij} : Τα στοιχεία του πίνακα βαρών. Η τιμή του **w_{ij}** δηλώνει το βάρος της ακμής που συνδέει τον κόμβο **i** με τον κόμβο **j**. Όταν η τιμή είναι 0 δεν υπάρχει άμεση σύνδεση των κόμβων.

Το Μέτρο της «Κεντρικότητας Εγγύτητας» (Closeness Centrality)

Το μέτρο «Κεντρικότητας της Εγγύτητας», αποτελεί ένα μέτρο που χρησιμοποιείται συχνά στην ανάλυση δικτύων κοινωνικού ενδιαφέροντος για θέματα φιλίας, συνεργασίας καθώς και πολλών άλλων. Μετράει, τον χρόνο διάδοσης μιας πληροφορίας από τον έναν κόμβο στον άλλον και ουσιαστικά τον προσδιορισμό των κόμβων εκείνων που είναι σε θέση να επηρεάσουν το σύνολο του δικτύου πιο γρήγορα (Yin et al, 2006), (Yan & Ding, 2009). Με αυτό το μέτρο γίνεται εστίαση στην γεωδαισιακή απόσταση (μήκος της μικρότερης διαδρομής μεταξύ δύο κόμβων) από

κάθε κόμβο προς όλους τους άλλους (Freeman, 1978), (Sabidussi, 1966). Σε κατευθυνόμενα δίκτυα υπάρχουν οι έσω (in-closeness) και έξω (out-closeness) τιμές του μέτρου που στην πρώτη περίπτωση, προσδιορίζουν πόσο κοντά είναι ο κόμβος στους κόμβους από τους οποίους λαμβάνει πληροφορία και στην δεύτερη περίπτωση, πόσο κοντά είναι στους κόμβους στους οποίους στέλνει πληροφορία. Επιπλέον, στα κατευθυνόμενα δίκτυα οι αποστάσεις των συντομότερων διαδρομών είναι ψευδοαποστάσεις λόγω της ασυμμετρίας που υπάρχει (Estrada & Knight, 2015). Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι το συγκεκριμένο μέτρο κεντρικότητας δεν δίνει σωστά αποτελέσματα σε μη συνδεδεμένα δίκτυα (ύπαρξη αποκομμένων κόμβων) με αποτέλεσμα αφού δεν ορίζονται οι αποστάσεις του αποκομμένου κόμβου (κόμβος που δε συνδέεται με κανέναν άλλο κόμβο εντός του δικτύου), η αντίστοιχη τιμή απειρίζεται, αλλοιώνοντας έτσι το αποτέλεσμα (Borgatti et al, 2013). Για την αντιμετώπιση των περιπτώσεων των αποκομμένων κόμβων υπάρχει το μέτρο της «Αρμονικής Κεντρικότητας της Εγγύτητας» (Harmonic Centrality) που θα αναλυθεί στην συνέχεια. Η μαθηματική σχέση της «Κεντρικότητας της Εγγύτητας» καθώς και η κανονικοποιημένη μορφή της δίνονται από τις **Σχέσεις 1.5** και **1.6** αντίστοιχα.

$$cc_i = cc(i) = \frac{1}{\sum_{j \in V(G)} d(i, j)} \quad (1.5)$$

$$ncc_i = cc_{\text{normalized}}(i) = \frac{n - 1}{\sum_{j \in V(G)} d(i, j)} \quad (1.6)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

n : Το πλήθος των κόμβων του δικτύου.

d(i, j) : Το μήκος της γεωδαισιακής διαδρομής από τον κόμβο **i** στον κόμβο **j**.

Το Μέτρο της «Αρμονικής Κεντρικότητας Εγγύτητας» (Harmonic Centrality)

Το συγκεκριμένο μέτρο κεντρικότητας είναι μια βελτίωση του μέτρου «Κεντρικότητα της Εγγύτητας» (Closeness Centrality), ώστε να αντιμετωπίζονται τα προβλήματα που προκύπτουν στα δίκτυα με αποκομμένους κόμβους, στα οποία ορισμένες αποστάσεις δεν ορίζονται (Marchiori & Latora, 2000) και (Opshal, 2010). Η φυσική σημασία του είναι παρόμοια με την «Κεντρικότητα της Εγγύτητας» και χρησιμοποιείται συχνά για τη λήψη απόφασης, όπως για παράδειγμα, σε θέματα δημιουργίας εγκαταστάσεων μια δημόσιας υπηρεσίας με στόχο την εύκολη πρόσβαση των πολιτών. Επιπλέον, αποτελεί ένα μέτρο και για την εύρεση των κόμβων που μπορούν να επηρεάσουν εύκολα όλους τους άλλους μέσα σε ένα κοινωνικό δίκτυο (Neo4j Team, 2018). Ο υπολογισμός της «Αρμονικής Κεντρικότητας Εγγύτητας» δίνει σχεδόν όμοια αποτελέσματα με αυτά της «Κεντρικότητας Εγγύτητας» (Closeness Centrality) σε δίκτυα μη κατευθυνόμενα και συνδεδεμένα, ενώ η διαφορά των τιμών παρατηρείται στον υπολογισμό της σε δίκτυα κατευθυνόμενα (Boldi & Vigna, 2014). Η μαθηματική σχέση της «Αρμονικής Κεντρικότητας της Εγγύτητας» καθώς και η κανονικοποιημένη μορφή της δίνονται από τις **Σχέσεις 1.7** και **1.8** αντίστοιχα.

$$hc_i = ch(i) = \sum_{j \in V(G) \setminus \{i\}} \frac{1}{d(j, i)} \quad (1.7)$$

$$nhc_i = hc_{normalized}(i) = \frac{1}{n-1} \cdot \sum_{j \in V(G) \setminus \{i\}} \frac{1}{d(j, i)} \quad (1.8)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

n : Το πλήθος των κόμβων του δικτύου.

d(j, i) : Το μήκος της γεωδαισιακής διαδρομής από τον κόμβο **j** στον κόμβο **i**.

‘Η harmonic centrality έχει ισχυρή συσχέτιση με την closeness όπως αναφέρθηκε αλλά η εφαρμογή της επεκτείνεται ώστε να καλύπτει και τις περιπτώσεις όπου ο κόμβος **y** δεν μπορεί να φτάσει τον κόμβο **x**’ (Boldi & Vigna 2014).

Το Μέτρο της «Κεντρικότητας Ενδιαμεσότητας» (Betweenness Centrality)

Α. Το μέτρο «Κεντρικότητας της Ενδιαμεσότητας» το εισήγαγε ο Freeman και αποτελεί ένα μέτρο που χρησιμοποιείται για την εύρεση των πιο επικοινωνιακών κόμβων στο σύνολο του δικτύου και αποτελεί ένα βασικό μέτρο στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων (Brandes, 2001). Οι κόμβοι που έχουν τα περισσότερα μονοπάτια είναι και αυτοί που διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στην επικοινωνία του δικτύου. Επιπλέον, με το συγκεκριμένο μέτρο, η πληροφορία σε ένα δίκτυο ταξιδεύει από έναν κόμβο στους άλλους δια μέσω των συντομότερων μονοπατιών (shortest paths) που τους συνδέουν. Ο κόμβος που εμφανίζει μεγαλύτερες τιμές χαρακτηρίζεται και ως ο κόμβος που ελέγχει την διάδοση μιας πληροφορίας εντός ενός δικτύου (Freeman, 1977) και (Estrada & Knight, 2015). Τέλος, το μέτρο «Κεντρικότητας της Ενδιαμεσότητας» μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένα μέτρο διαμεσολάβησης του κόμβου για την επικοινωνία μεταξύ των υπολοίπων. Η μαθηματική σχέση της «Κεντρικότητας της Ενδιαμεσότητας» καθώς και η κανονικοποιημένη μορφή του μέτρου δίνονται από τις Σχέσεις 1.9 και 1.10 αντίστοιχα.

$$bc_i = bc(i) = \sum_{(j,k) \in \{(V(G) \setminus \{i\})^2 | j \neq k\}} \frac{\sigma_{jk}(i)}{\sigma_{jk}} \quad (1.9)$$

$$nbc_i = bc_{\text{normalized}}(i) = \frac{(n-1)(n-2)}{2} \cdot \sum_{(j,k) \in \{(V(G) \setminus \{i\})^2 | j \neq k\}} \frac{\sigma_{jk}(i)}{\sigma_{jk}} \quad (1.10)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

n : Το πλήθος των κόμβων του δικτύου.

σ_{jk} : Το συνολικό πλήθος των γεωδαισιακών μονοπατιών από τον κόμβο **j** στον κόμβο **k**.

$\sigma_{jk}(i)$: Το πλήθος των γεωδαισιακών μονοπατιών από τον **j** στον **k** που διέρχονται από τον κόμβο **i**.

Το Μέτρο της «Ιδιοδιανυσματικής Κεντρικότητας» (Eigenvector Centrality)

Το μέτρο της «Ιδιοδιανυσματικής Κεντρικότητας» το εισήγαγε ο Bonacich και αποτελεί ένα βελτιωμένο μέτρο σε σύγκριση με την «Degree Centrality» διότι δεν υπολογίζει μόνο το πλήθος των γειτονικών συνδέσεων του κόμβου που μελετάται αλλά και τη σημαντικότητα του κόμβου αυτού σε σχέση με τους γείτονές τους. Συγκεκριμένα, ο Bonacich το 1987, θεώρησε ότι η σημαντικότητα των γειτόνων ενός κόμβου τον κάνει σημαντικότερο (Bonacich, 1987). Το μέτρο της ιδιοδιανυσματικής κεντρικότητας, θα μπορούσε να χαρακτηριστεί και ως ένα μέτρο ένδειξης της «φήμης» που έχει ένας κόμβος σε σχέση με τους υπόλοιπους του δικτύου, βρίσκοντας εφαρμογή στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων, βιολογικών δικτύων και μελέτης του ανθρώπινου εγκεφάλου (Lohmann et al, 2010). Είναι σημαντικό μέτρο και για την ανάλυση μη κατευθυνόμενων δικτύων αλλά δεν χρησιμοποιείται σε κατευθυνόμενα δίκτυα για τα οποία υπάρχουν άλλα μέτρα κεντρικότητας όπως, η «Κεντρικότητα Katz» (Katz Centrality ή Katz Status) (Katz, 1953) και η «Βαθμική Κεντρικότητα» (PageRank Centrality) (Page et al, 1999) που όμως δεν θα μας απασχολήσουν στην παρούσα ερευνητική ανάλυση. Η μαθηματική σχέση της «Ιδιοδιανυσματικής Κεντρικότητας» δίνεται από τη **Σχέση 1.11** (Lohmann et al, 2010).

$$ec_i = ec(i) = \frac{1}{\lambda} \sum_{j \in V(G)} (A_{ij} \cdot ec(j)) \quad \& \quad \sum_{i \in V(G)} ec_i = 1 \quad (1.11)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

A_{ij} : Το στοιχείο του πίνακα γειτνίασης που υποδηλώνει την άμεση επικοινωνία του κόμβου **i** με τον **j**.

λ : Η μεγαλύτερη ιδιοτιμή του πίνακα γειτνίασης.

Το Μέτρο της «Κεντρικότητας Υπογραφήματος» (Subgraph Centrality)

Το μέτρο «Κεντρικότητα Υπογραφήματος» (Subgraph Centrality), λαμβάνει υπόψιν τη συμμετοχή ενός κόμβου του δικτύου σε υπογραφήματα αυτού. Είναι κατάλληλο μέτρο για τον εντοπισμό των «Μοτίβων» (motifs) του δικτύου. Το συγκεκριμένο μέτρο αξιοποιήθηκε στη Βιολογία και συγκεκριμένα στον τομέα της

Νευροεπιστήμης για την ανάλυση των πρωτεϊνών καθώς και των λειτουργιών τους (Estrada & Rodriguez-Velázquez, 2005). Η χρήση του είναι δυνατή τόσο σε μη κατευθυνόμενα δίκτυα όσο και σε κατευθυνόμενα δίκτυα. Στη δεύτερη περίπτωση χαρακτηρίζεται ως μέτρο κεντρικότητας της «Επιστρεψιμότητας» (Returnability) της πληροφορίας (Estrada & Knight, 2015). Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι βρίσκει εφαρμογή και στους τομείς της κοινωνικοπολιτικής και της εγκληματολογικής ανάλυσης δικτύων. Η μαθηματική σχέση της «Κεντρικότητας Υπογραφήματος» δίνεται από τη **Σχέση 1.12** και τη κανονικοποιημένη **Σχέση 1.14**.

$$sgc_i = sgc(i) = \sum_{k \in \mathbb{N}} \frac{\mu_k(i)}{k!} \quad (1.12)$$

$$ei(G) = \sum_{i \in V(G)} sgc(i) \quad (1.13)$$

$$nsgc_i = sgc_{normalized}(i) = \frac{sgc(i)}{ei(G)} \quad (1.14)$$

G : Το δίκτυο.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου G.

$\mu_k(i)$: Ο αριθμός των κλειστών περιπάτων μήκους **k** που ξεκινούν και τελειώνουν στον κόμβο **i**.

ei(G) : Ο δείκτης Estrada «Estrada Index» ως το άθροισμα των τιμών της subgraph centrality όλων των κόμβων.

Η «Κεντρικότητα Υπογραφήματος», είναι το βεβαρημένο άθροισμα όλων των κλειστών περιπάτων διαφορετικού μήκους που ξεκινάει και τερματίζει στον ίδιο κόμβο. Οι μεγάλοι περίπατοι έχουν ένα «πέναλι» στο αποτέλεσμα της τιμής του κόμβου που εξετάζεται (Benzi, 2013).

Το Μέτρο της «Λαπλασιανής Κεντρικότητας» (Laplacian Centrality)

Το μέτρο της «Λαπλασιανής Κεντρικότητας» δημιουργήθηκε ώστε ο ερευνητής να μπορέσει να μελετήσει καλύτερα τα σταθμισμένα δίκτυα (ύπαρξη βαρών στις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων) με αποτελεσματικότερο τρόπο για την εύρεση των σημαντικότερων κέντρων του δικτύου. Η φιλοσοφία της «Λαπλασιανής

Κεντρικότητας» συνδυάζει τη σχετική πτώση της «Λαπλασιανής Ενέργειας» (**Σχέση 1.6**) στο δίκτυο που προκαλείται από την αφαίρεση μιας κορυφής από το δίκτυο. Έχει εφαρμογή μόνο σε μη κατευθυνόμενα δίκτυα σταθμισμένα ή χωρίς βάρη και αυτό λόγω της συμμετρίας που προσφέρουν σε σχέση με τα κατευθυνόμενα που δεν είναι συμμετρικά (Qi et al, 2012). Η μαθηματική σχέση της «Λαπλασιανής Κεντρικότητας» δίνεται από τη **Σχέση 1.5**.

$$lc_i = e_l(i, G) = \frac{e_l(G) - e_l(G_i)}{e_l(G)} \quad (1.15)$$

$$e_l(G) = \sum_{0 \leq i \leq n} \lambda_i^2, \text{ Laplacian Energy} \quad (1.16)$$

$$L(G) = D(G) - W(G), \text{ Laplacian Matrix} \quad (1.17)$$

G : Το δίκτυο.

G_i : Το δίκτυο που προκύπτει από το **G** αφαιρώντας τον κόμβο **i**.

V(G) : Το σύνολο των κόμβων του δικτύου **G**.

n : Το πλήθος των κόμβων του δικτύου.

L(G) : Ο «Λαπλασιανός» πίνακας βαρών του δικτύου.

D(G) : Ο διαγώνιος πίνακας βαθμών.

W(G) : Ο πίνακας βαρών.

λ_i : Οι ιδιοτιμές του «Λαπλασιανού» πίνακα βαρών **L(G)** που προκύπτει από την αντίστοιχη παραπάνω σχέση.

Ολοκληρώνοντας την ενότητα των μέτρων κεντρικότητας, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η επιλογή των μέτρων που παρουσιάστηκαν αφορά την περίπτωση της έρευνας μας, σε μη κατευθυνόμενα σταθμισμένα δίκτυα, όπως θα παρουσιαστεί σε επόμενες ενότητες. Το συνολικό πλήθος των μέτρων κεντρικότητας που υπάρχει συνεχώς αυξάνει ανάλογα με τις ιδιότητες που ο κάθε ερευνητής ενδιαφέρεται να μετρήσει στο δίκτυο του.

1.5 Το Πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» (Travel Salesman Problem)

Ξεκινώντας, ως βασική φιλοσοφία πίσω από το πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» είναι η επίσκεψη όλων των δυνατών κόμβων (περιοχών εξυπηρέτησης) ενός δικτύου μόνο μία φορά και επιστροφή στον αρχικό κόμβο (περιοχή έναρξης της εξυπηρέτησης) με δεδομένες όλες τις χιλιομετρικές αποστάσεις σύνδεσης μεταξύ των κόμβων έχοντας ως στόχο την εύρεση του ελάχιστου κόστους διαδρομής. Η ονομασία «Περιοδεύοντος Πωλητή» ξεκίνησε να χρησιμοποιείται διότι αντιπροσωπεύει έναν πωλητή που ξεκινάει από την πόλη του να πουλήσει τα προϊόντα του σε όλες τις πόλεις του ενδιαφέροντος του διανύοντας όλες μία φορά με το ελάχιστο δυνατό κόστος έχοντας ως τελικό προορισμό να επιστρέψει πίσω στην πόλη του. Ουσιαστικά το πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» αποτελεί ένα δύσκολο πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης εύρεσης της ελάχιστης συνολικής διαδρομής (ελάχιστο δυνατό κόστος) ταξιδεύοντας μια μόνο φορά σε κάθε περιοχή και επιστρέφοντας στην αρχική ενός συγκεκριμένου πλήθους περιοχών (κόμβων). Η πολυπλοκότητα του προβλήματος για την κάλυψη όλων των δυνατών διαδρομών φαίνεται από τη **Σχέση 1.18**,

$$tnpr = \frac{(n - 1)!}{2} \quad (1.18)$$

n : ο συνολικός αριθμός των κόμβων του δικτύου.

tnpr : ο συνολικός αριθμός όλων των πιθανών διαδρομών του δικτύου.

Στην Ελληνική βιβλιογραφία το συγκεκριμένο πρόβλημα εμφανίζεται ως το πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» ή «Πλανόδιου Πωλητή» και στη διεθνή βιβλιογραφία ως «Travel Salesman Problem» και εμφανίζεται με τη συντομογραφία «T.S.P».

Η έννοια του «Περιοδεύοντος Πωλητή», είναι άμεσα συνδεδεμένη με την έννοια του «Κύκλου Hamilton», δηλαδή το πρόβλημα του «Περιοδεύοντος Πωλητή» ανάγεται σε πρόβλημα εύρεσης «Κύκλων Hamilton» με το ελάχιστο δυνατό βάρος. Συγκεκριμένα, ένας γράφος ονομάζεται «Hamilton» εάν περιέχει «Κύκλο Hamilton», δηλαδή εάν περνάει (κυκλικό μονοπάτι) από όλους τους κόμβους του γράφου μια μόνο

φορά και επιστρέφει στον κόμβο έναρξης και κάθε κορυφή του γράφου έχει τουλάχιστον βαθμό δύο ακμών και άνω. Η άμεση και εύκολη εφαρμογή επίλυσης ενός προβλήματος «Περιοδεύοντος Πωλητή» γίνεται σε πλήρη γράφο και κατά συνέπεια σε πλήρες δίκτυο όταν μιλάμε για πραγματικά δεδομένα διαδρομών εξυπηρέτησης μεταξύ περιοχών (Νενεκούμη, 2016), (Μανωλόπουλος, 2015), (Στυλιανού, 2013), (Matai et al, 2010).

Αλγόριθμοι Επίλυσης του Προβλήματος του «Περιοδεύοντος Πωλητή»

Υπάρχουν πολλές κατηγορίες και παραλλαγές αλγορίθμων επίλυσης ενός προβλήματος «Περιοδεύοντος Πωλητή». Στην παρούσα ερευνητική εργασία θα εστιάσουμε στους «Ευρετικούς» αλγόριθμους επίλυσης (Heuristic Algorithms) και συγκεκριμένα θα ασχοληθούμε με τον αλγόριθμο «Απομακρυσμένης Εισαγωγής» (Farthest Insertion) με εφαρμογή σε εμπειρικά δεδομένα τυχαίων δικτύων, όπως θα παρουσιαστούν στο «Κεφάλαιο 3» της μεθοδολογίας και της ποσοτικής ανάλυσης. Η μεθοδολογία επίλυσης του αλγορίθμου παρουσιάζεται στα παρακάτω βήματα,

- 1) Διαλέγουμε έναν τυχαίο αρχικό κόμβο i .
- 2) Εντοπίζουμε τον πιο απομακρυσμένο κόμβο j από τον i , δηλαδή $d(i, j) = \max_{v \in V(G)} \{d(i, v)\}$. Εάν υπάρχουν περισσότεροι από έναν τέτοιοι κόμβοι, επιλέγουμε κάποιον στην τύχη. Στη συνέχεια εισάγουμε τους κόμβους i, j σε ένα αρχικό σύνολο κόμβων $T = \{i, j\}$. Επίσης, θεωρούμε ένα αρχικό διατεταγμένο σύνολο κυκλικής διαδρομής $C = \{i - j - i\}$.
- 3) Υπολογίζουμε την απόσταση $d(k, T)$ κάθε κόμβου k ο οποίος δεν ανήκει στο σύνολο T . Η απόσταση $d(k, T)$ του κόμβου k από το σύνολο κόμβων $T = \{v_1, \dots, v_n\}$ ορίζεται ως το ελάχιστο των αποστάσεων του k από τα στοιχεία του T . Δηλαδή, $d(k, T) = \min_{v_i \in T} \{d(k, v_i)\}$.
- 4) Αμέσως μετά, εντοπίζουμε εκείνον τον κόμβο $k \notin T$ ο οποίος απέχει τη μεγαλύτερη δυνατή απόσταση από το T , δηλαδή $d(k, T) = \max_{u \in V(G) \setminus T} \{d(u, T)\}$, και στη συνέχεια τον εισάγουμε στο σύνολο T , σχηματίζοντας ένα νέο σύνολο $T' = T \cup \{k\}$. Εάν υπάρχουν περισσότεροι από έναν τέτοιοι κόμβοι, διαλέγουμε έναν στη τύχη.
- 5) Στη συνέχεια, εντοπίζουμε τους κόμβους a και b του T για τους οποίους η τιμή της παράστασης $f_k(a, b) = c_{ak} + c_{kb} - c_{ab}$, (όπου c_{ij} οι τιμή ευκλείδειας

απόστασης που αντιστοιχεί στην ακμή $i-j$ του δικτύου) γίνεται ελάχιστη, και στη συνέχεια προσαρτούμε τον κόμβο k αντικαθιστώντας την ακμή $a - b$ στην αρχική κυκλική διαδρομή με το κομμάτι $a - k - b$ και δημιουργώντας έτσι ένα νέο σύνολο κυκλικής διαδρομής $C' = \{i - \dots - a - k - b - \dots - i\}$.

- 6) Επαναλαμβάνουμε το 3^ο βήμα, θεωρώντας πλέον ως νέα σύνολα T και C τα σύνολα T' και C' που προέκυψαν με την παραπάνω διαδικασία, μέχρι να σχηματιστεί ένας κύκλος Hamilton.

Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι, η επιλογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου έγινε διότι παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από τους υπόλοιπους «Ευρετικούς» αλγορίθμους όπως, της «Φτηνότερης Εισαγωγής» (Cheapest Insertion), της «Κοντινότερης Εισαγωγής» (Nearest Insertion) και του «Πλησιέστερου Γείτονα» (Nearest Neighbor) (Rosenkrantz et al, 1977), (Parviainen, 2011), (Kruithof, 2012).

1.6 Διαδικασίες και Εργαλεία για την Ανάλυση Δεδομένων

Στην ενότητα αυτή, θα παρουσιαστούν σε θεωρητικό επίπεδο διάφορα εργαλεία και διαδικασίες που θα εφαρμοστούν στην ερευνητική διαδικασία σχετικά με την «Ανθρωπιστική Εφοδιαστική» για την καλύτερη κατανόηση της μεθοδολογίας σε επόμενο κεφάλαιο. Ο συνδυασμός, απλών στατιστικών εργαλείων για την εύρεση συσχετίσεων με τη θεωρία πληροφορίας, η έννοια της διαμέρισης στα δεδομένα καθώς και η ανάπτυξη ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου θα αποτελέσουν τη δομή ανάπτυξης και ανάλυσης της παρούσας εργασίας σε επίπεδο λήψης απόφασης για τη βελτίωση και υποστήριξη ενός δικτύου «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής».

Η «Εντροπία» και η Παραγωγή της Πληροφορίας

Αρχικά, αξίζει να αναφερθούμε στην έννοια της πληροφορίας που αφορά ένα γεγονός, ένα μήνυμα που λαμβάνουμε για το πρόβλημα που θέλουμε να λάβουμε μια απόφαση. Η πληροφορία, είναι ο πόρος που μεταβιβάζεται μέσα από ένα είδος επικοινωνίας ώστε στη συνέχεια να μπορούμε να λαμβάνουμε αποφάσεις. Για να μπορέσουμε να έχουμε παραγωγή πληροφορίας πρέπει να συμβεί κάτι απρόβλεπτο. Για παράδειγμα, εάν ένα εκκρεμές κουνιέται δεν παράγεται πληροφορία, αλλά αν υπάρξει ένας επιπλέον παράγοντας όπως το να το φουσήξει κάποιος και κουνηθεί έχουμε παραγωγή πληροφορίας. Ως «Εντροπία» χαρακτηρίζεται η «Μέση Πληροφορία» και σύμφωνα με τον Kolmogorov, η παραγωγή της εντροπίας αφορά το ρυθμό που

παράγεται ή χάνεται η πληροφορία χωρίς να μας ενδιαφέρει η ποσότητα αλλά η ταχύτητα. Ακόμα, η «Εντροπία» είναι η ιδιότητα μιας μεταβλητής που μας ενδιαφέρει, δηλαδή η μέση πληροφορία που λαμβάνουμε όταν έχουμε κάνει όλες τις δυνατές μετρήσεις για τη μεταβλητή που εξετάζεται. Ουσιαστικά, η «Εντροπία» είναι η μέση πληροφορία όλων των πληροφοριών από τα γεγονότα που έχουμε. Ο συνδυασμός της «Εντροπίας» μαζί με άλλους παράγοντες μας δίνουν μια αξιόπιστη πληροφορία για το πρόβλημα που μελετάμε. Για την καλύτερη κατανόηση της έννοιας, αναφερόμαστε στο γεγονός των ερωτήσεων που θέτονται για να δοθεί απάντηση σε ένα γεγονός. Έχοντας μεγάλη τιμή στην «Εντροπία», χρειαζόμαστε πολλές ερωτήσεις για τη λήψη απόφασης ενώ από την άλλη έχοντας μικρή τιμή στην «Εντροπία» χρειαζόμαστε λίγες ερωτήσεις για τη λήψη απόφασης σε ένα πρόβλημα. Συγκεκριμένα, η τιμή της «Εντροπίας» όταν βρίσκεται σε χαμηλά επίπεδα το αποτέλεσμα είναι πιο βέβαιο και κατά συνέπεια πιο προβλέψιμο, ενώ στην αντίθετη περίπτωση πιο αβέβαιο και τείνει να γίνεται χαοτικό, με αποτέλεσμα να μην είναι τόσο προβλέψιμο. Επιπροσθέτως, όταν μιλάμε για την έννοια της «Εντροπίας» και την παραγωγή της πληροφορίας, προσδοκούμε σε κάτι καινούργιο σε κάτι νέο που θα προκύψει για ένα γεγονός, μελετάμε δηλαδή τις μεταβολές που γίνονται στο γεγονός αυτό. Ακόμα, ως ένα παράδειγμα κοινωνικού ενδιαφέροντος, για την έννοια της «Εντροπίας», θα χαρακτηρίζαμε το «Μη Αδρανή Άνθρωπο». Η καθημερινή ρουτίνα καθώς και η απάθεια για την ενασχόληση με κάτι καινούργιο όπως ένα νέο χόμπι, μια νέα δραστηριότητα ή και η επιπλέον μόρφωση, καθιστούν τον άνθρωπο αδρανή χωρίς να παράγει «Εντροπία» με αποτέλεσμα να είναι προβλέψιμος και εύκολα χειραγωγήσιμος. Τέλος, από την πλευρά μελέτης των δικτύων, ο ένας κόμβος μεταφέρει πληροφορία στον άλλο και δέχεται και πληροφορίες από άλλους κόμβους. Οι αλληλεξαρτήσεις που υπάρχουν στα δίκτυα μειώνουν την «Εντροπία» και συγκεκριμένα σε ένα δίκτυο μελέτης των ανθρωπίνων σχέσεων στην αρχή έχουμε μεγάλη «εντροπία» ενώ καθώς περνάει ο καιρός και ο ένας κόμβος (άνθρωπος) μαθαίνει τον άλλον, γίνεται περισσότερο προβλέψιμος, οπότε με την πάροδο του χρόνου έχουμε μειωμένο ρυθμό παραγωγής της «εντροπίας». Επίσης, εξαρτάται από το μέγεθος του δικτύου και μελετάται για θέματα σύγκρισης όπως, ενός κόμβου με άλλον, ενός δικτύου με άλλο και μιας μεταβλητής με μια άλλη. Τέλος, ο υπολογισμός της «εντροπίας», μιας ιδιότητας του δικτύου λειτουργεί και σαν δείκτης «Ευπάθειας» του δικτύου σε επιθέσεις, μελετώντας τη διαφορά της μεταβολής της ιδιότητας του δικτύου από μια αρχική κατάσταση σε μια τελική (Αντωνίου, 2018). Στην παρούσα ερευνητική εργασία θα χρησιμοποιηθεί η «εντροπία» για τον εντοπισμό των

εξαρτήσεων μεταξύ των εξεταζόμενων μεταβλητών, όπως θα παρουσιαστεί και αργότερα.

Συνεχίζοντας, γίνεται αναφορά στη μαθηματική έννοια της «εντροπίας» όπως παρουσιάστηκε από τον Shannon το 1948. Ορίζοντας την έννοια της «εντροπίας» ως τη στατιστική εκτίμηση της αβεβαιότητας που υπάρχει στα δεδομένα καθώς και σε διάφορα συστήματα επικοινωνίας (Shannon, 1948) και (Μακρής, 2015). Η μαθηματική σχέση υπολογισμού της εντροπίας μιας μεταβλητής X δίνεται από τη **Σχέση 1.19**.

$$H(X) = S(X) = - \sum_{x \in \Omega} p(x) \log_2 p(x) \quad (1.19)$$

$p(x)$: δείχνει την πιθανότητα η μέτρηση της μεταβλητής X να είναι η τιμή x .

Ω : ο δειγματοχώρος.

Σύμφωνα με την παραπάνω σχέση, όταν αναφερόμαστε στην έννοια της εντροπίας, θα μιλάμε για την εντροπία του Shannon.

Αμέσως μετά, γίνεται αναφορά στην έννοια της «Από κοινού Εντροπίας» (Joint Entropy) με τη μαθηματική σχέση υπολογισμού μιας μεταβλητής X και Y να δίνεται από τη **Σχέση 1.20** καθώς και της κανονικοποιημένης μορφής της από τη **Σχέση 1.21**.

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in \Omega} \sum_{y \in \Omega} p(x, y) \log_2 p(x, y) \quad (1.20)$$

$$H(X, Y)_{\text{normalized}} = \frac{H(X, Y)}{H(X) + H(Y)} \quad (1.21)$$

$p(x, y)$: δείχνει την από κοινού κατανομή πιθανότητας των μεταβλητών X και Y .

Ω : ο δειγματοχώρος.

Στη συνέχεια, γίνεται παρουσίαση της «Δεσμευμένης Εντροπίας» (Conditional Entropy) με τη μαθηματική σχέση υπολογισμού μιας μεταβλητής X και Y να δίνεται από τη **Σχέση 1.22** και τη **Σχέση 1.23** καθώς και της κανονικοποιημένης μορφής της από τη **Σχέση 1.24**.

$$H(X|Y) = H(X, Y) - H(Y) \quad (1.22)$$

$$H(Y|X) = H(X, Y) - H(X) \quad (1.23)$$

$$H(X|Y)_{\text{normalized}} = \frac{H(X|Y)}{H(X)}, H(Y|X)_{\text{normalized}} = \frac{H(Y|X)}{H(Y)} \quad (1.24)$$

$H(X|Y)_{\text{normalized}} = 1$: έχουμε απόλυτη ανεξαρτησία μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

$H(X|Y)_{\text{normalized}} = 0$: έχουμε απόλυτη εξάρτηση μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

Η «Δεσμευμένη Εντροπία» χαρακτηρίζεται ως η αναμενόμενη επιπλέον πληροφορία που χρειαζόμαστε για να μπορέσουμε να περιγράψουμε τη μέτρηση μιας μεταβλητής X, αν έχουμε ήδη μετρήσει την μεταβλητή Y. Τέλος, με τη χρήση της «Δεσμευμένης Εντροπίας» μπορούμε ως ένα βαθμό, να αποφανθούμε μετά τη σύγκριση ενός ζεύγους μεταβλητών, εάν προσεγγίζουν την αιτιότητα γνωρίζοντας κάθε φορά τη μέτρηση μιας από τις δύο εξεταζόμενες μεταβλητές.

Τέλος, γίνεται παρουσίαση της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» (Mutual Information) από τη **Σχέση 1.25** καθώς και της κανονικοποιημένης μορφής της από τη **Σχέση 1.26**.

$$I(X ; Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (1.25)$$

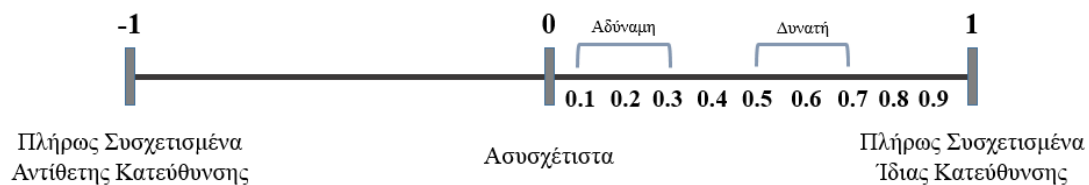
$$I(X ; Y)_{\text{normalized}} = \frac{I(X ; Y)}{\max\{H(X), H(Y)\}} \quad (1.26)$$

$I(X ; Y)_{\text{normalized}} = 1$: έχουμε απόλυτη συσχέτιση μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

$I(X ; Y)_{\text{normalized}} = 0$: οι μεταβλητές X,Y είναι απόλυτα ασυσχέτιστες.

Ακόμα, με την «Αμοιβαία Πληροφορία» μπορούμε να μελετήσουμε συσχετίσεις μεταξύ μεταβλητών εντοπίζοντας και μη γραμμικές σχέσεις σε σχέση με τους κλασσικούς συντελεστές συσχέτισης (Αντωνίου, 2018).

Α. Στην ενότητα αυτή, θα αναφερθούμε σε εργαλεία στατιστικής ανάλυσης που σε επόμενα κεφάλαια θα εφαρμοστούν για την έρευνα που θα διεξαχθεί. Αρχίζοντας, η έννοια της «Συσχέτισης» (Correlation) μεταξύ μεταβλητών είναι ένα από τα θέματα που θα μας απασχολήσουν στη ροή της έρευνας. Η «Συσχέτιση» μέσω της σύγκρισης των μεταβλητών ως ζεύγη, δίνει το πόσο δυνατή είναι η ταύτιση των μεταβλητών μεταξύ τους. Η μέτρηση του βαθμού της δύναμης της σχέσης αυτής μεταξύ των μεταβλητών ονομάζεται, «Συντελεστής Συσχέτισης» και η σημασία του καθώς και το εύρος τιμών του φαίνεται στο **Σχήμα 1.6**.



Σχήμα 1.6. Απεικόνιση του εύρους τιμών για τους «Συντελεστές Συσχέτισης»

Θα αναφερθούμε στα δύο πιο βασικά μέτρα συσχέτισης στην στατιστική ανάλυση, τη συσχέτιση **Pearson** και τη συσχέτιση **Spearman** καθώς και στις συσχετίσεις με την προσέγγιση της αιτιότητας, εξάρτησης, σύμφωνα με τα «εντροπικά» μέτρα, όπως η «Αμοιβαία Πληροφορία» και η «Δεσμευμένη Εντροπία» που αναφέρθηκαν νωρίτερα.

Η συσχέτιση Pearson

Η πιο διαδεδομένη εφαρμογή μελέτης συσχετίσεων μεταξύ μεταβλητών είναι η συσχέτιση Pearson. Με τη συσχέτιση Pearson (Product Moment Correlation Coefficient) μετράμε το βαθμό δύναμης της γραμμικής σχέσης μεταξύ ενός ζεύγους συνεχών μεταβλητών **a** και **b**. Το συγκεκριμένο μέτρο συσχέτισης συνήθως έχει εφαρμογή σε δεδομένα που ακολουθούν κανονική κατανομή. Το εύρος τιμών του δείκτη συσχέτισης είναι από **-1** έως **1**, όπως παρουσιάστηκε προηγουμένως στο **Σχήμα 1.6**. Είναι ένα μέτρο που προσδιορίζει το μέγεθος της γραμμικής σχέσης μεταξύ των μεταβλητών, που μπορεί να παρουσιάσουν τόσο θετική όσο και αρνητική κατεύθυνση

μεταξύ τους. Η μέθοδος συσχέτισης Pearson χαρακτηρίζεται ως παραμετρική (Γαλάνης 2008), (Chok, 2010) και (Χυτούδη, 2016). Η μαθηματική έκφραση του «Συντελεστή Συσχέτισης» Pearson δίνεται από τη **Σχέση 1.27**.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n ((a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2 \sum_{i=1}^n (b_i - \bar{b})^2}} \quad (1.27)$$

$$\bar{a} = \frac{\sum_{i=1}^n a_i}{n} \quad (1.28)$$

$$\bar{b} = \frac{\sum_{i=1}^n b_i}{n} \quad (1.29)$$

Η συσχέτιση Spearman

Με τη συσχέτιση Spearman (Rank Correlation Coefficient ή Spearman's rho) μετράμε το βαθμό δύναμης συσχέτισης των τάξεων ή θέσεων (rank) μεταξύ δύο μεταβλητών **a** και **b**. Οι τάξεις (rank) της μεθόδου Spearman είναι η διάταξη της θέσης μιας μεταβλητής με αύξουσα σειρά. Εάν υπάρχουν ίδιοι αριθμοί, η κατάταξη γίνεται με βάση το μέσο όρο των θέσεων των αριθμών που εξετάζονται. Ο συντελεστής συσχέτισης Spearman είναι ουσιαστικά ο συντελεστής συσχέτισης Pearson όταν εφαρμόζεται στις τάξεις αντί για τις παρατηρούμενες τιμές (ή τα παραχθέντα προσομοιωτικά δεδομένα), χωρίς δηλαδή να λαμβάνει υπόψιν την κατανομή του δείγματος που εξετάζεται. Επιπλέον, βρίσκει εφαρμογή σε μεταβλητές συνήθως που δεν ακολουθούν κανονική κατανομή ή δεν χρειάζεται να γίνει πάντα έλεγχος της κατανομής του εκάστοτε δείγματος για την εφαρμογή του. Ακόμα, εντοπίζει καλύτερα τη μονοτονική σχέση που έχουν οι εξεταζόμενες μεταβλητές σε σχέση με την εφαρμογή της συσχέτισης Pearson. Το εύρος και στην περίπτωση συσχέτισης Spearman κυμαίνεται από -1 έως 1. Η μέθοδος συσχέτισης Spearman χαρακτηρίζεται ως μη παραμετρική (Γαλάνης, 2008), (Chok, 2010) και (Χυτούδη, 2016). Η μαθηματική έκφραση του «Συντελεστή Συσχέτισης» Spearman δίνεται από τη **Σχέση 1.30**.

$$r_s = \frac{\sum_{i=1}^n ((\text{rank}(a_i) - \overline{\text{rank}(a)})((\text{rank}(b_i) - \overline{\text{rank}(b)}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ((\text{rank}(a_i) - \overline{\text{rank}(a)})^2 \sum_{i=1}^n ((\text{rank}(b_i) - \overline{\text{rank}(b)})^2}} \quad (1.30)$$

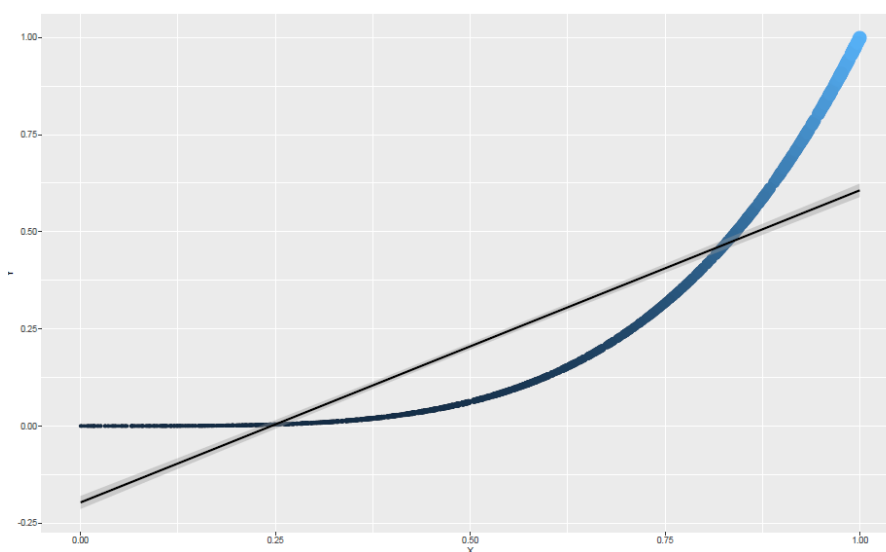
Οι τάξεις $\text{rank}(a_i)$ και $\text{rank}(b_i)$ της μεθόδου Spearman είναι η αρίθμηση των αυξουσών διατεταγμένων θέσεων του συνόλου των παρατηρήσεων (ή των παραχθέντων προσομοιωτικών δεδομένων) μιας τυχαίας μεταβλητής. Εάν υπάρχουν ίδιες αριθμητικές τιμές σε παρατηρήσεις (ή στα παραχθέντα προσομοιωτικά δεδομένα) της μεταβλητής, τότε σε αυτές αντιστοιχίζεται ο μέσος όρος των αντίστοιχων γνησίως αυξουσών αριθμημένων θέσεων που θα λάμβαναν.

Το $\overline{\text{rank}(a)}$ και $\overline{\text{rank}(b)}$ υποδηλώνει το μέσο όρο όλων των τάξεων που παρατηρήθηκαν για την μεταβλητή a και τη μεταβλητή b .

Σύγκριση Συσχέτισης Pearson και Συσχέτισης Spearman

Η παραγωγή των τυχαίων δεδομένων στα παραδείγματα που ακολουθούν γίνεται μέσω της ομοιόμορφης κατανομής $U[a, b]$ με τη γλώσσα «R» καθώς και η παρουσίαση των γραφημάτων με τη βιβλιοθήκη «ggplot2». Μελετάμε, πλήρως εξαρτημένες σε μη γραμμικές συναρτήσεις στις περιπτώσεις που ακολουθούν.

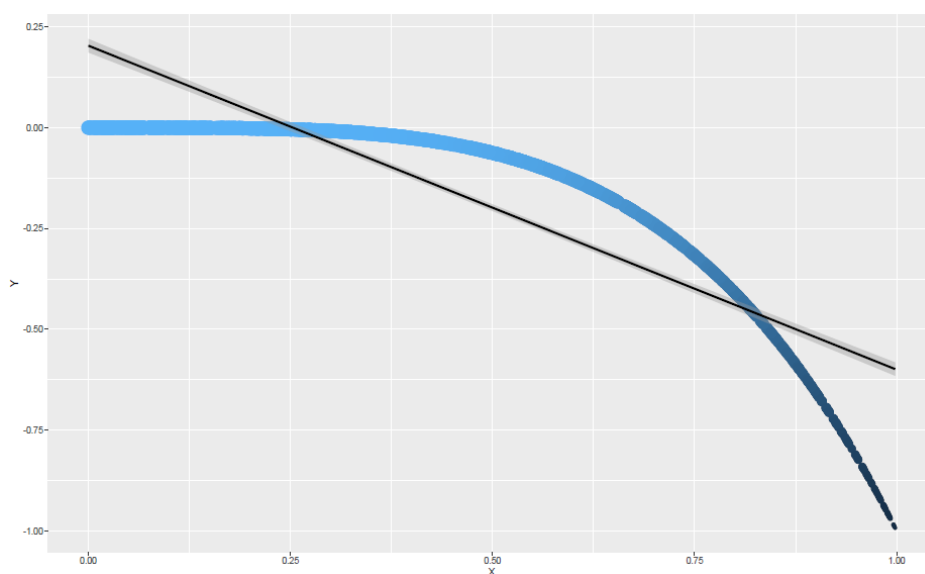
Αρχικά, παρουσιάζεται το 1^ο Παράδειγμα με, $T \sim U[0, 1]$, $X = T$ και $Y = T^4$. Παράγονται 1.000 δεδομένα και παρουσιάζονται ως γράφημα στο **Σχήμα 1.7**.



Σχήμα 1.7. Το γράφημα του 1^{ου} παραδείγματος δεδομένων, της συνάρτησης ($T \sim U[0, 1]$, $X = T$ και $Y = T^4$)

Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων με τη μέθοδο **Pearson** είναι **0,867** και τη μέθοδο **Spearman** είναι **1**. Βλέπουμε ότι, η μέθοδος Spearman εντοπίζει καλύτερα τη σχέση που υπάρχει από τις πλήρως εξαρτημένες μη γραμμικές συναρτήσεις που παράχθηκαν. Συγκεκριμένα, εντοπίζει τη θετική μονοτονία που υπάρχει πολύ καλύτερα από ότι η μέθοδος Pearson.

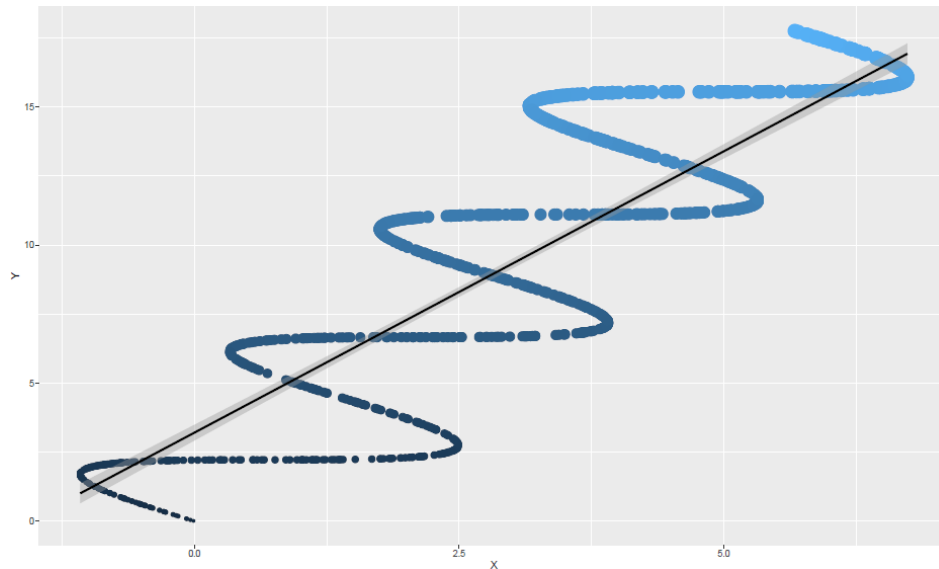
Αμέσως μετά, γίνεται παρουσίαση του 2^{ου} Παραδείγματος με τη συνάρτηση, $T \sim U[0, 1]$, $X = T$ και $Y = -T^4$. Όπως και στο προηγούμενο παράδειγμα, παράγονται και υπολογίζονται 1.000 δεδομένα μέσω της ομοιόμορφης κατανομής και παρουσιάζονται ως γράφημα στο **Σχήμα 1.8**.



Σχήμα 1.8. Το γράφημα του 2^{ου} παραδείγματος δεδομένων, της συνάρτησης ($T \sim U[0, 1]$, $X = T$ και $Y = -T^4$)

Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων με τη μέθοδο **Pearson** είναι **-0,866** και τη μέθοδο **Spearman** είναι **-1**. Βλέπουμε ότι, η μέθοδος Spearman και πάλι όπως στο 1^ο παράδειγμα εντοπίζει καλύτερα τη σχέση που υπάρχει από τα δεδομένα που παράχθηκαν. Συγκεκριμένα, εντοπίζει την αρνητική μονοτονική σχέση πολύ καλύτερα από ότι η μέθοδος Pearson.

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται το 3^ο Παράδειγμα συνάρτησης με, $T \sim U[0, 8]$, $A = \frac{\pi}{4}$, $X = T * \pi * \cos(A) - \sin(T * \pi) * \sin(A)$ και $Y = T * \pi * \sin(A) + \sin(T * \pi) * \cos(A)$. Παράγονται και υπολογίζονται 1.000 δεδομένα της ομοιόμορφης κατανομής και παρουσιάζονται ως γράφημα στο **Σχήμα 1.9**.



Σχήμα 1.9. Το γράφημα του 3^{ου} παραδείγματος δεδομένων,

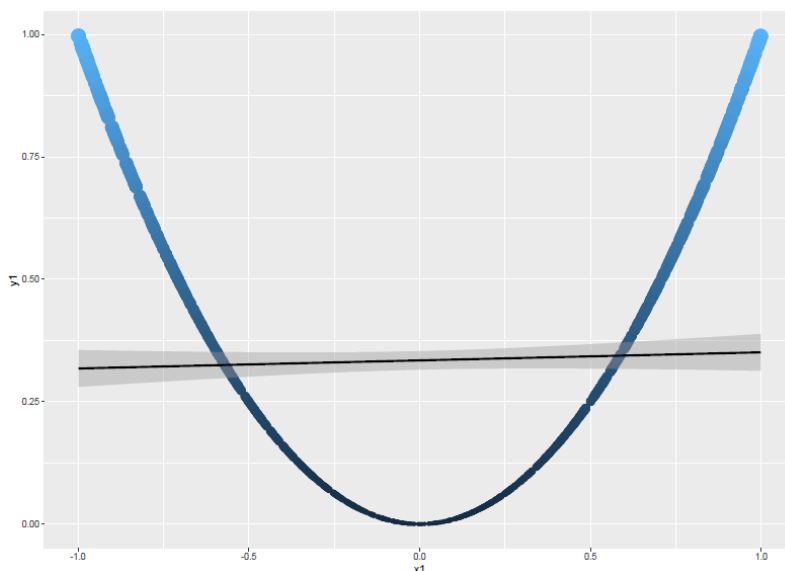
της συνάρτησης, $T \sim U[0, 8]$, $A = \frac{\pi}{4}$,

$$X = T * \pi * \cos(A) - \sin(T * \pi) * \sin(A) \text{ και}$$

$$Y = T * \pi * \sin(A) + \sin(T * \pi) * \cos(A)$$

Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων με τη μέθοδο **Pearson** είναι **0,839** και τη μέθοδο **Spearman** είναι **0,875**. Στο παράδειγμα αυτό, δεν υπάρχει κάποια μονοτονία που θα μπορούσαν να εντοπίσουν οι δύο μέθοδοι αλλά εντοπίζουν μια θετική ανοδική τάση με τη μέθοδο Spearman και πάλι να δίνει καλύτερα αποτελέσματα.

Τέλος, παρουσιάζεται το 4^ο Παράδειγμα συνάρτησης με, $T \sim U[-1, 1]$ και $Y = T^2$. Παράγονται και υπολογίζονται 1.000 δεδομένα σύμφωνα με την ομοιόμορφη κατανομή και παρουσιάζονται ως γράφημα στο **Σχήμα 1.10**.

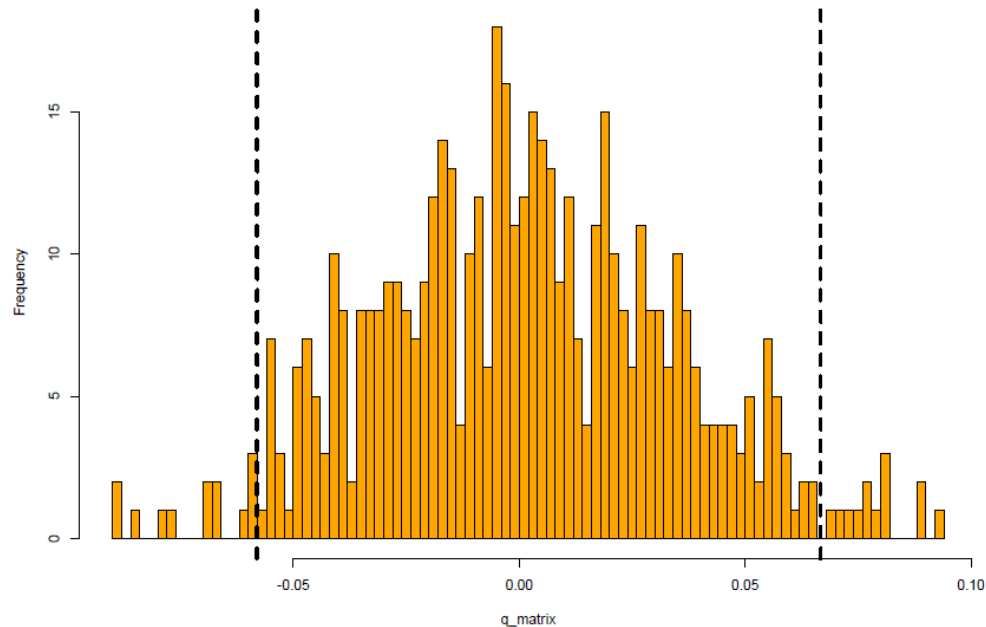


Σχήμα 1.10. Το γράφημα του 4^{ου} παραδείγματος δεδομένων, της συνάρτησης ($T \sim U[-1, 1]$ και $Y = T^2$)

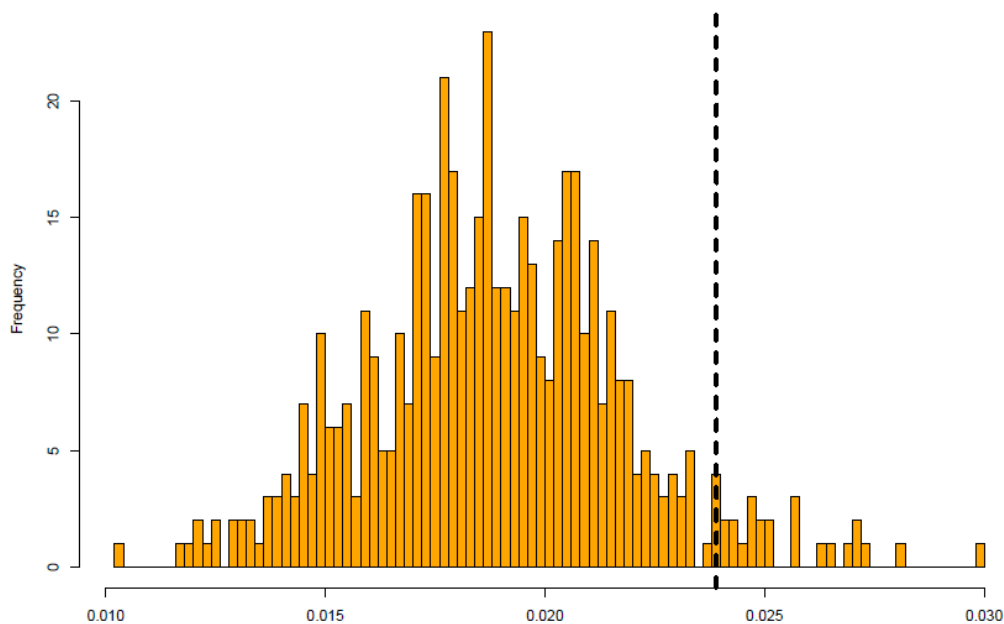
Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων με τη μέθοδο **Pearson** είναι **-0,032** και τη μέθοδο **Spearman** είναι **0,011**. Παρατηρούμε ότι, δεν υπάρχει μονοτονία ή τάση στα δεδομένα όποτε και οι δύο μέθοδοι δίνουν αποτελέσματα κοντά στο μηδέν. Ενώ υπάρχει εξ αρχής πλήρης εξάρτηση μεταξύ των μη γραμμικών σχέσεων που παράχθηκαν και οι μέθοδοι Pearson και Spearman δεν μπορούν να την εντοπίσουν όπως στα προηγούμενα παραδείγματα. Σε τέτοιες περιπτώσεις είναι χρήσιμος ο υπολογισμός της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» όπως είδαμε νωρίτερα και θα δούμε αναλυτικά και παρακάτω.

Η μέθοδος «Bootstrap» λειτουργεί ως ένα test στατιστικής σημαντικότητας των ελέγχων συσχέτισης ή εξάρτησης σύμφωνα με τα παραμετρικά ή μη παραμετρικά μέτρα που χρησιμοποιούμε. Επιπλέον, η εφαρμογή της μεθόδου αυτής είναι σημαντική διότι δεν απαιτείται τα δεδομένα να ακολουθούν κανονική κατανομή και δεύτερον βοηθάει στο να εκτιμήσουμε τη σημαντικότητα των «εντροπικών» μέτρων. Ακόμα, με τη μέθοδο «bootstrap» εντοπίζεται το διάστημα εμπιστοσύνης για το οποίο οι συσχετίσεις και οι εξαρτήσεις είναι στο μηδέν. Η λειτουργία της μεθόδου βασίζεται στον αριθμό των επαναλήψεων υπολογισμού των συσχετίσεων μεταξύ ενός ζεύγους μεταβλητών A, B για έναν ικανοποιητικό αριθμό επαναλήψεων. Γίνεται αναδιάταξη κάθε φορά της σειράς των παρατηρήσεων (ή των παραχθέντων προσομοιωτικών δεδομένων) ώστε να εξαλειφθούν οι μεταξύ τους συσχετίσεις και στη συνέχεια υπολογίζεται το διάστημα που περιέχει το $(1 - \alpha) * 100\%$ των παρατηρήσεων (ή των παραχθέντων προσομοιωτικών δεδομένων) (**Σχήμα 1.11** και **Σχήμα 1.12**) και θεωρούμε ότι, αν η αρχική συσχέτιση είναι στατιστικά σημαντική βρίσκεται εκτός του διαστήματος εμπιστοσύνης (Confidence Intervals). Οι τιμές που αναμένεται να επιλεγούν διεξάγοντας τη μέθοδο «bootstrap» για τη σημαντικότητα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων είναι γύρω από το μηδέν (Mathew, 2013). Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος «bootstrap», βασίζεται στο γεγονός ότι αναδιατάσσοντας τις τιμές μιας τυχαίας μεταβλητής σε ένα σύνολο παρατηρήσεων (ή παραχθέντων προσομοιωτικών δεδομένων) καταστρέφονται οι υπάρχουσες συσχετίσεις της συγκεκριμένης τυχαίας μεταβλητής σε σχέση με τις υπόλοιπες που εξετάζονται. Έστω ότι υπάρχουν δυο μεταβλητές X και Y κρατώντας σταθερή την X και ανακατεύοντας τα στοιχεία της Y τυχαία, θεωρώντας πλέον ότι δεν υπάρχουν συσχετίσεις μεταξύ αυτών των μεταβλητών. Αυτή η αναδιάταξη των δεδομένων διατηρεί τις περιθώριες κατανομές, δηλαδή όλα τα στατιστικά χαρακτηριστικά της κάθε μεταβλητής παραμένουν αναλλοίωτα αλλά καταστρέφονται οι σχέσεις - εξαρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών, δηλαδή επηρεάζεται η κοινή τους κατανομή. Προσδοκούμε, η πλειοψηφία των μεταθέσεων μεταξύ των μεταβλητών που προκύπτουν να μας δίνουν ανεξάρτητα αποτελέσματα για έναν μεγάλο αριθμό επαναλήψεων. Τέλος, το εύρος των συσχετίσεων που δίνουν οι μεταβλητές X και Y μετά την αναδιάταξη τους για έναν ικανό αριθμό επαναλήψεων είναι το εύρος στο οποίο η συσχέτιση των X και Y είναι πρακτικά στο μηδέν. Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι δεν λαμβάνουμε υπόψη,

τα p-values για τον έλεγχο της σημαντικότητας αλλά ελέγχουμε το «Διάστημα Εμπιστοσύνης» όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα στο σύνολο των φορών των αποτελεσμάτων της συσχέτισης.

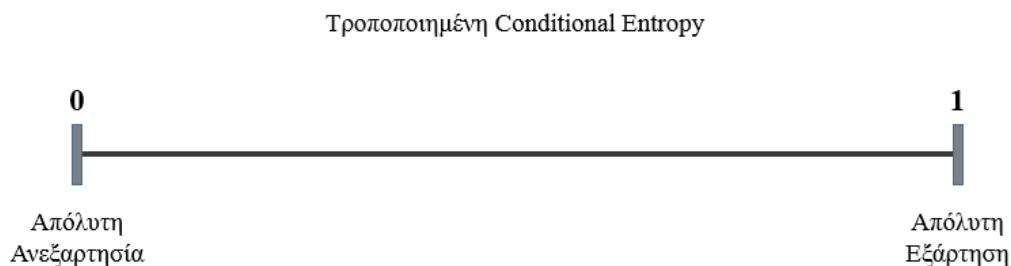


Σχήμα 1.11. Απεικόνιση Pearson Bootstrap, $\alpha=5\%$



Σχήμα 1.12. Απεικόνιση Conditional Entropy Bootstrap, $\alpha=5\%$

Επιπλέον, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι όπως εξετάζεται η μέθοδος Pearson ή Spearman, που παίρνουν τιμές μεταξύ του **-1** έως **1** και τα δεδομένα δεν έχουν συσχέτιση γύρω από το μηδέν, έχουμε την άλλη περίπτωση της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης Εντροπίας» με τις τιμές της να είναι μεταξύ **0** έως **1** όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 1.13**. Σύμφωνα με αυτή τη λογική εφαρμόζεται και η οριοθέτηση με την μέθοδο bootstrap για τα «εντροπικά» μέτρα και τα κλασσικά μέτρα συσχέτισης.



Σχήμα 1.13. Απεικόνιση εύρος τιμών εξάρτησης με δεσμευμένη εντροπία

Όπως είχαμε αναφερθεί στην ενότητα με την δεσμευμένη εντροπία έχουμε ότι :

$H(X|Y)_{\text{normalized}} = 1$: έχουμε απόλυτη ανεξαρτησία μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

$H(X|Y)_{\text{normalized}} = 0$: έχουμε απόλυτη εξάρτηση μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

Σύμφωνα με την τροποποίηση που εφαρμόζουμε η σχέση αυτή αντιστρέφεται και έχουμε $1 - H(X|Y)_{\text{normalized}}$ που την ορίζουμε ως «Τροποποιημένη Δεσμευμένη Εντροπία» (Modified Conditional Entropy) το οποίο συνεπάγεται τα παρακάτω :

$MDH(X|Y) = 1$: έχουμε απόλυτη εξάρτηση μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

$MDH(X|Y) = 0$: έχουμε απόλυτη ανεξαρτησία μεταξύ της μεταβλητής X,Y.

Η μετατροπή αυτή γίνεται ώστε να μην υπάρχει σύγχυση μεταξύ των αποτελεσμάτων από συσχέτιση Pearson καθώς και Spearman. Στην παρούσα ερευνητική εργασία θα γίνει χρήση των «εντροπικών» μέτρων της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» καθώς και της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης Εντροπίας» όπως παρουσιάστηκαν.

Τέλος, είναι σημαντικό να επισημανθεί ο λόγος επιλογής των «εντροπικών» μέτρων στην παρούσα ερευνητική εργασία εκτός από τα κλασσικά μέτρα συσχετίσεων για τα πλεονέκτημα που θα προσφέρουν στην ανάλυση που θα διεξαχθεί. Πιο συγκεκριμένα η επιλογή χρήσης της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» αφορά ένα μέτρο που εκφράζει την αμοιβαία εξάρτηση μεταξύ ενός ζεύγους μεταβλητών. Επιπλέον, είναι ένα μέτρο εντοπισμού εξαρτήσεων από τους συντελεστές συσχετίσεων, καθώς λαμβάνει υπόψιν την ίδια την κατανομή των μεταβλητών και όχι μόνο τις διασπορές και τη συνδιασπορά τους. Ακόμα, δύναται θεωρητικά να εντοπίσει όλες τις δυνατές εξαρτήσεις και όχι μόνο τις γραμμικές κάτι που την καθιστά ισχυρότερο εργαλείο από τους συντελεστές συσχέτισης Pearson και Spearman. Η πρακτική δυσκολία του υπολογισμού της, έγκειται στην δυσκολία εκτίμησης των κατανομών, καθώς και (στην περίπτωση των συνεχών μεταβλητών) στην αποτελεσματική προσέγγιση τους από διακριτές κατανομές.

Διαφορά Συσχέτισης και Αιτιότητας

Ακόμα, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι δεν έχουμε απαραίτητα αιτιότητα (Μεταβλητή B απόρροια της Μεταβλητής A) όταν υπάρχει κάποιου είδους συσχέτισης. Δηλαδή, δεν υποδεικνύει το αποτέλεσμα της συσχέτισης ότι ένα γεγονός είναι το αποτέλεσμα της εμφάνισης του άλλου γεγονότος. Μπορεί μέσω της στατιστικής να γίνεται προσέγγιση ως ένα βαθμό αλλά εξαρτάται και από άλλους παράγοντες και εκτός στατιστικής, δηλαδή μπορεί να υπάρχει μια άγνωστη επιπλέον μεταβλητή που να δημιουργεί την εξάρτηση μεταξύ των δύο που εξετάστηκαν (Doane & Seward, 2015). Για να μπορέσουμε να υποστηρίξουμε την έννοια της αιτιότητας (εξάρτησης ενός γεγονότος από κάποιο άλλο) υπολογίζουμε την «Δεσμευμένη Εντροπία» (Conditional Entropy) μέσω της οποίας μπορούμε να υποστηρίξουμε ως ένα βαθμό την εξάρτηση της μεταβλητής B γνωρίζοντας την μέτρηση της μεταβλητής A.

Η Μέθοδος της Διαμέρισης «Binning»

που θα ακολουθήσουν κατά την ανάλυση. Με την μέθοδο αυτή, διαμερίζεται το εύρος που κυμαίνονται τα δεδομένα σε z ίσα και ξένα μεταξύ τους διαστήματα τα λεγόμενα «Bins». Η μέθοδος αυτή βρίσκει εφαρμογή στον ασφαλέστερο υπολογισμό της «Εντροπίας» των δεδομένων που θα χρειαστεί να συσχετίσουμε ή να εντοπίσουμε την εξάρτηση, προσέγγιση της αιτιότητας. Εάν έχουμε, $R = \max(N) - \min(N)$ το εύρος του δείγματος, με N το μέγεθος του δείγματος και z ο αριθμός των «Bins» ισχύει ότι το πλάτος του κάθε «Bin» θα είναι, $w = \frac{R}{z}$. Ο βέλτιστος αριθμός από «Bins» εξαρτάται από διάφορες παραμέτρους, όπως για παράδειγμα το πλήθος των δεδομένων και την τυπική απόκλιση. Στη συνέχεια, θα γίνει αναφορά σε μερικούς εμπειρικούς τύπους για την προσέγγιση της βέλτιστης διαμέρισης «Binning» όπως παρουσιάζονται από τους (Wand, 1997) και (Legg et al, 2013) στις **Σχέσεις 1.31** έως και **1.35** με περισσότερες λεπτομέρειες στα αντίστοιχα άρθρα.

$$\text{Sturges' rule : } z = \left\lceil \frac{\max(X) - \min(X)}{\log_2 N + 1} \right\rceil, \quad (1.31)$$

$$\text{Scott's rule : } z = \left\lceil \frac{\max(X) - \min(X)}{3.49 \cdot s_X \cdot N^{-1/3}} \right\rceil, \quad (1.32)$$

$$\text{Freedman \& Diaconis Rule : } z = \left\lceil \frac{\max(X) - \min(X)}{2 \cdot \text{IQR}(X) \cdot N^{-1/3}} \right\rceil, \quad (1.33)$$

$$\text{Wichard kurtosis Rule : } z = \left\lceil \log_2 N + 1 + \log_2 \frac{\sum_i^N (x - \bar{x})^4}{(N-1) \cdot s_X^4 \cdot \sqrt{\frac{N}{6}}} \right\rceil, \quad (1.34)$$

$$\text{Rice Rule : } z = \left\lceil 2\sqrt[3]{N} \right\rceil, \quad (1.35)$$

Στην παρούσα ερευνητική εργασία η μέθοδος υπολογισμού της «Διαμέρισης» (Binning) για την εφαρμογή τους στην «Αμοιβαία Πληροφορία» και στη «Δεσμευμένη Εντροπία» υπολογίζεται από την μέθοδο «**Low Bias Rule**» όπως παρουσιάζεται από τη **Σχέση 1.37** (Hacine-Gharbi et al, 2012).

$$k = \left\lceil \sqrt[3]{8 + 4N + 12\sqrt{36N + 729N^2}} \right\rceil \quad (1.36)$$

$$\text{Low Bias Rule : } z = \frac{k}{6} + \frac{2}{3k} + \frac{1}{3} \quad (1.37)$$

N : είναι το μέγεθος του δείγματος προς μελέτη.

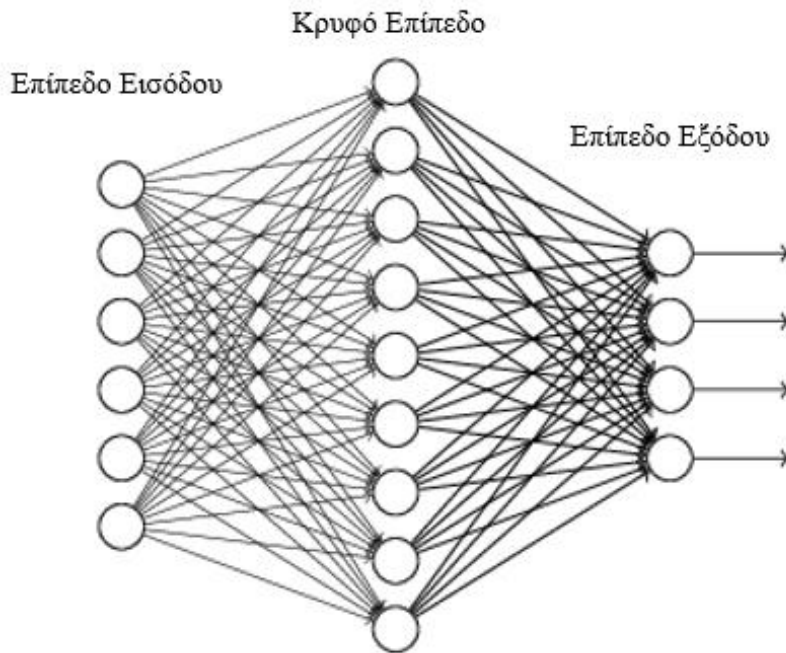
Ολοκληρώνοντας, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η μέθοδος της «Διαμέρισης» (Binning), βοηθάει στον καλύτερο υπολογισμός των «εντροπικών» μέτρων όπως, η «Αμοιβαία Πληροφορία» και η «Δεσμευμένη Εντροπία». Αυτό συμβαίνει διότι τα περισσότερα εντροπικά μέτρα που διαχειριζόμαστε σχετίζονται με τη μελέτη διακριτών μηνυμάτων σύμφωνα με τη «Θεωρία της Πληροφορίας», είναι αναγκαίο να προχωρήσουμε σε μία διαμέριση των δεδομένων προτού συνεχίσουμε στην εφαρμογή αυτών των μέτρων. Η πιο απλή μέθοδος διαμέρισης των δεδομένων όπως προαναφέρθηκε ονομάζεται ως «Binning», δηλαδή η διαδικασία εύρεσης του κατάλληλου αριθμού των «Bins» και ο διαχωρισμός του εύρους των δεδομένων σε ισομήκη τμήματα καθώς και η απαρίθμηση των τιμών που ανήκουν στο κάθε διάστημα. Ουσιαστικά, στην παρούσα ερευνητική εργασία θα εξετάσουμε και θα επιλέξουμε διαμερίσεις σε ισομήκη διαστήματα (πραγματική ευθεία) ή καρτεσιανά γινόμενα διαστημάτων (ευκλείδειους χώρους μεγαλύτερης διάστασης) τα λεγόμενα «Bins».

Τα «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα» (Artificial Neural Networks) και η «Βαθιά Μάθηση» (Deep Learning)

Ξεκινώντας την ανάλυση της έννοιας των νευρωνικών δικτύων, αναφερόμαστε στο χαρακτηριστικό παράδειγμα που είναι ο εγκέφαλος και αποτελεί ένα βιολογικό νευρωνικό σύστημα το οποίο καθημερινά επεξεργάζεται ένα πλήθος πληροφοριών. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει ως δομικό στοιχείο το «Νευρώνα» (Neuron) με σύνολο νευρώνων από 60 έως 100 δισεκατομμύρια περίπου με κάθε νευρώνα να συνδέεται με τους υπόλοιπους δημιουργώντας τις λεγόμενες «Συνάψεις» (Synapses). Οι χημικές συνάψεις στον ανθρώπινο εγκέφαλο, μετατρέπουν τους ηλεκτρικούς παλμούς που παράγει ο κάθε νευρώνας σε χημικά σήματα και στην συνέχεια τα μετατρέπει πάλι σε

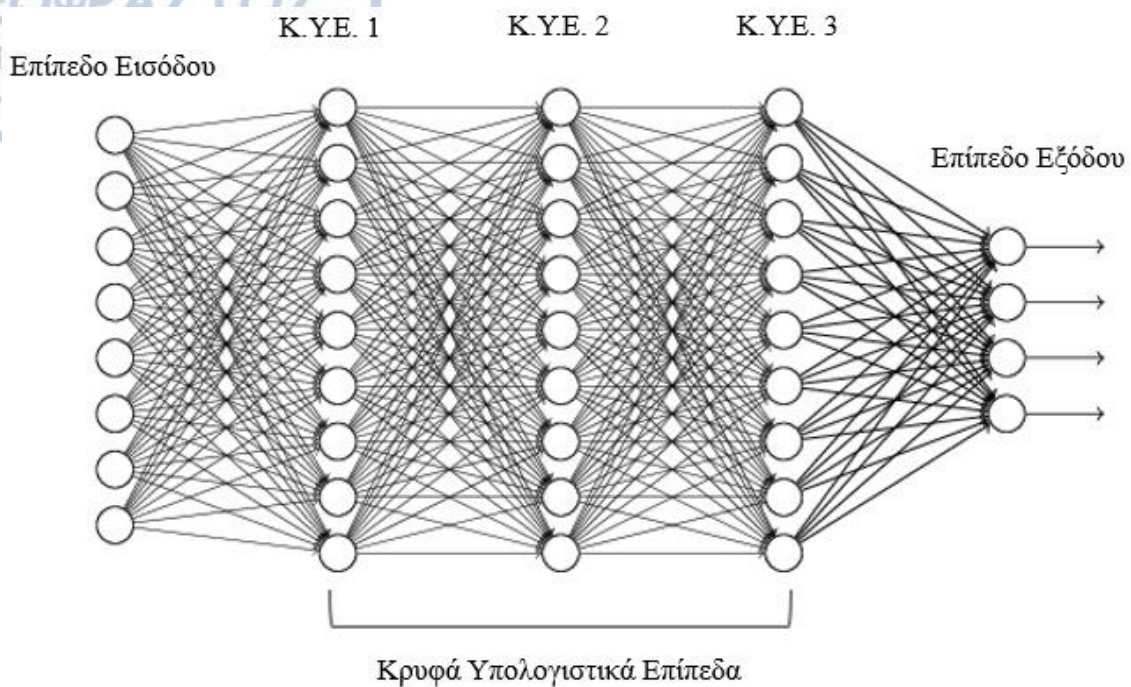
ηλεκτρικά και μπορεί να χαρακτηριστεί ως ενεργή ή ανενεργή ανάλογα με τον παλμό της εισόδου. Επιπλέον, κάθε νευρώνες του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι συνδεδεμένος με άλλους νευρώνες διαφορετικών ιεραρχικών επιπέδων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, αναπτύσσονται με τη λογική της προσομοίωσης της λειτουργίας του εγκεφάλου και συγκεκριμένα λειτουργούν με τη διαδικασία της μάθησης μέσω διαφόρων παραδειγμάτων όπως ακριβώς και οι άνθρωποι. Κάθε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προσαρμόζεται ανάλογα με το είδος του προβλήματος που πρέπει να επιλυθεί όπως για παράδειγμα, η ταξινόμηση των δεδομένων σε κατηγορίες, η αναγνώριση προτύπων και άλλα. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, αποτελείται από μεγάλο αριθμό αλληλοσυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας τους νευρώνες, που λειτουργούν συνεργατικά για την επίλυση των προβλημάτων μέσω της διαδικασίας της μάθησης (Stergiou & Siganos), (Παπαϊωάννου, 2018), (Αγγελίδης & Ταουκτσής, 2018).

Επιπροσθέτως, ένα απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο σύμφωνα με την αρχιτεκτονική του, αποτελείται από τους νευρώνες εισόδου που αποτελούν το επίπεδο της εισαγωγής (Input Layer) κατά το οποίο δεν πραγματοποιούνται υπολογισμοί, αλλά μεσολαβούν στις περιβαλλοντικές εισόδους και στους υπολογιστικούς νευρώνες (Hidden Neurons) στο επονομαζόμενο κρυφό επίπεδο ή υπολογιστικό επίπεδο (Hidden Layer). Οι διαδικασίες υπολογισμού από τους υπολογιστικούς νευρώνες, ξεκινούν με τον πολλαπλασιασμό κάθε εισόδου με ένα αντίστοιχο συναπτικό βάρος και υπολογίζεται το ολικό άθροισμα των γινομένων και στη συνέχεια τροφοδοτείται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης (Activation Function) που αφορά κάθε κόμβο καθώς και η έξοδος του νευρώνα για τα τρέχοντα βάρη και τις εισόδους. Αμέσως μετά, στο επίπεδο εξόδου (Output Layer) οι νευρώνες διοχετεύουν στο περιβάλλον τα τελικά αποτελέσματα του δικτύου όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 1.14**, (Haykin, 1998), (Αγγελίδης & Ταουκτσής, 2018).



Σχήμα 1.14. Απεικόνιση απλού τεχνητού νευρωνικού δικτύου,
ενός κρυφού επιπέδου υπολογιστικών νευρώνων
«Τροποποιημένο, (Nielsen, 2015)»

Στη συνέχεια, από το απλό νευρωνικό δίκτυο του ενός υπολογιστικού επιπέδου, περνάμε πλέον στα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα με περισσότερους από έναν υπολογιστικούς νευρώνες (Multilayer Neural Networks) για την επίτευξη επίλυσης πολυπλοκότερων προβλημάτων όπως η κατανόηση μιας ομιλίας, η αναγνώριση αντικειμένων και εικόνων, η αναγνώριση πολλών και διαφορετικών μοτίβων στο πλήθος των δεδομένων, φτάνοντας να έχουμε τα λεγόμενα «Βαθιά Δίκτυα». Μέχρι και πρόσφατα, η εκμάθηση πολυστρωματικών μοντέλων ήταν δύσκολη αλλά πλέον η αντιμετώπιση της γίνεται όλο και ευκολότερη. Όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 1.15**, σε κάθε ένα από τα υπολογιστικά κρυφά επίπεδα, δημιουργείται ένα νέο σύνολο ιδιοτήτων που λειτουργεί ως νέο επίπεδο εισόδου που στη συνέχεια τροφοδοτείται στο επόμενο υπολογιστικό επίπεδο με τη δημιουργία νέων ιδιοτήτων έως ότου φτάσουμε στο τελικό αποτέλεσμα (Nielsen, 2015), (Αγγελίδης & Ταουκτσής, 2018).



Σχήμα 1.15. Απεικόνιση πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου,
τριών κρυφών επιπέδων υπολογιστικών νευρώνων
«Τροποποιημένο, (Nielsen, 2015)»

Ως πλέον «Viral» έννοια, τα «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης», στη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρονται ως «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα» με πρόσθια τροφοδότηση (Feedforward Artificial Neural Networks) έχοντας περισσότερα από δύο επίπεδα κρυφών υπολογιστικών επιπέδων (Hidden Layers) και όσο το δυνατόν περισσότερων νευρώνων (Hidden Units / Neurons) για τη διεξαγωγή περισσότερων και πολυπλοκότερων διεργασιών. Από την άλλη, υπάρχουν τα «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης» που αφορούν συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής προβλημάτων και παρουσιάζονται σε τέσσερις κατηγορίες. Συγκεκριμένα, τα χωρίς επίβλεψη νευρωνικά δίκτυα με σημαντική εφαρμογή στην αναγνώριση προτύπων και ανωμαλιών σε διάφορες βάσεις δεδομένων (Unsupervised Pretrained Networks), τα αυτοτροφοδοτούμενα νευρωνικά αναδρομικά ή επαναλαμβανόμενα δίκτυα με σημαντική χρήση στην αναγνώριση και επεξεργασία της ανθρώπινης γλώσσας και ομιλίας (Recurrent Neural Networks ή Recursive Neural Networks) με τα δεύτερα να είναι κατάλληλα για την εξαγωγή χαρακτηριστικών του περιβάλλοντος όπως η κατανόηση της γραμματικής που μπορεί να προκύψει μέσα σε μια πρόταση και τέλος, τα συνελεκτικά νευρωνικά δίκτυα με εφαρμογή στην αναγνώριση εικόνων και αντικειμένων καθώς και ο προσδιορισμός του περιβάλλοντος που εμφανίζονται όπως

Ολοκληρώνοντας, ο αλγόριθμος «Στοχαστικής Καθοδικής Κλίσης» (Stochastic Gradient Descent) στον οποίο προαναφερθήκαμε, έχει κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που είναι σημαντικό να επισημανθούν. Μέσω της εφαρμογής του αλγορίθμου αυτού επιτυγχάνετε η εύρεση του «Ολικού Ελάχιστου» που συνεπάγεται την καλύτερη επιλογή από την αναπροσαρμογή των βαρών στο νευρωνικό δίκτυο όπως η εύρεση του μικρότερου κόστους. Ακόμα, τα βάρη αναπροσαρμόζονται ένα-ένα κάνοντας τη μέθοδο αυτή πιο αργή αλλά ιδανική για την μνήμη ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή όταν εφαρμόζεται σε πολλά δεδομένα. Από την άλλη πλευρά, υπάρχει και ο απλός αλγόριθμος «Καθοδικής Κλίσης» (Gradient Descent) σύμφωνα με τον οποίο επιτυγχάνετε η εύρεση ενός «Τοπικού Ελάχιστου» και όχι απαραίτητα την καλύτερη επιλογή στο νευρωνικό δίκτυο. Επιπλέον, γίνεται μαζική αναπροσαρμογή των βαρών κάτι που καθιστά την μέθοδο αυτή αρκετά γρήγορη αλλά χειρότερη για την μνήμη ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή όταν εφαρμόζεται σε πολλά δεδομένα (Eremenko & Ponteves, 2018).

Η Προσομοιωτική Διαδικασία (Simulation Process)

Η προσομοιωτική διαδικασία, συμβάλει στη μελέτη της συμπεριφοράς πολύπλοκων συστημάτων και διαδικασιών στο πέρασμα του χρόνου. Με τη βοήθεια ενός ή περισσότερων ηλεκτρονικών υπολογιστών καθώς και τη χρήση διάφορων γλωσσών προγραμματισμού, επιτυγχάνεται η αποτελεσματικότερη προσπάθεια επίλυσης ενός ερευνητικού προβλήματος. Μέσω της προσομοίωσης, είναι εφικτή η παραγωγή εμπειρικών δεδομένων από ένα μοντέλο μελέτης καθώς και η ανάλυση της συμπεριφορά των δεδομένων σε διάφορες μεταβαλλόμενες και απρόβλεπτες συνθήκες που μπορεί να παρουσιαστούν στο πέρασμα του χρόνου. Η προσομοίωση, βοηθάει στην αποτελεσματικότερη ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων για την εξαγωγή συμπερασμάτων σε θέματα λήψης απόφασης (Ζωϊκα, 2010). Στην παρούσα ερευνητική διπλωματική εργασία, θα διεξαχθεί προσομοίωση με τη χρήση της γλώσσας στατιστικής ανάλυσης «R». Σκοπός, η συμβολή στην παραγωγή πλήθους εμπειρικών δεδομένων, σύμφωνα με ένα επιλεγμένο μοντέλο δικτύου με συγκεκριμένα κριτήρια καθώς και στον εντοπισμό της καλύτερης προβλεπτικής ικανότητας σε ένα «Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης» με τη μελέτη ενός εύρους κριτηρίων κύκλου μάθησης και ενός εύρους υπολογιστικών νευρώνων, για την αποτελεσματικότερη λήψη απόφασης στην εξυπηρέτηση ενός δικτύου «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής».

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Βιβλιογραφική Επισκόπηση

Στο κεφάλαιο της βιβλιογραφικής επισκόπησης, γίνεται παρουσίαση προηγούμενων ερευνών σχετικά με την αντιμετώπιση «Ανθρωπιστικών Κρίσεων» χρησιμοποιώντας έννοιες και διαδικασίες της «Επιστήμης των Δικτύων». Ως εργαλείο μελέτης, η «Επιστήμη των Δικτύων» βοηθάει στη σύλληψη νέων ιδεών για περαιτέρω έρευνα σχετικά με την αποτελεσματικότερη λήψη απόφασης για τη βελτίωση της οργάνωσης, της σχεδίαση καθώς και της λειτουργίας ενός δικτύου «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής». Επιπλέον, παρουσιάζονται έρευνες με εφαρμογή «επιθέσεων» σε διάφορες κατηγορίες δικτύων όπως και τα οδικά δίκτυα, για την αποτελεσματικότερη προσπάθεια αντιμετώπισης εμφάνισης μιας αβέβαιης φυσικής ή ανθρωπογενούς καταστροφής. Στις έρευνες αυτές, παρουσιάζονται κάθε φορά τα κατάλληλα μέτρα κεντρικότητας που υπολογίστηκαν καθώς και την ανάγκη δημιουργίας νέων μέτρων ανά περίπτωση.

2.1 Παρουσίαση της Βιβλιογραφικής Επισκόπησης

Ξεκινώντας, παρουσιάζεται μια έρευνα σχετικά με τη διευκόλυνση της επικοινωνίας και του συντονισμού μεταξύ διαφόρων οργανισμών που ενοποιούν τις προσπάθειες τους και οργανώνονται, για την αντιμετώπιση μιας αναπάντεχης κρίσης. Με τον τρόπο αυτό παρατηρούμε τη συμβολή της «Θεωρίας Γράφων» και κατ' επέκταση της «Επιστήμης των Δικτύων» για τη βελτίωση των συνθηκών αντιμετώπισης μιας αναπάντεχης κρίσης, σε επίπεδο επικοινωνίας και συνεργασίας.

Συγκεκριμένα, οι **Alvarez & Serrato (2013)**, ασχολήθηκαν με την ανάλυση ενός κοινωνικού δικτύου στο επίπεδο της επικοινωνίας και της συνεργασίας μεταξύ των οργανισμών που δραστηριοποιούνται στην υποστήριξη μιας «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» σε χώρες της Λατινικής Αμερικής όπως, το Μεξικό, ο Παναμάς και η Χιλή με τη βοήθεια της «Επιστήμης των Δικτύων». Γίνεται παρουσίαση ενός πολυεπίδεδου μοντέλου ενδοεπικοινωνίας και αλληλεπικοινωνίας μεταξύ των επιπέδων για την υποστήριξη της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» για την αποτελεσματικότερη συνεργασία μεταξύ των ενδιαφερομένων μερών (Κυβερνητικοί Οργανισμοί, Μη Κυβερνητικές Οργανώσεις, διάφορες τοπικές και εθνικές εθελοντικές οργανώσεις κ.λπ.) που είναι καθοριστικής σημασίας για την αποτελεσματικότερη

επίτευξη των στόχων στη διαχείριση και αποτροπή των δυσάρεστων αποτελεσμάτων που μπορεί να επιφέρει μια φυσική ή ανθρωπογενής καταστροφή από πλευράς διαχείρισης, ελέγχου και λειτουργίας σε συνεργασία και επικοινωνία με όλα τα συμμετέχοντα μέρη που λαμβάνουν μέρος στην υποστήριξη. Η μεθοδολογία περιλαμβάνει την απεικόνιση ενός κατευθυνόμενου δικτύου και το διαχωρισμό του, σε ομάδες δράσης όπως προαναφέρθηκε για τη διαχείριση, τη λειτουργία και τον έλεγχο, με κόμβους τις διάφορες κυβερνητικές ή μη κυβερνητικές τοπικές ή εθνικές ομάδες που συμμετέχουν στη δράση αντιμετώπισης της κρίσης. Επιπλέον, στο δίκτυο που παρουσιάστηκε γίνεται εφαρμογή διαφόρων μέτρων κεντρικότητας για την ανεύρεση της απαραίτητης πληροφορίας, σχετικά με την επικοινωνία και τις σχέσεις των συμμετεχόντων μερών. Μερικά από τα μέτρα κεντρικότητας, που εφαρμόστηκαν στην ανάλυση είναι το μέτρο «Degree» με υπολογισμό των έσω και έξω βαθμών του κάθε κόμβου, το μέτρο «Betweenness» και το μέτρο «Closeness». Τα αποτελέσματα του υπολογισμού των μέτρων αυτών έδειξαν ότι οι δραστηριότητες αντιμετώπισης μιας κρίσης είναι εξαρτημένες από τα διάφορα δίκτυα επικοινωνίας που αποτελούνται από, τους οργανισμούς τηλεπικοινωνιών, τους τηλεοπτικούς σταθμούς και τους κυβερνητικούς παράγοντες των περιοχών, παρουσιάζοντας σημαντική επιρροή κατά την εμφάνιση μιας «Ανθρωπιστικής Κρίσης» και παίζοντας κεντρικό ρόλο στο επίπεδο της επικοινωνίας για την αντιμετώπιση της.

Οι **Holme et al (2002)**, ασχολήθηκαν με τη μελέτη «επιθέσεων» τόσο σε κόμβους όσο και σε συνδέσεις δικτύων. Η συγκεκριμένη μελέτη έδωσε ιδέες για μετέπειτα ενασχόληση και από άλλους ερευνητές με θέματα «επιθέσεων» στα δίκτυα τόσο σε ερευνητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο όπως η εμφάνιση μιας αβέβαιης φυσικής ή ανθρωπογενούς καταστροφής. Συγκεκριμένα, οι Holme et al, (2002), εξέτασαν τις επιθέσεις που έγιναν σύμφωνα με τα μέτρα κεντρικότητας «Degree» και «Betweenness» από τη μεγαλύτερη προς τη μικρότερη τιμή του κάθε μέτρου, για την εφαρμογή της «επίθεσης» ως την αφαίρεση κόμβων ή συνδέσεων, στο αρχικό δίκτυο καθώς και στο νέο δίκτυο με επανυπολογισμό των μέτρων. Επιπλέον, επιβεβαίωσαν μέσω του επανυπολογισμού των μέτρων στα νέα δίκτυα μετά από κάθε αφαίρεση ότι οι «επιθέσεις» έχουν σημαντικές επιπτώσεις στη λειτουργικότητα του δικτύου. Ακόμα, παρομοίασαν τις «επιθέσεις» στις συνδέσεις ενός δικτύου, με τα καλώδια ενός δικτύου ηλεκτρονικών υπολογιστών που κόβονται και χάνεται η επικοινωνία, ενώ οι «επιθέσεις» σε κόμβους ως μια επίθεση από Χάκερς σε διάφορους εξυπηρετητές

(servers). Για την ποσοτικοποίηση και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων της «ευπάθειας» ενός δικτύου, έγινε ο υπολογισμός του μέσου αντιστρόφου γεωδαισιακού μήκους, τόσο για τις «επιθέσεις» στους κόμβους όσο και για τις «επιθέσεις» στις συνδέσεις των δικτύων. Οι «επιθέσεις» εφαρμόστηκαν σε έξι κατηγορίες μη κατευθυνόμενων και μη σταθμισμένων δικτύων όπως, «scientific collaboration network», «computer network», «random network model by Erdős–Rényi», «Watts–Strogatz model of the small-world», «Barabási–Albert model of the scale-free network» και το «clustered scale-free network model». Ακόμα, έγινε διαφοροποίηση των μέτρων κεντρικότητας «Degree» και «Betweenness» μεταξύ των μέτρων που υπολογίζονται για τη σημαντικότητα του κόμβου και των μέτρων για τη σημαντικότητα της σύνδεσης. Συγκεκριμένα, πέρα από την κλασσική σχέση υπολογισμού της «Degree» και «Betweenness», ορίζεται νέα για κάθε ένα από τα δύο μέτρα, με το πρώτο μέτρο ως «Edge Degree» να υπολογίζεται ως το γινόμενο των μέτρων «Degree» dc_j του κόμβου j και dc_k του κόμβου k που ενώνονται με μια ακμή (σύνδεση) και παρουσιάζεται ως, $dc_e = dc_j dc_k$. Από την άλλη ο υπολογισμός του μέτρου κεντρικότητας «Edge Betweenness» αντί για το πλήθος των γεωδαισιακών που διέρχονται από έναν κόμβο, γίνεται με βάση το πλήθος των γεωδαισιακών που διέρχονται από μια ακμή και συγκεκριμένα υπολογίζεται ως, $bc_e = \sum_{(j,k) \in \{V(G)^2 | j \neq k\}} \frac{\sigma_{jk}(e)}{\sigma_{jk}}$, όπου G το δίκτυο, $V(G)$ το σύνολο των κόμβων του γράφου, σ_{jk} το συνολικό πλήθος των γεωδαισιακών μονοπατιών από τον κόμβο j στον κόμβο k και $\sigma_{jk}(e)$ το πλήθος των γεωδαισιακών μονοπατιών από τον j στον k που περιλαμβάνονται από την ακμή e . Από τις παρατηρήσεις των «επιθέσεων» σε κόμβους και ακμές στη μεγαλύτερη συνιστώσα του δικτύου, παρατηρήθηκε ότι, ο λόγος του μεγέθους της μεγαλύτερης συνιστώσας προς το πλήθος των τιμών των κόμβων που αφαιρούνται κατά την εφαρμογή μιας «επίθεσης» είναι φθίνον αρχικά διότι είναι πολύ πιθανό ο κόμβος που αφαιρείται να ανήκει σε αυτήν, με αποτέλεσμα να «σπάσει» (δημιουργία αποκομμένων κόμβων στο δίκτυο) και πιο γρήγορα. Από την άλλη, κατά την αφαίρεση των συνδέσεων ο λόγος αυτός δεν μεταβάλλεται διότι οι πρώτες αφαιρέσεις των συνδέσεων δεν επηρεάζουν άμεσα τη μεγαλύτερη συνιστώσα οπότε δε θα «σπάσει» εύκολα αλλά με πιο αργούς ρυθμούς. Είναι ενδιαφέρον ότι, τα αποτελέσματα της μελέτης των «επιθέσεων» σε κόμβους και σε συνδέσεις έδειξαν πως το «Erdős–Rényi» μοντέλο, είναι περισσότερο «Ανθεκτικό» (Robust) σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα δικτύων.

Οι **Weng et al (2007)**, ασχολήθηκαν με τη μελέτη των καταστροφών που μπορεί να προκληθούν και μέσω της βοήθειας της «Επιστήμης των Δικτύων», να γίνει η ανεύρεση της απαραίτητης πληροφορίας σχετικά με τον αριθμό των πληγέντων κόμβων, το μηχανισμό διάδοσης μιας καταστροφής, την αυτοθεραπεία και το χρόνο αποκατάστασης του δικτύου. Η εφαρμογή έγινε σε διάφορα μοντέλα δικτύων όπως τα «Erdős–Rényi», τα «Small-World» και τα «Scale-Free», θεωρώντας τα κατευθυνόμενα (Directed Networks) και προσομοιώνοντας τη διάδοση της καταστροφής από τους κύριους κόμβους ενός δικτύου μελετώντας τις μέγιστες και τις ελάχιστες τιμές των έξω βαθμών των κόμβων. Διαπιστώθηκε, ότι πρέπει να προστατεύονται περισσότερο οι κόμβοι που έχουν τους περισσότερους έξω βαθμούς σύνδεσης για την καλύτερη ασφάλεια του δικτύου. Ακόμα, κατά την «επίθεση», οι κόμβοι με μέγιστες τιμές στους έξω βαθμούς φαίνεται να έχουν πληγεί περισσότερο σε σχέση με τους υπόλοιπους κόμβους. Τέλος, στα δίκτυα τύπου «Erdős–Rényi» και «Scale-Free» υπάρχει μικρότερος βαθμός ανάκαμψης καθώς και οι περισσότεροι πληγέντες κόμβοι. Απόρροια των παραπάνω, είναι ότι η κατάσταση αυτή, είναι εξαρτημένη από την τοπολογία του δικτύου.

Οι **Park και Yilmaz (2010)**, μελέτησαν την πολυπλοκότητα των οδικών δικτύων με τη βοήθεια της «Επιστήμης των Δικτύων» υπολογίζοντας διάφορα μέτρα κεντρικότητας με σκοπό την εύρεση των σημαντικότερων κόμβων, καθώς και την «εντροπία» του κάθε μέτρου για την αποτελεσματικότερη σύγκριση κατά την ανάλυση τους. Υποστηρίζουν, ότι η χρήση των εργαλείων αυτών θα βοηθήσει τους ειδικούς των μεταφορών να συγκεντρώσουν τις απαραίτητες πληροφορίες κατά την εξέταση ενός οδικού δικτύου. Τα δίκτυα που εξετάστηκαν αφορούσαν τις περιοχές Κολόμπους της πολιτείας Οχάιο και Ουάσιγκτον την πρωτεύουσα των Η.Π.Α. Μελετώντας τη δομή του δικτύου επιλέχθηκαν δύο πόλεις ως κατοικημένες περιοχές καθώς και δύο πόλεις ως εμπορικές περιοχές ώστε να συγκριθούν τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας και της εντροπίας μεταξύ τους. Τα δίκτυα θεωρήθηκαν ως μη σταθμισμένα και μη κατευθυνόμενα με τους κόμβους να κυμαίνονται από 30 έως 104 και οι συνδέσεις από 32 έως 152. Τα μέτρα κεντρικότητας που χρησιμοποιήθηκαν και συγκρίθηκαν ήταν τα «Degree», «Closeness» και «Betweenness». Η σύγκριση της κατανομής των τιμών του μέτρου «Degree» μεταξύ των εμπορικών περιοχών και των περιοχών κατοικίας έδειξε ότι, δεν υπάρχει κάποια διαφοροποίηση όπως φαίνεται και από τα αποτελέσματα υπολογισμού της «εντροπίας». Από την άλλη, συγκρίνοντας τα

αποτελέσματα των μέτρων «Closeness» και «Betweenness» υπάρχουν διαφοροποιήσεις μεταξύ των δύο κατηγοριών στις περιοχές και συγκεκριμένα στις εμπορικές περιοχές με μεγαλύτερες τιμές στον υπολογισμό της «εντροπίας».

Οι **Mohmand και Wang (2013)**, ασχολήθηκαν με την ανάλυση του αυτοκινητοδρόμου του Πακιστάν. Συγκεκριμένα, ασχολήθηκαν με το οδικό δίκτυο των εθνικών οδών για το οποίο έγινε υπολογισμός των μέτρων κεντρικότητας «Degree», «Strength» και «Betweenness» για την εύρεση των σημαντικότερων κόμβων της οδικής συμφόρησης ώστε να συμβάλουν στην καλύτερη κυκλοφοριακή λειτουργία. Τα βασικά χαρακτηριστικά του σταθμισμένου οδικού δικτύου είναι οι 266 κόμβοι και οι 4.802 συνδέσεις καθώς και ο ορισμός των βαρών που αντιπροσωπεύουν τον αριθμό επιβατών που ταξιδεύουν από τον έναν κόμβο στον άλλο σύμφωνα με τα δεδομένα που τους παρείχαν το «Εθνικό Κέντρο Έρευνας Μεταφορών» και οι «Τοπικές Αρχές Δημοσίων Μεταφορών» του Πακιστάν με εύρος τιμών από 110 έως και 1175 επιβάτες.

Οι **Tsiotas και Polyzos (2015)**, ασχολήθηκαν με τη μελέτη του «Ελληνικού Συστήματος Μεταφορών» παρουσιάζοντας ένα νέο μέτρο σε σχέση με τα ήδη γνωστά που εμφανίζονται στην διεθνή βιβλιογραφία. Η παρουσίαση αυτού του μέτρου έχει ως στόχο να δείξει την τάση που έχει ένας κόμβος να προσελκύει ή να διώχνει τις ροές ενός δικτύου για την καλύτερη αξιολόγηση της λειτουργικότητας του. Το μέτρο κεντρικότητας που προτείνεται ονομάζεται «**Mobility Centrality**» (Μέτρο Κεντρικότητας της Κινητικότητας) και το συγκρίνουν με τα μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Closeness», «Betweenness» και «Straightness» (Μέτρο Κεντρικότητας της Ευθύτητας) για τον εντοπισμό ύπαρξης συσχέτισης με αυτά. Το μέτρο κεντρικότητας «**Straightness**» ορίζεται ως, $sc(i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j \in V(G) \setminus \{i\}} \frac{d_{ij}^E}{d_{ij}}$, όπου με **G** συμβολίζεται το δίκτυο, **V(G)** το σύνολο των κόμβων του δικτύου **G**, **n** το πλήθος των κόμβων του δικτύου, d_{ij}^E η «πραγματική» ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του κόμβου **i** και του κόμβου **j** και d_{ij} η κλασσική δικτυακή απόσταση μεταξύ του κόμβου **i** και του κόμβου **j**. Το δίκτυο είναι μη κατευθυνόμενο με 39 κόμβους να αποτελούν πρωτεύουσες νομών του Ελλαδικού χώρου. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούσαν τους πίνακες αποστάσεων εξεφρασμένα σε «Χρόνο – Λεπτά» καθώς και σε «Μήκος – Χιλιόμετρα». Επιπλέον, έγινε χρήση δεδομένων που αφορούσαν το πλήθος των πολιτών, που ταξίδευε από την εκάστοτε περιοχή του, ώστε να παραβρεθεί στο τόπο της εργασίας του, για την αξιολόγηση του νέου μέτρου κεντρικότητας. Τα δεδομένα αυτά

εφαρμόστηκαν ως βάρος του δικτύου μελέτης. Ακόμα, με τη χρήση των δεδομένων του χρόνου και του μήκους της διαδρομής, υπολογίστηκε η ταχύτητα διέλευσης «Traversal Velocity» από έναν κόμβο i σε έναν κόμβο j η οποία ορίζεται ως, $u_{ij} =$

$\frac{\text{χιλιομετρική απόσταση (e}_{ij})}{\text{απόσταση χρόνου (e}_{ij})}$ με την e_{ij} να εκφράζει τη σύνδεση μεταξύ των κόμβων. Το νέο

μέτρο συνδυάζει την έννοια της «Κινητικής Μεταφορικής Ενέργειας» στα πλαίσια της επιστήμης των δικτύων με την ερμηνεία της να εξετάζει μια συγκεκριμένη ιδιότητα σύνδεσης δύο κόμβων δίνοντας μια φυσική ή λειτουργική σημασία στην ανάλυση ενός δικτύου. Στη φυσική, η «Κινητική Μεταφορική Ενέργεια» ορίζεται ως, $E = \frac{1}{2} m u^2$,

με m να εκφράζει τη μάζα ενός σώματος και u την ταχύτητά του. Ο ερμηνευτικός μετασχηματισμός της «Κινητικής Μεταφορικής Ενέργειας» από τη θεωρία της φυσικής στη δημιουργία ενός νέου μέτρου κεντρικότητας για την ανάλυση των δικτύων, ορίζεται από τη μάζα m ενός σώματος που διασχίζει μια σύνδεση από έναν κόμβο i σε έναν κόμβο j . Συγκεκριμένα, η μάζα ενός σώματος αντιστοιχεί με τον πληθυσμό σύμφωνα με την «Περιφερειακή Επιστήμη» (Regional Science) και εφαρμόζεται ως βάρος w_{ij} του δικτύου. Επειδή, ο κόμβος ενός δικτύου δεν έχει την ικανότητα να μετακινηθεί έγιναν διάφορες τροποποιήσεις στην σχέση της «Κινητικής Μεταφορικής Ενέργειας» και δημιουργήθηκε ένα νέο μέτρο κεντρικότητας που εκφράζεται στα πλαίσια της επιστήμης των δικτύων ως «Mobility Centrality» το οποίο μας δείχνει το «Πρεστίτζ» (Status) ενός κόμβου. Συγκεκριμένα, το νέο αυτό μέτρο

σε σταθμισμένο δίκτυο ορίζεται ως, $mc(i) = \frac{w_i}{2(n-1)} \sum_{j \in V(G) \setminus \{i\}} \left(\frac{d_{ij}^E}{w_{ij}^E} \right)^2$, με w_i την τιμή

ενεργοποίησης που ανατίθεται στον κόμβο i και εκφράζει το βάρος του κόμβου, d_{ij}^E η «πραγματική» ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των κόμβων i και j και w_{ij}^E το βάρος της αντίστασης που ανατίθεται στην ακμή που συνδέει τον κόμβο i με τον j (συνήθως ο χρόνος ή το κόστος μετακίνησης). Επιπλέον, οι Tsiotas και Polyzos (2015) αναλύουν και την περίπτωση εφαρμογής του νέου μέτρου σε μη σταθμισμένο δίκτυο. Ακόμα, από τη σύγκριση του με τα άλλα μέτρα κεντρικότητας σύμφωνα με την συσχέτιση «Pearson» είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι υπάρχει σημαντική γραμμική συσχέτιση με το μέτρο κεντρικότητας «Betweenness», δηλαδή το νέο μέτρο είναι πολύ πιο κοντά στο μηχανισμό της «Betweenness». Σύμφωνα με τους συγγραφείς, το νέο μέτρο κεντρικότητας είναι σημαντικό εργαλείο για την μελέτη της λειτουργίας ενός δικτύου

σε θέματα χωρικής ανάλυσης καθώς και θεμάτων που αφορούν φυσικές ή άυλες σχέσεις σε ένα δίκτυο.

Οι **Cheng et al (2015)**, ασχολήθηκαν με τη μελέτη μέτρων κεντρικότητας σχετικών με θέματα μεταφοράς εντός ενός δικτύου. Σκοπός της μελέτης, είναι η διερεύνηση της αποτελεσματικής ροής των πολιτών σε διάφορα σημεία εντός μιας πόλης για τον περιορισμό των προβλημάτων που εμποδίζουν την ομαλή ροή και θα μπορούσαν να προκαλέσουν σημαντικές ζημιές τόσο στη μετακίνηση τους όσο και στις επιχειρηματικές δραστηριότητες τους (περισσότερος χρόνος μετακίνησης, λιγότερα κέρδη στις επιχειρήσεις) εντός μιας αστικής περιοχής. Ο εντοπισμός των σημαντικότερων κόμβων του δικτύου μεταφοράς γίνεται με τα κλασσικά μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Closeness», «Betweenness» καθώς και με τον υπολογισμό ορισμένων προτεινόμενων μέτρων κεντρικότητας και συγκεκριμένα, των «Commuter Flow Centrality», «Time Delay Centrality» και «DelayFlow Centrality». Στο πρώτο μέτρο, γίνεται υπολογισμός των πολιτών που μετακινούνται από τον **i** κόμβο στους υπόλοιπους, των πολιτών που μετακινούνται από τους υπόλοιπους κόμβους στον **i** κόμβο καθώς και τους πολίτες που ταξιδεύουν διαμέσου του κόμβου **i**. Συγκεκριμένα ορίζεται ως, $\mathbf{cfc}(\mathbf{i}) = \sum_{j \in V(\mathbf{G})} h_{ij} + \sum_{j \in V(\mathbf{G})} h_{ji} + \sum_{(j,k) \in \{(V(\mathbf{G}) \setminus \{i\})^2 | j \neq k\}} h_{jk}(\mathbf{i})$, με **G** το δίκτυο, **V(G)** το σύνολο των κόμβων του δικτύου **G**, **h_{ij}** ο αριθμός των μετακινούμενων από τον κόμβο **i** στον κόμβο **j** ανά ώρα και **h_{jk}(i)** ο αριθμός των μετακινούμενων από τον κόμβο **j** στον κόμβο **k** που διέρχονται από τον κόμβο **i** ανά ώρα. Στο δεύτερο μέτρο, υπολογίζεται ο αναμενόμενος χρόνος μεταφοράς από τον κόμβο **i** στον κόμβο **j** καθώς και ο χρόνος που απαιτείται, χρησιμοποιώντας εναλλακτικό τρόπο μετακίνησης. Σημειώνεται ότι, στο μέτρο «Time Delay Centrality» δεν λαμβάνεται υπόψη η ροή των πολιτών. Συγκεκριμένα ορίζεται ως, $\mathbf{tdc}(\mathbf{i}) = \frac{\sum_{j \in V(\mathbf{G}) \setminus \{i\}} I_{ij} + \sum_{j \in V(\mathbf{G}) \setminus \{i\}} I_{ji}}{2(n-1)}$ και $\mathbf{I}_{ij} = \frac{t_{alt}(i,j)}{t_{exp}(i,j)}$, όπου **n** το πλήθος των κόμβων του δικτύου, **t_{exp}(i,j)** ο αναμενόμενος χρόνος μετάβασης από τον κόμβο **i** στον κόμβο **j**, **t_{alt}(i,j)** ο χρόνος μετάβασης από τον κόμβο **i** στον κόμβο **j** με τη χρήση εναλλακτικών μέσων μεταφοράς τα οποία διαφοροποιούνται ανάλογα ως το χρόνο και **I_{ij}** ο συντελεστής καθυστέρησης που ορίζεται παραπάνω. Στο τρίτο μέτρο, γίνεται ο συνδυασμός των δύο προηγούμενων μέτρων κεντρικότητας, του «Commuter Flow Centrality» και του «Time Delay Centrality» να ορίζουν ένα νέο μέτρο. Το νέο μέτρο κεντρικότητας ορίζεται ως,

$$dfc(i) = \frac{\sum_{j \in V(G) \setminus \{i\}} (h_{ij} I_{ij} + h_{ji} I_{ji}) + \sum_{(j,k) \in (V(G) \setminus \{i\})^2 | j \neq k} h_{jk}(i) I_{jk}(i)}{\sum_{j \in V(G)} in(j)} \text{ και } I_{jk}(i) = \frac{t_{alt}(j,k)}{t_{exp}(j,i) + t_{exp}(i,k)},$$

όπου h_{ij} ο αριθμός των μετακινούμενων από τον κόμβο i στον κόμβο j ανά ώρα, $h_{jk}(i)$ ο αριθμός των μετακινούμενων από τον κόμβο j στον κόμβο k που διέρχονται από τον κόμβο i ανά ώρα, $\sum_{j \in V(G)} in(j)$ η συνολική ροή των μετακινούμενων του δικτύου μεταφορών, $t_{exp}(i, j)$ ο αναμενόμενος χρόνος μετάβασης από τον κόμβο i στον κόμβο j , $t_{alt}(i, j)$ ο χρόνος μετάβασης από τον κόμβο i στον κόμβο j με τη χρήση εναλλακτικών μέσων μεταφοράς τα οποία διαφοροποιούνται ανάλογα με το χρόνο, I_{ij} ο συντελεστής καθυστέρησης όπως έχει οριστεί για την «Time Delay Centrality» και $I_{jk}(i)$ ο συντελεστής που ορίζεται παραπάνω. Η εφαρμογή έγινε στο μετρό της Σιγκαπούρης γνωστό και ως «Mass Rapid Train» (MRT) το οποίο ως δίκτυο αποτελείται από 89 σταθμούς που αντιπροσωπεύουν τους κόμβους της μελέτης. Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα μετακίνησης πολιτών τριών ημερών (26/11/2011 – 28/11/2011) για τη χρήση τους ως ροές πολιτών από ένα «dataset - MRTDB» στους κόμβους καθώς και ένα δεύτερο «dataset - GoThereDB» για την πληροφορία του χρόνου μετακίνησης. Ακόμη, έγινε συσχέτιση των μέτρων κεντρικότητας μεταξύ τους με τη χρήση της «Pearson Correlation» και τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, τα μέτρα κεντρικότητας «Degree» και «Betweenness» είχαν μεγαλύτερη συσχέτιση μεταξύ τους από ότι με το μέτρο «Closeness». Οι κόμβοι με μεγάλες τιμές του μέτρου κεντρικότητας «Closeness» είναι πιο πιθανό να βρίσκονται κοντά στο κέντρο του δικτύου ενώ οι κόμβοι με μεγάλες τιμές των μέτρων «Degree» και «Betweenness» να είναι πιο απομακρυσμένοι από το κέντρο. Επιπλέον, το μέτρο κεντρικότητας «Time Delay Centrality» έχει μεγαλύτερη συσχέτιση με το μέτρο της «Closeness», κάτι που μπορεί να ερμηνευτεί ως ότι οι κόμβοι (σταθμοί) με μεγάλες τιμές του συγκεκριμένου μέτρου είναι πιο κοντά στο κέντρο του δικτύου. Ακόμα, το μέτρο «DelayFlow Centrality» συσχετίζεται σε πολύ μεγάλο βαθμό με το μέτρο «Commuter Flow Centrality». Τέλος, παρουσιάστηκε και ένα εργαλείο «Οπτικής Ανάλυσης» που δείχνει τα αποτελέσματα των νέων μέτρων κεντρικότητας για τη διευκόλυνση του αναλυτή.

Μια ομάδα δημοσιεύσεων συνδυάζει τη μελέτη ενός δικτύου μεταφοράς με την αντιμετώπιση φυσικών ή ανθρωπογενών καταστροφών, οι οποίες αναφέρονται, ως «επιθέσεις», με τη χρήση μέτρων της «Επιστήμης των Δικτύων».

Οι **Joslyn et al (2014)**, μελέτησαν τον τρόπο προσδιορισμού των σημαντικότερων κόμβων σε ένα οδικό δίκτυο για τη μελλοντική τους προστασία κατά την εμφάνιση φυσικών ή ανθρωπογενών καταστροφών. Το οδικό δίκτυο που μελετήθηκε αφορούσε την πόλη Ιντινόλα της πολιτείας Αϊόβα των Η.Π.Α. Επιπλέον, έγινε χρήση του μέτρου κεντρικότητας «Betweenness» καθώς και «επιθέσεις» αφαίρεσης κόμβων στο δίκτυο σύμφωνα με κάποια αλγοριθμικά κριτήρια, με στόχο την εύρεση των σημαντικότερων κόμβων που πρέπει να προστατευθούν. Ακόμα, στη μελέτη, οι συγγραφείς θεώρησαν ότι οι διαδρομές θα πρέπει να είναι διπλής κατεύθυνσης διότι σε μια κατάσταση έκτακτης ανάγκης αντιμετώπισης μιας καταστροφής δεν έχει σημασία η κατεύθυνση στο οδικό δίκτυο. Επιπλέον, το δίκτυο αντιμετωπίστηκε σαν γραμμογράφημα, όπου οι συνδέσεις του μετατράπηκαν σε κόμβους για τις ανάγκες της ανάλυσης. Οι κόμβοι του δικτύου, αντιπροσωπεύουν τις διασταυρώσεις του οδικού δικτύου ενώ οι συνδέσεις, αποτελούν το πλήθος της τμηματοποίησης του δρόμου μεταξύ των διασταυρώσεων αυτών.

Η «επίθεση» εξαιτίας μιας πιθανής καταστροφής σε ένα οδικό δίκτυο καθώς και ο τρόπος αντιμετώπισης της, μελετήθηκε και από τους **Julliard et al (2015)**. Ασχολήθηκαν με την «ανθεκτικότητα» του οδικού δικτύου της Μαδαγασκάρης, ένα νησί στη νοτιοανατολική ακτή της Αφρικής στον Ινδικό Ωκεανό. Έγινε χρήση μέτρων της «Επιστήμης των Δικτύων» για την ανάλυση μιας φυσικής καταστροφής, σε θέματα «ευπάθειας» του δικτύου μετά από τυχαίες καθώς και στοχευμένες «επιθέσεις» σε συγκεκριμένες περιοχές. Η μελέτη περιελάμβανε 171 περιοχές που αντιπροσωπεύουν τους κόμβους του δικτύου καθώς και 251 οδικές διαδρομές που αντιπροσωπεύουν τις συνδέσεις μεταξύ των περιοχών σύμφωνα με τον επίσημο χάρτη του νησιού. Εξετάστηκαν οι τυχαίες «επιθέσεις» (π.χ. τροπικοί κυκλώνες που μπορεί να εμφανιστούν στη περιοχή) καθώς και οι στοχευμένες «επιθέσεις» ανάλογα με τη σημαντικότητα του κόμβου σύμφωνα με τα μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Closeness» και «Betweenness». Οι «επιθέσεις» αφορούσαν τη διαδοχική αφαίρεση κόμβων ανάλογα με τη στρατηγική επιλογή των ερευνητών από το σημαντικότερο προς το λιγότερο σημαντικό, χωρίς να λαμβάνονται υπόψιν τα χιλιόμετρικά βάρη στις συνδέσεις των κόμβων. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι το οδικό δίκτυο της

Μαδαγασκάρης είναι «ευπαθές» σε στοχευμένες «επιθέσεις» ανάλογα με τη σημαντικότητα του κόμβου σύμφωνα με κάποιο από τα προαναφερθέντα μέτρα κεντρικότητας καθώς και πιο ανθεκτικό σε τυχαίες «επιθέσεις» χωρίς δηλαδή να λαμβάνεται υπόψιν η σημαντικότητα του κόμβου σύμφωνα με κάποιο μέτρο. Τέλος, οι «επιθέσεις» σε σημαντικούς κόμβους με στρατηγική επιλογή του μέτρου κεντρικότητας «Betweenness» έδειξαν ότι έχουν τα πιο καταστροφικά αποτελέσματα και επηρεάζουν την ομαλή λειτουργία του οδικού δικτύου της περιοχής.

Ακόμα ένα παράδειγμα μελέτης «επιθέσεων» σε οδικό δίκτυο είναι η έρευνα των **Bellingeri et al (2018)**. Μελέτησαν την «ανθεκτικότητα» του οδικού δικτύου του Πεκίνου (πρωτεύουσα της Κίνας) ύστερα από «επιθέσεις» σε διάφορους κόμβους για την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την αποδοτικότητα του. Η έννοια της «αποδοτικότητας» (ορθής λειτουργίας) του δικτύου υπολογίζεται με το δείκτη «Efficiency», που δείχνει τη μέση αντίστροφη ελάχιστη απόσταση από ένα κόμβο σε κάθε άλλο. Οι «επιθέσεις» αφορούσαν την αφαίρεση κόμβων λαμβάνοντας υπόψιν, στη μία περίπτωση τα βάρη των συνδέσεων ως το σύνολο επισκεψιμότητας των οχημάτων «Ταξί» μεταξύ των κόμβων σύμφωνα με τα δρομολόγια από τις ημερομηνίες 02-02-2008 έως 08-02-2008 και στην άλλη περίπτωση, την αφαίρεση συνδέσεων μεταξύ κόμβων ενός μη σταθμισμένου δικτύου. Τα δίκτυα που εξέτασαν στις διάφορες «επιθέσεις» αφορούσαν το 2^ο έως και 5^ο περιφερειακό αυτοκινητόδρομο του Πεκίνου με τους κόμβους να κυμαίνονται από 144 έως και 871. Οι στρατηγικές των «επιθέσεων» αφορούσαν τη διαδοχική αφαίρεση κόμβων σύμφωνα με τους «Πλησιέστερους Γείτονες» του κάθε κόμβου και παραλλαγές της υπόθεσης αυτής. Επιπλέον, έγιναν αφαιρέσεις κόμβων και σύμφωνα με τις τιμές του μέτρου κεντρικότητας «Betweenness» για τη περίπτωση των μη σταθμισμένων δικτύων. Στη συνέχεια, λαμβάνοντας υπόψιν το βάρος σύνδεσης μεταξύ των κόμβων η στρατηγική «επίθεσης» έγινε βασιζόμενη στα μέτρα κεντρικότητας «Google Page Rank» που δείχνουν τη σημαντικότητα ενός κόμβου ακολουθούμενο από άλλους σημαντικούς κόμβους καθώς και το μέτρο κεντρικότητας «Strength» που αποτελεί το μέτρο κεντρικότητας «Degree» με χρήση βαρών στις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων όπως έχει ξανά παρουσιαστεί. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι οι στοχευμένες «επιθέσεις» σύμφωνα με τις παραπάνω στρατηγικές, προκάλεσαν περισσότερη ζημιά στην απόδοση του δικτύου σε αντίθεση με τις τυχαίες «επιθέσεις» καθώς και ότι με τη μελέτη της αποδοτικότητας ενός δικτύου κάτω από «επιθέσεις» είναι δυνατό να

εντοπιστούν και να προστατευτούν οι σημαντικότεροι για την ομαλή λειτουργία ενός δικτύου κόμβοι. Τέλος, ανάλογα με την περίπτωση για το σταθμισμένο ή μη σταθμισμένο δίκτυο τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η στρατηγική «επίθεσης» σύμφωνα με το μέτρο κεντρικότητας «Strength» προκαλεί σημαντικότερη βλάβη στην λειτουργία του δικτύου καθώς και η στρατηγική επίθεσης σε μη σταθμισμένο δίκτυο σύμφωνα με το μέτρο κεντρικότητας «Betweenness».

Οι **Wang et al (2018)**, ασχολήθηκαν με τα «Δίκτυα Εφοδιαστικής Έκτακτης Ανάγκης» για την αντιμετώπιση μιας κρίσης μετά την εμφάνισή της με τα εργαλεία της «Επιστήμης των Δικτύων». Σκοπός είναι η αντιμετώπιση μεταδοτικών ασθενειών που και άλλων περιπτώσεων που αφορούν τη δημόσια υγεία και προκαλούν θανάτους και οικονομική επιβάρυνση. Τα μοντέλα δικτύων που μελετήθηκαν ήταν, τα «Small World» και τα «Scale Free», στα οποία εφαρμόστηκαν τυχαίες και στοχευμένες «επιθέσεις» αποκλειστικά σε κόμβους. Συγκεκριμένα, οι κόμβοι του δικτύου της «Εφοδιαστικής Έκτακτης Ανάγκης» αντιπροσωπεύουν από τη μια πλευρά τους προμηθευτές και από την άλλη τους κόμβους ζήτησης με τις συνδέσεις να βοηθούν στην επικοινωνία μεταξύ προσφοράς και ζητούμενης ποσότητας. Επιπλέον, τα δίκτυα χαρακτηρίζονται ως σταθμισμένα, με τα βάρη να αντιπροσωπεύουν το χρόνο μεταφοράς για την ικανοποίηση των αναγκών του κόμβου εξυπηρέτησης. Ακόμα, ως βάρη θα μπορούσαν να είναι η πραγματική απόσταση μεταξύ των κόμβων, η δυναμικότητα μεταφοράς και ο όγκος του φορτίου. Οι «επιθέσεις» που εφαρμόστηκαν όπως αναφέρθηκε νωρίτερα ήταν τυχαίες, προσεγγίζοντας την απροσδόκητη εμφάνιση μιας φυσικής καταστροφής ή ενός ατυχήματος. Επιπλέον, εφαρμόστηκαν και στοχευμένες «επιθέσεις» που μπορούν να θεωρηθούν ως, η ανθρώπινη παρέμβαση για τη υλοποίηση μιας καταστροφής σε συγκεκριμένους κόμβους (π.χ. τρομοκρατική ενέργεια). Στις στοχευμένες «επιθέσεις», έγινε χρήση του μέτρου κεντρικότητας «Degree» με εφαρμογή των «επιθέσεων» από τον κόμβο με τη μεγαλύτερη τιμή προς τον κόμβο με τη μικρότερη τιμή διαδοχικά. Επιπλέον, έγινε εφαρμογή σε πραγματικό δίκτυο σύμφωνα με δεδομένα από την ανατολική ακτή της Κίνας, με 4 κόμβους να αντιπροσωπεύουν τους προμηθευτές και τους υπόλοιπους κόμβους εξυπηρέτησης ανάλογα με τις ανάγκες τους λαμβάνοντας υπόψιν το χρόνο μεταφοράς ως βάρος του δικτύου με σύνολο 29 συνδέσεις (ακμές). Οι συγγραφείς, επεσήμαναν τις περιπτώσεις προστασίας και εξασφάλισης της αποτελεσματικής λειτουργίας ενός δικτύου αναφέροντας ότι πρέπει να προστατευθούν οι κόμβοι με τη μεγαλύτερη

συνδεσιμότητα, δηλαδή με τη μεγάλη τιμή στο μέτρο κεντρικότητας «Degree» καθώς και με την πρόληψη σε θέματα εναλλακτικών διαδρομών σε περίπτωση που εμφανιστεί μια καταστροφή και δεν είναι δυνατή η πρόσβαση από την υπάρχουσα σύνδεση.

Την περίπτωση «επιθέσεων» σε συνδυασμό με την αντιμετώπιση μιας «Εκτακτης Ανάγκης» που θα μπορούσε και πάλι να είναι ένα είδος καταστροφής μελετάνε οι **Li et al (2015)**. Συγκεκριμένα, αντιμετωπίζουν τις προκλήσεις που παρουσιάζονται κατά την αντιμετώπιση φυσικών ή ανθρωπογενών καταστροφών με τη βοήθεια της «Επιστήμης των Δικτύων». Λόγω της πολυπλοκότητας και της αβεβαιότητας που παρουσιάζει η εμφάνιση μια κρίσης, είναι απαραίτητη η αποτελεσματικότερη λήψη απόφασης για την αντιμετώπιση των φαινομένων και των αποτελεσμάτων μιας καταστροφής. Επιπλέον, για την καλύτερη κατανόηση της πολυπλοκότητας, έγινε προσομοίωση σε δίκτυα της κατηγορίας «Small World» για τη μελέτη της αποτελεσματικής ανάλυσης των δυναμικών αλλαγών που μπορεί να εμφανιστούν σε μια αβέβαιη καταστροφή, με στόχο την λήψη αποφάσεων για την αντιμετώπιση μιας κρίσης. Η καταστροφή που μπορεί να συμβεί εντός ενός δικτύου στο μοντέλο που εξετάζεται, αφορά την «επιθέσεις» σε διάφορους κόμβους καθώς και μελετάται πώς η καταστροφή επηρεάζει την ομαλή λειτουργία του δικτύου εάν ένας κόμβος αποκοπεί από το δίκτυο (αποσυνδεδεμένο δίκτυο). Ακόμη, παρουσιάζονται περιπτώσεις φυσικής καταστροφής με «επιθέσεις» σε τυχαίους κόμβους ενός δικτύου καθώς και ανθρωπογενούς καταστροφής, όπως μια τρομοκρατική ενέργεια, με «επιθέσεις» στοχευμένους σημαντικούς κόμβους. Στο μοντέλο ανάλυσης των «επιθέσεων», γίνεται εφαρμογή «επίθεσης» σε σημαντικούς κόμβους, γνωρίζοντας ότι είναι απαραίτητοι για την αντιμετώπιση και τη διαχείριση μιας καταστροφής. Τέλος, στα αποτελέσματα της προσομοίωσης των «επιθέσεων» λαμβάνεται η απαραίτητη πληροφορία μέσω της στατιστικής ανάλυσης των κόμβων, για το ποιος κάθε φορά καταστρέφεται, την κατανομή των βαθμών του κάθε κόμβου, την αλλαγή της πιθανότητας των βαθμών καθώς για το μηχανισμό εξελικτικής συμπεριφοράς του δικτύου μετά από «επιθέσεις». Ολοκληρώνοντας, οι συγγραφείς αναφέρουν ότι μέσω της προσομοίωσης και της χρήσης της «Επιστήμης των Δικτύων» ως εργαλείο, είναι δυνατή η καλύτερη κατανόηση μιας αβέβαιης καταστροφής καθώς και ο τρόπος διάδοσής της.

Μια ακόμα ερευνητική δημοσίευση, σχετική με «επιθέσεις» που δημιουργούν αφαιρέσεις κόμβων σε διάφορες κατηγορίες δικτύων είναι αυτή των **Schneider et al (2011)** οι οποίοι, μελέτησαν τα αποτελέσματα των «επιθέσεων» σε δίκτυα αποσκοπώντας στη σωστή διαχείριση και ομαλή λειτουργία τους αναφερόμενοι σε παραδείγματα ανθρωπογενών καταστροφών, όπως τα τρομοκρατικά χτυπήματα σε οδικά δίκτυα, δίκτυα αερογραμμών, δίκτυα ηλεκτρικής τροφοδοσίας και δίκτυα επικοινωνίας. Στόχος της μελέτης είναι η κατανόηση της «ζημιάς» στη λειτουργικότητα ενός δικτύου μετά από ένα πλήθος «επιθέσεων». Ακόμη, παρουσίασαν έναν δείκτη «Ανθεκτικότητας» που επιδιώκει να δείξει όχι απλά το πότε ένα δίκτυο καθίσταται μη λειτουργικό αλλά να παρουσιάσει και το μέγεθος της «ζημιάς» πριν την ολοκληρωτική κατάρρευση του, για τον εντοπισμό των πιο ευάλωτων κόμβων. Ο δείκτης όπως παρουσιάζεται στη μελέτη ορίζεται ως, $R = \frac{1}{N} \sum_{Q=1}^N s(Q)$, με N να συμβολίζουν οι κόμβοι του δικτύου, και $s(Q)$ το μέρος των κόμβων από τη μεγαλύτερη συνιστώσα του δικτύου μετά την αφαίρεση τους, όπου $Q = qN$ κόμβοι και q το ποσοστό αφαίρεσης. Ακόμα, το κλάσμα $\frac{1}{N}$ χρησιμοποιείται για την κανονικοποίηση του δείκτη ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη σύγκριση διαφορετικών δικτύων. Η εφαρμογή και μελέτη των «επιθέσεων» έγινε στη μεγαλύτερη συνιστώσα του κάθε δικτύου με ποσοστό αφαίρεσης κόμβων και υπολογισμού του μέτρου κεντρικότητας «Degree» κάθε φορά ως ένα νέο δίκτυο μετά από νέα «επίθεση» σε πραγματικά δίκτυα, όπως το δίκτυο «Τροφοδοσίας Ηλεκτρικής Ενέργειας της Ευρώπης» και στο «Διαδίκτυο - PoP» (point of presence, αναφερόμενο σε οντότητες ως σημεία επικοινωνίας στο διαδίκτυο όπως, τα routers, τα switches και άλλες υποδομές που συνδέονται διαδικτυακά με την βοήθεια ενός Internet Service Provider). Στην περίπτωση του δικτύου «Ηλεκτρικής Ενέργειας» υπάρχουν 1254 γεννήτριες που αντιπροσωπεύουν τους κόμβους καθώς και 1811 συνδέσεις που αντιπροσωπεύουν τα καλώδια μεταφοράς της ηλεκτρικής ενέργειας ενώ στην περίπτωση του «Διαδικτύου» οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν τους παρόχους internet (internet service providers) και 6089 συνδέσεις συσκευών - πελατών που επικοινωνούν στο διαδίκτυο. Το αποτέλεσμα της συγκεκριμένης μελέτης ήταν ο εντοπισμός των ευάλωτων δικτύων καθώς και οι μελλοντικές βελτιώσεις στη σχεδίαση δικτύων ώστε να είναι περισσότερο ανθεκτικά και λειτουργικά κάτω από «επιθέσεις». Επιπλέον, ανέφεραν ότι σκοπός της μελέτης είναι η εφαρμογή και σε άλλα πραγματικά δίκτυα με το ελάχιστο δυνατό κόστος αναδόμησης ενός δικτύου για την αύξηση της

ανθεκτικότητας του. Αναφέρθηκαν στο μέτρο κεντρικότητας «Degree» χαρακτηρίζοντας εσφαλμένη επιλογή να προστεθούν νέες συνδέσεις για την αύξηση της ανθεκτικότητας του δικτύου, κρίνοντας ότι πρέπει γίνουν εναλλαγές στις ήδη υπάρχουσες συνδέσεις μεταξύ των κόμβων του κάθε δικτύου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι στο δίκτυο «Τροφοδοσίας Ηλεκτρικής Ενέργειας της Ευρώπης» μια αλλαγή στις συνδέσεις σε ποσοστό 2% βελτιώνει την ανθεκτικότητα του κατά 35% ενώ στο «Διαδίκτυο - PoP» κατά 25% αναφέροντας επίσης ότι οι πιθανοί τρομοκράτες και οι χάκερς θα πρέπει να επιτεθούν σε περισσότερους κόμβους για να καταστήσουν το δίκτυο στόχευσης τους μη λειτουργικό.

Αμέσως μετά, βασιζόμενοι στους **Schneider et al (2011)** που αναφερθήκαμε πρωτύτερα οι **Iyer et al (2013)**, ασχολήθηκαν με την ανθεκτικότητα ενός δικτύου κάτω από «επιθέσεις» με αφαίρεση κόμβων λαμβάνοντας υπόψιν διάφορα μέτρα. Συγκεκριμένα, μελέτησαν τις «επιθέσεις» σε μη κατευθυνόμενα και μη σταθμισμένα δίκτυα επιλέγοντας την εφαρμογή της «επίθεσης» στη μεγαλύτερη συνιστώσα του δικτύου (το μεγαλύτερο συνδετικό υποδίκτυο του αρχικού δικτύου) σύμφωνα με τα μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Closeness», «Betweenness», «Eigenvector» καθώς και σε τυχαίες μη στοχευμένες «επιθέσεις» σε κόμβους, δηλαδή χωρίς να λαμβάνεται υπόψιν κάποιο συγκεκριμένο μέτρο. Οι στοχευμένες «επιθέσεις» που εφαρμόστηκαν στα συγκεκριμένα μέτρα ήταν πρώτον, η «simultaneous targeted attack» (ταυτόχρονη στοχευμένη επίθεση) με υπολογισμός των μέτρων κεντρικότητας και αφαίρεση κόμβων από την υψηλότερη τιμή προς τη χαμηλότερη και δεύτερον, η «sequential targeted attack» (διαδοχική στοχευμένη επίθεση) με υπολογισμό των μέτρων κεντρικότητας και αφαίρεση του κόμβου με τη μεγαλύτερη τιμή και στη συνέχεια επανυπολογισμός των μέτρων στο νέο δίκτυο με τους λιγότερους πλέον κόμβους και επανάληψη της ίδιας διαδικασίας. Όλες οι επιθέσεις εφαρμόστηκαν σύμφωνα με ένα ποσοστό αφαίρεσης που επέλεξαν οι αναλυτές στη μεγαλύτερη συνιστώσα του κάθε μοντέλου δικτύου και χαρακτηρίζουν τη διαδικασία αφαίρεσης των κόμβων στο τμήμα αυτό του δικτύου ως «percolation process» (διαδικασία διήθησης ή φιλτραρίσματος). Συγκεκριμένα, έγιναν υπολογισμοί του δείκτη «Robustness, R-index» (Ανθεκτικότητας) καθώς και του δείκτη «Vulnerability, V-index» (Ευπάθειας) που σχετίζεται με τη διαδικασία αφαίρεσης κόμβων από το μεγαλύτερο συνδετικό υποδίκτυο του εξεταζόμενου δικτύου όπου βασίστηκαν και τα αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι στις περισσότερες περιπτώσεις της

«simultaneous targeted attack» τα μέτρα κεντρικότητας «Degree» και «Betweenness» είχαν το καλύτερο αποτέλεσμα στη λειτουργική υποβάθμιση του δικτύου με τη διαφορά ότι η «Degree» στα περισσότερα δίκτυα που εξετάστηκαν προκαλούσε τη μεγαλύτερη υποβάθμισή τους. Ακόμα, σύμφωνα με τη στρατηγική «sequential targeted attack» το μέτρο κεντρικότητας «Betweenness» παρουσίασε τα καλύτερα αποτελέσματα στην υποβάθμιση της λειτουργικότητας του δικτύου και στις περισσότερες περιπτώσεις το μέτρο κεντρικότητας «Closeness» εμφάνιζε παρόμοια αποτελέσματα. Τα μέτρα κεντρικότητας «Eigenvector» και «Degree» είχαν τη μικρότερη επίδραση στη λειτουργική υποβάθμιση του δικτύου. Οι τυχαίες «επιθέσεις» ήταν μικρής σημασίας στην υποβάθμιση των δικτύων σε σχέση με τις στοχευμένες στρατηγικές «επιθέσεις» που παρουσιάστηκαν.

Μια ακόμα σημαντική έρευνα σχετικά με «επιθέσεις» αφαίρεσης κόμβων και μελέτης της λειτουργικότητας ενός δικτύου είναι αυτή των **Lekha & Balakrishnan (2017)**. Πρότειναν και εφάρμοσαν «επιθέσεις» στους σημαντικότερους κεντρικούς κόμβους των δικτύων με χρήση τεσσάρων στρατηγικών μέτρων καθώς και τον επανυπολογισμό των μέτρων μετά την αφαίρεση κάποιου κόμβου ως νέο δίκτυο. Υπολόγισαν το μέτρο «Degree» και στη συνέχεια έκαναν χρήση μέτρων βασιζόμενων στη γεωδαισιακή απόσταση (το ελάχιστο μονοπάτι μεταξύ δύο κόμβων) όπως το μέτρο «Betweenness», «Eccentricity» (η εκκεντρότητα ως, η μέγιστη από όλες τις συντομότερες διαδρομές ενός κόμβου με τους υπόλοιπους) και «Remoteness» (το άθροισμα όλων των συντομότερων διαδρομών ενός κόμβου με όλους τους υπόλοιπους). Στη συνέχεια, βρήκαν τους κόμβους «Κέντρα» ώστε να εφαρμοστούν οι «επιθέσεις». Συγκεκριμένα, για το μέτρο «Degree» το «Κέντρο» είναι ο κόμβος με τη μεγαλύτερη τιμή, για το μέτρο «Eccentricity» ο κόμβος με τη μικρότερη τιμή και τέλος για το μέτρο «Remoteness» το «Κέντρο» είναι ο κόμβος με τη μικρότερη τιμή και το ονομάζουν ως «Median». Μετά τον υπολογισμό των κατάλληλων μέτρων και των «Κέντρων» του δικτύου εφαρμόζεται η «επίθεση» και γίνεται ποσοτικοποίηση της «ζημιάς» σύμφωνα με το μέγεθος της μεγαλύτερης συνιστώσας του δικτύου σε κάθε επανυπολογισμό μιας «επίθεσης». Για την ορθή σύγκριση των αποτελεσμάτων της «ζημιάς» μιας επίθεσης γίνεται κανονικοποίησης της τιμής του μεγέθους της μεγαλύτερης συνιστώσας με παρονομαστή το σύνολο των κόμβων του αρχικού δικτύου και αριθμητή η μεγαλύτερη συνιστώσα μετά από «επίθεση». Ακόμη, οι επιθέσεις εφαρμόστηκαν σε πραγματικά δίκτυα που αφορούσαν ένα δίκτυο συνεργασίας, ένα

δίκτυο αεροδρομίων και ένα δίκτυο αλληλεπίδρασης πρωτεϊνών ως μη κατευθυνόμενα και μη σταθμισμένα. Τέλος, η παρουσίαση της «επίθεσης» στο προτεινόμενο «Κέντρο» με την ονομασία «Median» παρουσίασε τη μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα σε «επιθέσεις» σε σχέση με τα υπόλοιπα.

Ολοκληρώνοντας την παρουσίαση της σχετικής βιβλιογραφίας, είναι σημαντικό να παρουσιαστούν και μελέτες που αφορούσαν «επιθέσεις» όχι αποκλειστικά με την αφαίρεση σημαντικών κόμβων αλλά και «επιθέσεις» με την αφαίρεση σημαντικών συνδέσεων μεταξύ των κόμβων.

Ξεκινώντας, είναι ορθό να παρουσιάσουμε την έννοια της «Ελεγχιμότητας» με την οποία ασχολήθηκαν οι αναλυτές της περιοχής. Σύμφωνα με τη «Θεωρία Ελέγχου» των δυναμικών συστημάτων, η έννοια της «Ελεγχιμότητας» αφορά μια αρχική κατάσταση ενός συστήματος που με τη χρήση εξωτερικών ερεθισμάτων (μεταβλητών) σε πεπερασμένο χρόνο επιτυγχάνετε μια επιθυμητή τελική κατάσταση. Συγκεκριμένα, οι μεταβλητές (τα εξωτερικά ερεθίσματα), λειτουργούν σαν έναν οδηγό ενός οχήματος που το κινεί με μια επιθυμητή ταχύτητα και συγκεκριμένη κατεύθυνση, ελέγχοντας την οδηγική πορεία του με τα πεντάλ και το τιμόνι. Στη διαχείριση των πολύπλοκων συστημάτων και κατ' επέκταση στα δίκτυα, υπάρχουν οι λεγόμενοι «Κόμβοι Οδηγοί» (Driver Nodes) που λειτουργούν ως το εξωτερικό ερέθισμα (μεταβλητή) για την επιθυμητή τελική κατάσταση ενός συστήματος για την επίτευξη του ελέγχου (Liu et al, 2011).

Οι **Nie et al (2014)**, ασχολήθηκαν με την «Ελεγχιμότητα» των δικτύων καθώς και το πώς λειτουργούν κάτω από «επιθέσεις». Συγκεκριμένα, υπολογίστηκε το «Φορτίο» ($Load - L_{ij}$) κάθε σύνδεσης που υπολογίζεται ως, ο συνολικός αριθμός συντομότερων μονοπατιών που περνάνε από μια σύνδεση (από τον κόμβο i στο κόμβο j) σε έναν συγκεκριμένο χρόνο καθώς και η «Δυναμικότητα» ($Capacity - H_{ij}$) που μια σύνδεση μπορεί να αντέξει με βάση ένα μέγιστο δυνατό «Φορτίο» σύμφωνα με τον τύπο, $H_{ij} = (1 + a)L_{ij}(0)$ όταν $a > 0$ μια ρυθμιστική παράμετρος. Οι «επιθέσεις» που εφαρμόστηκαν ήταν δύο κατηγοριών, η τυχαία με αφαίρεση ενός ποσοστού και η στοχευμένη με αφαίρεση από τις μεγαλύτερες προς τις μικρότερες τιμές του αρχικού «Φορτίου» της σύνδεσης, σε κατηγορίες κατευθυνόμενων δικτύων «Erdős–Rényi» και «Scale-Free». Κατά τη διάρκεια των «επιθέσεων» γίνεται αφαίρεση ενός συνόλου συνδέσεων (ακμών) καθώς και έλεγχος κάθε φορά της «Δυναμικότητας» μιας

σύνδεσης. Εάν κατά την «επίθεση» διαπιστωθεί ότι κάποιες ακμές δεν αντέχουν το «Φορτίο» τότε και αυτές αφαιρούνται και στην όλη διαδικασία αλλαγής της δομής του δικτύου έχουμε και την προσθήκη των «Κόμβων Οδηγών» μέχρις ότου οι ακμές που θα μείνουν να είναι μικρότερου «Φορτίου» από τη «Δυναμικότητα» τους. Επιπλέον, η αποτελεσματικότητα μιας «επίθεσης» φαίνεται από την επίδραση στη μέγιστη συνιστώσα του δικτύου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι στα «Erdős-Rényi» δεν υπάρχει μεγάλη λειτουργική πτώση (πρόκληση διαδοχικών σφαλμάτων) στα δίκτυα με επιθέσεις στις συνδέσεις με μεγάλο «Φορτίο» καθώς επηρεάζεται ελαφρώς η δυνατότητα ελέγχου των δικτύων ενώ από την άλλη, στα δίκτυα «Scale-Free» υπάρχει σε μεγαλύτερο βαθμό η πρόκληση διαδοχικών σφαλμάτων.

Με το ίδιο ζήτημα της «Ελεγχιμότητας» και των «επιθέσεων» ασχολήθηκαν και οι **Chen et al (2017)** τόσο σε «Erdős-Rényi» όσο και σε «Scale-Free» κατευθυνόμενα δίκτυα. Επιπλέον, αναφέρθηκαν στην έννοια του κόστους «Ελέγχου» του δικτύου ως συνάρτηση των «Κόμβων Οδηγών» της κατάστασης του δικτύου πριν τις προκλήσεις διαδοχικών σφαλμάτων. Ακόμα, παρουσίασαν έναν δείκτη «Ανθεκτικότητας» του δικτύου που ορίζεται από την αύξηση του αριθμού εισαγωγών «Κόμβων Οδηγών» λόγω κάποιας αποτυχίας στο δίκτυο. Οι επιθέσεις που εφάρμοσαν αφορούσαν και στην περίπτωση αυτή τις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων του δικτύου και συγκεκριμένα επιθέσεις σε συνδέσεις με το μεγαλύτερο «Φορτίο».

Τέλος, με το ζήτημα της «Ελεγχιμότητας» και τις «επιθέσεις» στις ακμές δικτύων «Erdős-Rényi» και «Scale-Free» ασχολήθηκαν και οι **Jijju et al (2017)**, εφαρμόζοντας επιθέσεις όχι με το «Φορτίο» μιας σύνδεσης αλλά σύμφωνα με την «Degree Centrality» της κάθε σύνδεσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Μεθοδολογία και Ποσοτική Ανάλυση «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής»

Σύμφωνα με όσα παρουσιάστηκαν στο εισαγωγικό κεφάλαιο, σχετικά με τη σημασία της εφοδιαστικής αλυσίδας, τη χρήση της «Επιστήμης των Δικτύων», την εφαρμογή των «εντροπικών» μέτρων, την εύρεση των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων, τη χρήση της έννοιας της διαμέρισης καθώς και την ανάπτυξη ενός «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου», γίνεται προσπάθεια συνδυασμού των εννοιών αυτών σε επίπεδο ανάλυσης, για την αποτελεσματικότερη λήψη απόφασης στην υποστήριξη «Ανθρωπιστικών Αλυσίδων Εφοδιασμού» σε περιοχές που έχουν πληγεί από καταστροφές. Βασικός σκοπός είναι η αντιμετώπιση του προβλήματος μεταφοράς της ανθρωπιστικής βοήθειας σε πληγείσες περιοχές με χρήση ενός «Ευρετικού Αλγορίθμου» για την επίλυση του προβλήματος του «Πλανόδιου Πωλητή». Με τη διαδικασία της προσομοίωσης, γίνεται παραγωγή εμπειρικών δεδομένων για σταθμισμένα «Κλασσικά Τυχαία Δίκτυα». Ακόμα, γίνεται η εύρεση των μέτρων «Κεντρικότητας» καθώς και των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων τους με το κόστος διανομής. Τα αποτελέσματα αυτά, θα χρησιμοποιηθούν στη μελέτη «επιθέσεων» σε σημαντικούς «Κόμβους» μετά από αφαίρεση των «Συνδέσεων» τους με στόχο την αποδυνάμωσή τους. Οι διαδικασίες που θα εφαρμοστούν στην ανάλυση των εμπειρικών δεδομένων, θα βοηθήσουν στο στάδιο της ετοιμότητας του εκάστοτε οργανισμού για την άμεση ανταπόκριση σε μια αβέβαιη καταστροφή για την καλύτερη ανταπόκριση και χρήση των διαθέσιμων πόρων που έχουν στην διάθεσή τους.

3.1 Η Οργάνωση, τα Εργαλεία και η Μεθοδολογία της Ποσοτικής Ανάλυσης

Για την καλύτερη κατανόηση της ανάλυσης των δικτύων «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» πρόκειται να γίνει παρουσίαση της μεθοδολογίας και των σχετικών εργαλείων. Αντιμετωπίζουμε το ζήτημα του προγραμματισμού της διανομής της ανθρωπιστικής βοήθειας, ως ένα τυπικό πρόβλημα μεταφοράς του «Περιοδεύοντος Πωλητή». Ακόμη, με τη βοήθεια της «Επιστήμης των Δικτύων» υπολογίζουμε τα κατάλληλα μέτρα «Κεντρικότητας» που σε συνδυασμό με την εφαρμογή του «Ευρετικού Αλγορίθμου» επίλυσης του προβλήματος του «Περιοδεύοντος Πωλητή» για τον υπολογισμό του κόστους διανομής, εντοπίζουμε την καταλληλότερη θέση εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής». Επιπλέον, λαμβάνουμε υπόψιν ό,τι μπορεί να προκύψουν πιθανές νέες καταστροφές ως «επιθέσεις» αφαίρεσης των συνδέσεων στο υπάρχων δίκτυο κάνοντας εκτίμηση της κατάστασης για τον εντοπισμό των πιο ευάλωτων περιοχών (κόμβων) του δικτύου σύμφωνα με τη μεταβολή του κόστους και των μέτρων «Κεντρικότητας». Ακόμη, με τη βοήθεια των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων μεταξύ των μέτρων «Κεντρικότητας» και του κόστους διανομής παρουσιάζεται καλύτερα η εικόνα της κατάστασης για τον εντοπισμό των σημαντικότερων «Κόμβων» (περιοχών) του δικτύου. Τα αποτελέσματα του εντοπισμού αυτού θα βοηθήσουν στην άμεση πρόληψη για την αντιμετώπιση μιας ξαφνικής φυσικής ή ανθρωπογενούς καταστροφής που θα μπορούσε να προκληθεί σε ένα δίκτυο.

Η ανάπτυξη του προγράμματος της ανάλυσης για την υλοποίηση της ερευνητικής μελέτης γίνεται με τη χρήση της γλώσσας στατιστικής ανάλυσης R (The R Project for Statistical Computing) σε συνδυασμό με το περιβάλλον RStudio. Επιπλέον, αξιοποιούνται κατάλληλα πακέτα βιβλιοθηκών για την εξαγωγή των συμπερασμάτων (The R Foundation, 2017) και (RStudio n.d.). Στην παρούσα ερευνητική μελέτη οι βιβλιοθήκες που θα χρησιμοποιηθούν είναι, η «igraph» με την οποία διεξάγεται η ανάλυση των δικτύων σε συνδυασμό με τις βιβλιοθήκες «CINNA» και «centiserve» για τον υπολογισμό των απαραίτητων μέτρων κεντρικότητας (Gabor & Tamas, 2006), (Jalili et al, 2015) και (Ashtiani & Jafari, 2017). Επιπλέον, γίνεται χρήση και της βιβλιοθήκης «TSP» που παρέχει τους κατάλληλους αλγορίθμους για την επίλυση του προβλήματος του «Περιοδεύοντος Πωλητή» (Hahsler & Hornik, 2007). Ακόμη, γίνεται χρήση της βιβλιοθήκης «h2o» για την εφαρμογή των διαδικασιών

«Βαθιάς Μάθησης» με την ανάπτυξη ενός «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» (H2O.ai, 2019). Τέλος, γίνεται χρήση και της βιβλιοθήκης «gmapsdistance» η οποία παρέχει τη δυνατότητα συνεργασίας με την πλατφόρμα «Google Maps» και τα «Geo-location APIs» για εξόρυξη δεδομένων σχετικά με θέματα διαδρομών, αποστάσεων, εκτιμώμενης ώρας διαδρομής και άλλα συναφή χαρακτηριστικά που αφορούν τις συνδέσεις μεταξύ σημείων επάνω στον γεωγραφικό χάρτη (Azuerio et al, 2018).

Περιγραφή της Μεθοδολογίας για την Ποσοτική Ανάλυση της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής»

Τα στάδια που θα παρουσιαστούν, εξυπηρετούν την ομαλή διεξαγωγή της ερευνητικής μελέτης συνδυάζοντας γνώσεις της ανάλυσης μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, τη στατιστική ανάλυση, την «Επιστήμη των Δικτύων» και την αντιμετώπιση «Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων».

Στάδιο 1^ο – Παραγωγή Δεδομένων ως Σταθμισμένα «Κλασσικά Τυχαία Δίκτυα»

Κατά το πρώτο στάδιο, παράγεται ένα πλήθος τυχαίων δικτύων τα οποία ικανοποιούν συγκεκριμένα κριτήρια όπως, ο αριθμός των κόμβων, ο αριθμός των συνδέσεων και η πυκνότητα των συνδέσεων (network density) που θα χρειαστούν. Επίσης, ορίζεται το εύρος τιμών των τυχαίων βαρών ως χιλιομετρικές αποστάσεις που θα αντιστοιχούν σε κάθε σύνδεση. Το πρώτο στάδιο ολοκληρώνεται με την καταχώρηση των αποτελεσμάτων σε μια βάση δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια των υπολογισμών.

Στάδιο 2^ο – Υπολογισμός των Μέτρων «Κεντρικότητας» και του Κόστους Διανομής

Για κάθε κόμβο των τυχαίων δικτύων, υπολογίζονται οι τιμές επιλεγμένων μέτρων «κεντρικότητας». Επίσης, θεωρώντας ως τοποθεσία του κέντρου διανομής, διαδοχικά κάθε έναν κόμβο των τυχαίων δικτύων, υπολογίζεται το κόστος διανομής της ανθρωπιστικής βοήθειας σύμφωνα με τη βέλτιστη διαδρομή που υπαγορεύει ο επιλεγμένος αλγόριθμος επίλυσης. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν καταγράφονται σε μια δεύτερη βάση δεδομένων. Στη συνέχεια, γίνεται παρουσίαση των τεχνικών διαδικασιών στην ανάλυση των μέτρων κεντρικότητας και στα βάρη των δικτύων.

Σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν στο πρώτο κεφάλαιο, η επιλογή των μέτρων κεντρικότητας έγινε λαμβάνοντας υπόψη κάποια χαρακτηριστικά των υπό μελέτη δικτύων όπως, η απουσία της κατεύθυνσης και η χρήση βαρών στις συνδέσεις ως τις χιλιομετρικές αποστάσεις μεταξύ του κάθε κόμβου. Από τα μέτρα κεντρικότητας που επιλέχθηκαν το μέτρο «Degree» και το μέτρο «Subgraph» είναι τα μόνα που δεν λαμβάνουν υπόψη τα βάρη των συνδέσεων. Από την άλλη, τα υπόλοιπα μέτρα «Strength», «Closeness», «Harmonic», «Betweenness», «Eigenvector» και «Laplacian» υπολογίζονται λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη που ορίστηκαν. Ο υπολογισμός των μέτρων κεντρικότητας έγινε σε δύο φάσεις. Στην πρώτη περίπτωση, ο υπολογισμός έγινε με τα βάρη ως τη χιλιομετρική απόσταση μεταξύ τους για όλα τα μέτρα κεντρικότητας. Αμέσως μετά, στη δεύτερη περίπτωση, γίνεται μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε βάρη «εγγύτητας». Συγκεκριμένα, στη δεύτερη περίπτωση για κάθε ένα από τα παραγόμενα δίκτυα έγινε κανονικοποίηση των βαρών ως προς τη μέγιστη τιμή τους, δίνοντας το συμβολισμό w_{norm} και αμέσως μετά $1 - w_{norm}$. Σύμφωνα με τη διαδικασία αυτή, γίνεται μετατροπή της χιλιομετρικής απόστασης σε ένα σκορ «εγγύτητας». Επιπλέον, για την αποφυγή της αφαίρεσης των κόμβων που θα έχουν την τιμή 1 μετά την κανονικοποίηση τους, ορίζονται με την τιμή 0.9999995 ώστε $1 - 0.9999995 \neq 0$ και έτσι να ληφθούν υπόψη από τη βιβλιοθήκη «igraph» ως συνδεδεμένοι κόμβοι στο δίκτυο. Τα μέτρα κεντρικότητας που χρειάζεται να επηρεαστούν με τη μετατροπή αυτή είναι η «Strength», «Eigenvector» και «Laplacian» ώστε να έχουμε την πραγματική τους ερμηνεία στην ανάλυση σε αντίθεση με την πρώτη περίπτωση, που η ερμηνευτική τους ικανότητα αλλάζει.

Συγκεκριμένα, λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη ως χιλιομετρική απόσταση, στην πρώτη περίπτωση, το μέτρο κεντρικότητας «**Strength**» προσδιορίζει την αθροιστική χιλιομετρική απόσταση που αντιστοιχεί σε κάθε κόμβο από την γειτονιά του, δηλαδή με αυτούς που συνδέεται άμεσα. Ουσιαστικά δείχνει, πόσα χιλιόμετρα δρόμου αντιστοιχούν στην εξεταζόμενη πόλη (κόμβο) από τη γειτονιά του. Ακόμα, μπορούμε να πούμε ότι δείχνει πόσα χιλιόμετρα δρόμοι χτίστηκαν για να ενώνουν την εξεταζόμενη πόλη με άλλες γειτονικές πόλεις. Στη δεύτερη περίπτωση, λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη ως ένα σκορ «εγγύτητας», το μέτρο κεντρικότητας «**Strength**» προσδιορίζει το αθροιστικό σκορ όλων των άμεσων διαδρομών της γειτονιάς του και λειτουργεί ως ένα «στάτους» ευκολότερης προσέγγισης από τη γειτονιά του.

Λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη ως χιλιομετρική απόσταση, τα μέτρα κεντρικότητας «**Closeness**» και «**Harmonic**», δείχνουν το μέσο όρο της απόστασης προσέγγισης του κάθε κόμβου από τους υπόλοιπους. Γενικά, μπορούμε να πούμε ότι, στις υψηλότερες τιμές τους γίνεται αναφορά σε κόμβους που είναι κεντρικότεροι σε σχέση με τους υπόλοιπους του δικτύου.

Στη συνέχεια, το μέτρο «**Betweenness**» δηλώνει από ποιους κόμβους διέρχονται οι περισσότερες γεωδαισιακές αποστάσεις που συνδέουν τους υπόλοιπους κόμβους. Ουσιαστικά φανερώνει, σε ποιο ποσοστό των συντομότερων διαδρομών συμμετέχει ο εξεταζόμενος κόμβος.

Αμέσως μετά, το μέτρο κεντρικότητας «**Eigenvector**», στην πρώτη περίπτωση με τα βάρη να λειτουργούν ως χιλιομετρικές αποστάσεις, υποδεικνύει τους σημαντικότερους κόμβους που είναι απομακρυσμένοι από άλλους απομακρυσμένους κόμβους. Από την άλλη, στη δεύτερη περίπτωση με χρήση των βαρών ως ένα σκορ «εγγύτητας», το μέτρο «**Eigenvector**» δείχνει τον πιο εύκολα προσβάσιμο κόμβο που ακολουθείται από άλλους εύκολα προσβάσιμους κόμβους.

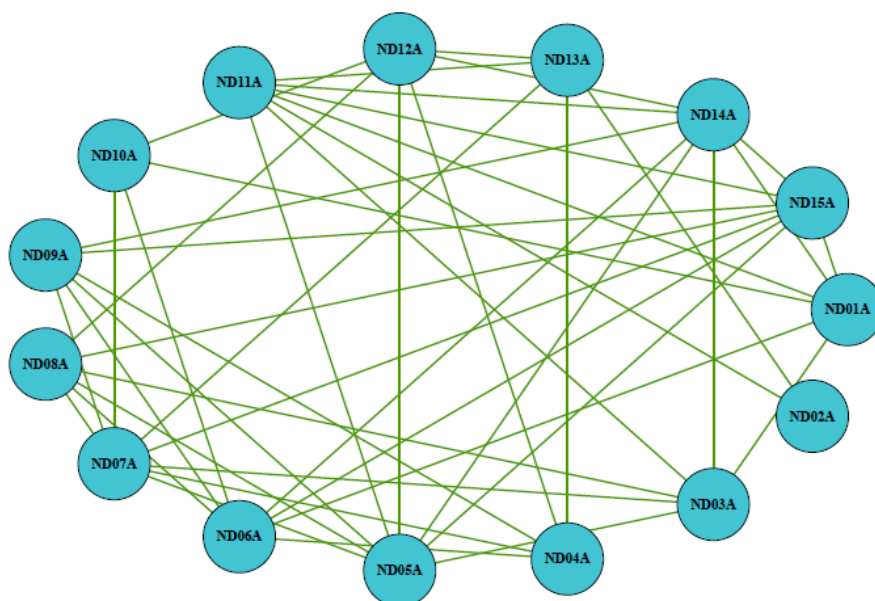
Τέλος, το μέτρο κεντρικότητας «**Laplacian**» δείχνει τον πιο αποκεντρωμένο κόμβο του δικτύου με τη χρήση των χιλιομετρικών βαρών στις συνδέσεις του δικτύου. Από την άλλη, με τη χρήση του σκορ «εγγύτητας» ως βάρος στις συνδέσεις το μέτρο «**Laplacian**» δείχνει τον πιο κεντρικό κόμβο του δικτύου.

Ακολουθεί η παρουσίαση των τεχνικών διαδικασιών στην ανάλυση του κόστους διανομής των δικτύων σύμφωνα με την επίλυση του προβλήματος του «Περιοδευόντος Πωλητή».

Για τον υπολογισμό του κόστους διανομής στο παρόν στάδιο, γίνεται μία τεχνική μετατροπή στο δίκτυο της μελέτης, του «Ευρετικού» αλγορίθμου επίλυσης του προβλήματος του «Περιοδευόντος Πωλητή». Σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν στο κεφάλαιο της εισαγωγής, έγινε επιλογή του «Ευρετικού» αλγορίθμου της «Απομακρυσμένης Εισαγωγής» (Farthest Insertion) για την ανάλυση της παρούσας ερευνητικής εργασίας. Με τη βοήθεια των βιβλιοθηκών της γλώσσας στατιστικής ανάλυσης R, γίνεται εύκολα η προσομοίωση ελέγχου του κόστους διανομής για κάθε έναν κόμβο ξεχωριστά. Στόχος της προσομοίωσης, να αποφανθούμε για την καταλληλότητα της περιοχής ως κέντρο διανομής για την εξυπηρέτηση όλου του

δικτύου. Ακόμα, την μελέτη των τυχαίων «επιθέσεων» σε «συνδέσεις» καθώς και σε στοχευμένες «επιθέσεις» σε «συνδέσεις» σημαντικών κόμβων, σύμφωνα με κάποιο μέτρο «κεντρικότητας» μετά την διεξαγωγή των συσχετίσεων και εξαρτήσεων με το κόστος. Επιπλέον, τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του κόστους διανομής θα βοηθήσουν στην εκπαίδευση ενός «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» εξασφαλίζοντας την αποτελεσματικότερη προβλεπτική ικανότητα για τον περιορισμό των προσομοιώσεων όλων των κόμβων σε ένα μικρότερο ποσοστό για μελλοντικές καταστροφές παρόμοιων δικτύων.

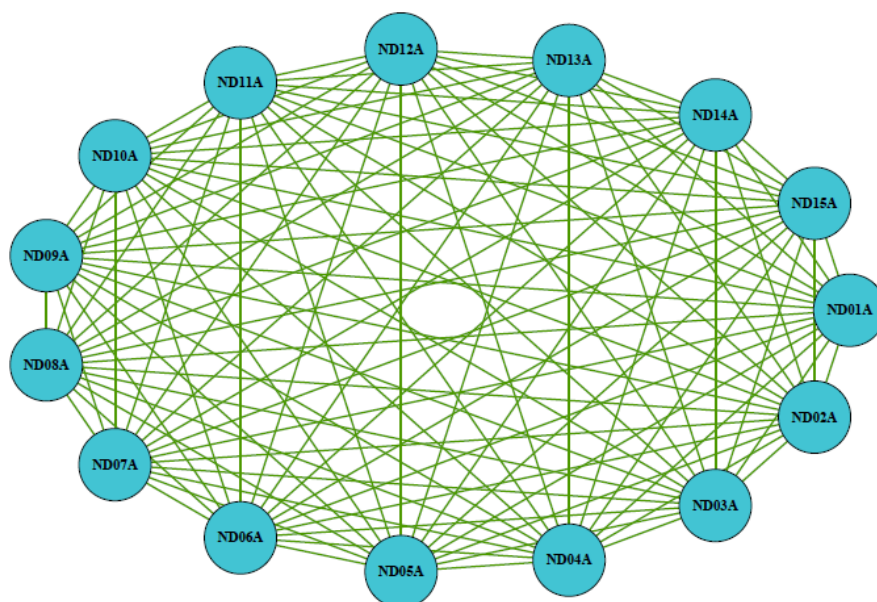
Για την ευκολότερη εφαρμογή του αλγορίθμου που περιγράψαμε στο κεφάλαιο της εισαγωγής χρειαζόμαστε έναν κύκλο «Hamilton». Για το λόγο αυτό, μετατρέπουμε το αρχικό δίκτυο (**Σχήμα 3.1**) σε πλήρες (**Σχήμα 3.2**) χρησιμοποιώντας εικονικές συνδέσεις μεταξύ των κόμβων που αποτελούν τις συντομότερες διαδρομές από τον έναν στον άλλον όπως παρουσιάζονται στον **Πίνακα 3.1** και **Πίνακα 3.2**. Στη συνέχεια, στο πλήρες δίκτυο εφαρμόζεται ο αλγόριθμος της «Απομακρυσμένης Εισαγωγής» με καταγραφή και αποκωδικοποίηση της διαδρομής αυτής στο αρχικό δίκτυο. Με τη διαδικασία αυτή είναι εφικτή η επίσκεψη σε κάθε κόμβο μια φορά ακολουθώντας τον κύκλο «Hamilton». Στη συνέχεια, γίνεται η αναπαράσταση της διαδρομής χρησιμοποιώντας τις κανονικές συνδέσεις του αρχικού δικτύου.



Σχήμα 3.1. Απεικόνιση «μη κατευθυνόμενου» δικτύου

Πίνακας 3.1. Πίνακας Βαρών του δικτύου του Σχήματος 3.1.

W.A.M.	ND01A	ND02A	ND03A	ND04A	ND05A	ND06A	ND07A	ND08A	ND09A	ND10A	ND11A	ND12A	ND13A	ND14A	ND15A
ND01A	0,000	0,000	5,672	0,000	0,000	119,965	0,000	0,000	0,000	86,047	140,375	0,000	0,000	146,435	87,067
ND02A	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	24,724	0,000	39,742	0,000	0,000
ND03A	5,672	0,000	0,000	0,000	26,347	0,000	53,164	98,986	0,000	0,000	92,197	0,000	0,000	34,251	0,000
ND04A	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	26,455	108,595	0,000	103,199	0,000	0,000	76,381	70,564	0,000	0,000
ND05A	0,000	0,000	26,347	0,000	0,000	0,000	34,985	45,797	70,561	0,000	47,128	72,390	0,000	85,032	33,013
ND06A	119,965	0,000	0,000	26,455	0,000	0,000	0,000	92,775	54,704	69,258	0,000	0,000	0,000	95,323	49,515
ND07A	0,000	0,000	53,164	108,595	34,985	0,000	0,000	11,345	74,151	88,918	0,000	0,000	120,358	0,000	100,901
ND08A	0,000	0,000	98,986	0,000	45,797	92,775	11,345	0,000	0,000	0,000	0,000	119,906	0,000	0,000	28,185
ND09A	0,000	0,000	0,000	103,199	70,561	54,704	74,151	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	81,270	30,898
ND10A	86,047	0,000	0,000	0,000	0,000	69,258	88,918	0,000	0,000	0,000	0,000	85,907	0,000	0,000	0,000
ND11A	140,375	24,724	92,197	0,000	47,128	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	14,213	54,872	143,945
ND12A	0,000	0,000	0,000	76,381	72,390	0,000	0,000	119,906	0,000	85,907	0,000	0,000	90,325	90,999	0,000
ND13A	0,000	39,742	0,000	70,564	0,000	0,000	120,358	0,000	0,000	0,000	14,213	90,325	0,000	0,000	0,000
ND14A	146,435	0,000	34,251	0,000	85,032	95,323	0,000	0,000	81,270	0,000	54,872	90,999	0,000	0,000	128,284
ND15A	87,067	0,000	0,000	0,000	33,013	49,515	100,901	28,185	30,898	0,000	143,945	0,000	0,000	128,284	0,000



Σχήμα 3.2. Απεικόνιση «μη κατευθυνόμενου» πλήρους δικτύου

Πίνακας 3.2. Πίνακας Βαρών του πλήρους δικτύου του Σχήματος 3.2.

W.A.M.	ND01A	ND02A	ND03A	ND04A	ND05A	ND06A	ND07A	ND08A	ND09A	ND10A	ND11A	ND12A	ND13A	ND14A	ND15A
ND01A	0,000	103,871	5,672	141,003	32,019	114,548	58,836	70,181	95,930	86,047	79,147	104,409	93,359	39,923	65,032
ND02A	103,871	0,000	98,199	109,501	71,852	135,956	106,836	117,649	135,763	189,918	24,724	129,261	38,937	79,596	104,865
ND03A	5,672	98,199	0,000	135,331	26,347	108,876	53,164	64,509	90,258	91,719	73,475	98,737	87,687	34,251	59,360
ND04A	141,003	109,501	135,331	0,000	108,984	26,455	108,595	104,156	81,159	95,713	84,777	76,381	70,564	121,779	75,971
ND05A	32,019	71,852	26,347	108,984	0,000	82,529	34,985	45,797	63,911	118,066	47,128	72,390	61,340	60,597	33,013
ND06A	114,548	135,956	108,876	26,455	82,529	0,000	89,046	77,700	54,704	69,258	111,232	102,837	97,020	95,323	49,515
ND07A	58,836	106,836	53,164	108,595	34,985	89,046	0,000	11,345	70,428	88,918	82,112	107,375	96,325	87,414	39,530
ND08A	70,181	117,649	64,509	104,156	45,797	77,700	11,345	0,000	59,083	100,263	92,924	118,187	107,137	98,759	28,185
ND09A	95,930	135,763	90,258	81,159	63,911	54,704	70,428	59,083	0,000	123,961	111,039	136,301	125,251	81,270	30,898
ND10A	86,047	189,918	91,719	95,713	118,066	69,258	88,918	100,263	123,961	0,000	165,194	85,907	166,278	125,970	118,773
ND11A	79,147	24,724	73,475	84,777	47,128	111,232	82,112	92,924	111,039	165,194	0,000	104,537	14,213	54,872	80,141
ND12A	104,409	129,261	98,737	76,381	72,390	102,837	107,375	118,187	136,301	85,907	104,537	0,000	90,325	90,999	105,403
ND13A	93,359	38,937	87,687	70,564	61,340	97,020	96,325	107,137	125,251	166,278	14,213	90,325	0,000	69,085	94,353
ND14A	39,923	79,596	34,251	121,779	60,597	95,323	87,414	98,759	81,270	125,970	54,872	90,999	69,085	0,000	93,611
ND15A	65,032	104,865	59,360	75,971	33,013	49,515	39,530	28,185	30,898	118,773	80,141	105,403	94,353	93,611	0,000

Στάδιο 3^ο – Δημιουργία και Ποσοτική Ανάλυση των Βάσεων Δεδομένων

Στο συγκεκριμένο στάδιο, γίνεται η επιλογή των κατάλληλων δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση με τη βοήθεια των εργαλείων που αναφέρθηκαννωρίτερα. Δημιουργούνται βάσεις δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την εύρεση των συσχετίσεων σύμφωνα με τις κλασσικές μεθόδους Pearson και Spearman. Επιπλέον, στις βάσεις αυτές εφαρμόζονται τα «εντροπικά» μέτρα για την εξαγωγή των εξαρτήσεων μεταξύ των μεταβλητών που αντιπροσωπεύουν τα μέτρα «κεντρικότητας» και το κόστος της διανομής. Στην ανάλυση των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων εφαρμόζεται η μέθοδος «Bootstrap» καθώς και η μέθοδος της διαμέρισης «Binning» στα εντροπικά «μέτρα». Ακόμα, υπολογίζεται ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» (Coefficient of Variation) για τη κατηγοριοποίηση των βάσεων δεδομένων σύμφωνα με την ομοιογένειά τους. Ο υπολογισμός γίνεται διαιρώντας την τυπική απόκλιση προς τη μέση τιμή του συνόλου των δεδομένων ($cv < 0,10$ ομοιογενή δεδομένα). Δηλαδή, η τυπική απόκλιση των δεδομένων εκφράζεται ως ποσοστό του μέσου όρου. Ακόμα, βοηθάει στη σύγκριση της μεταβλητότητας μεταξύ συνόλων, δηλαδή μετρήσεων που μπορεί να έχουν διαφορετικές μονάδες μέτρησης ή ίδια μονάδα μέτρησης, αλλά διαφορετικούς μέσους όρους ή και τυπικές αποκλίσεις (Κολυβά-Μαχαίρα & Μπόρα-Σέντα, 2013), (Μενεξές & Κουτσός, 2016), (Παπατσούμα, 2018).

Ένα παράδειγμα παραγωγής των εμπειρικών τυχαίων δικτύων αποθηκευμένα σε μεταβλητές όπως φαίνονται στη γλώσσα στατιστικής ανάλυσης R (**Πίνακας 3.3**), περιλαμβάνουν τα εξεταζόμενα δίκτυα σε κάποιο επίπεδο πυκνότητας με τα αποτελέσματα της ανάλυσης του κόστους διανομής και των μέτρων κεντρικότητας (**Πίνακας 3.4**).

Πίνακας 3.3. Αποτελέσματα Παραγωγής 500 δικτύων συγκεκριμένης πυκνότητας αποθηκευμένα σε μεταβλητές στη «Γλώσσα R»

Data	
dl_dataset_500_5t150_d0542	7500 obs. of 10 variables
nets_500_5t150_d0542	7500 obs. of 9 variables
random_nets	Large list (500 elements, 3.3 Mb)
results_b_atk	Large list (4 elements, 8.2 Mb)

Πίνακας 3.4. Αποτελέσματα μέτρων κεντρικότητας και στοιχείων κόστους, ανά δίκτυο από τα 500 συγκεκριμένης πυκνότητας στη «Γλώσσα R»

Name	Type	Value
results_b_atk	list [4]	List of length 4
all_metrics_b_atk	list [500]	List of length 500
[[1]]	list [15 x 10] (S3: data.frame)	A data.frame with 15 rows and 10 columns
nodes	factor	Factor with 15 levels: "ND01A", "ND02A", "ND03A", "ND04A", "ND05A", "ND06A", ...
degree	double [15]	0.571 0.571 0.643 0.500 0.500 0.357 ...
strength	double [15]	0.257 0.222 0.321 0.217 0.244 0.125 ...
closeness	double [15]	0.0231 0.0193 0.0203 0.0194 0.0205 0.0237 ...
harmonic	double [15]	0.0290 0.0234 0.0301 0.0232 0.0233 0.0310 ...
betweenness	double [15]	0.0769 0.0220 0.0549 0.0385 0.0330 0.0000 ...
eigenvector	double [15]	0.709 0.628 0.910 0.689 0.702 0.273 ...
laplacian	double [15]	0.2038 0.1667 0.2719 0.1767 0.1915 0.0773 ...
subgraph	double [15]	0.0644 0.0728 0.0882 0.0563 0.0601 0.0272 ...
tsp_cost	double [15]	332 359 307 332 328 332 ...
[[2]]	list [15 x 10] (S3: data.frame)	A data.frame with 15 rows and 10 columns
[[3]]	list [15 x 10] (S3: data.frame)	A data.frame with 15 rows and 10 columns
[[4]]	list [15 x 10] (S3: data.frame)	A data.frame with 15 rows and 10 columns

Τα αποτελέσματα διεξαγωγής της προσομοίωσης του κόστους διανομής ανά κόμβο καθώς και τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας για κάθε ένα δίκτυο των 500 τυχαίων δικτύων διαφορετικού επιπέδου πυκνότητας και συγκεκριμένου εύρους χιλιομετρικής απόστασης παρουσιάζονται στον **Πίνακα 3.5** συγκεντρωτικά ως μεταβλητές.

Πίνακας 3.5. Αποτελέσματα αποθηκευμένων μεταβλητών σε διαφορετικό επίπεδο πυκνότητας ανά 500 δίκτυα στη «Γλώσσα R»

Data	
nets_500_5t150_d0276	7500 obs. of 9 variables
nets_500_5t150_d0362	7500 obs. of 9 variables
nets_500_5t150_d0419	7500 obs. of 9 variables
nets_500_5t150_d0542	7500 obs. of 9 variables
nets_500_5t150_d0647	7500 obs. of 9 variables
nets_500_5t150_d0771	7500 obs. of 9 variables
nets_500_5t150_d0819	7500 obs. of 9 variables
total_dataset_5t150	52500 obs. of 9 variables

Ακόμα, σύμφωνα με τον **Πίνακα 3.6** παρουσιάζονται συνολικά τα αποτελέσματα των 3.500 δικτύων διαφορετικής πυκνότητας ως μια μεγάλη βάση δεδομένων των 52.500 παραγόμενων προσομοιωμένων δεδομένων (κόμβοι όλων των δικτύων) που θα χρησιμοποιηθεί στην ανάλυση των συσχετίσεων και εξαρτήσεων με τα στοιχεία του κόστους διανομής (tsp cost).

Πίνακας 3.6. Συνολικά αποτελέσματα 3.500 δικτύων κάθε κόμβου (dataset – 52.500 δεδομένων)

	degree	strength	closeness	harmonic	betweenness	eigenvector	laplacian	subgraph	tsp_cost
43838	0.7857143	0.3972603	0.01820546	0.02022900	0.00000000	0.8170567	0.20472110	0.07550796	441.4417
43839	0.7857143	0.4031311	0.01963534	0.02297463	0.02197802	0.8037604	0.20537729	0.07434645	441.4417
43840	0.6428571	0.3096869	0.02280130	0.02916049	0.00000000	0.6193354	0.14994658	0.05169001	428.4244
43841	0.7142857	0.2945205	0.02376910	0.03072102	0.07692308	0.6378577	0.14625434	0.05956690	443.7303
43842	0.7142857	0.2832681	0.02626642	0.03661087	0.14285714	0.4959765	0.12159875	0.05789359	416.3262
43843	0.7142857	0.4863014	0.01222707	0.01299152	0.00000000	0.9641493	0.26291925	0.06238425	428.4244
43844	0.9285714	0.4990215	0.02089552	0.02590289	0.00000000	0.9568694	0.26662947	0.09955405	443.7303
43845	0.7142857	0.2402153	0.02922756	0.04006550	0.41758242	0.5015296	0.11042758	0.06418389	425.9199
43846	0.7142857	0.2176190	0.02434783	0.03102467	0.10989011	0.4179326	0.09224395	0.05873941	394.6312
43847	0.6428571	0.2933333	0.01988636	0.02499366	0.03296703	0.5939093	0.14126264	0.04724946	399.1233
43848	0.8571429	0.3476190	0.02718447	0.03271697	0.32967033	0.6574450	0.16589275	0.08172722	400.2615
43849	0.7857143	0.5247619	0.01765448	0.02485535	0.00000000	0.9148005	0.27068073	0.06780765	419.1374
43850	0.7142857	0.4185714	0.01690821	0.01865321	0.00000000	0.8052234	0.21603958	0.05925590	428.1587
43851	0.6428571	0.3314286	0.01772152	0.02077170	0.03296703	0.6180598	0.15515651	0.04648406	419.1374
43852	0.7857143	0.3347619	0.02111614	0.02723889	0.06593407	0.6407899	0.15852620	0.07059617	425.7431
43853	0.7142857	0.3542857	0.01772152	0.02331130	0.01648352	0.6400227	0.16305843	0.05848271	428.1587

Showing 43,838 to 43,853 of 52,500 entries

Στη συνέχεια, γίνεται ανάπτυξη ενός «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», που θα χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο πρόβλεψης για την επιλογή του κόμβου εγκατάστασης ενός «Κέντρου Διανομής» για την κάλυψη των αναγκών των πληγεισών περιοχών ενός δικτύου «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής». Το πρόβλημα θα μοντελοποιηθεί ως ένα πρόβλημα «Διαδικής Κατηγοριοποίησης» (Classification Binary Problem) με επίβλεψη στην εκπαίδευση (Supervised Learning). Για την εκπαίδευση του «Νευρωνικού Δικτύου» θα χρησιμοποιηθούν τα αποτελέσματα από τα παραγόμενα τυχαία δίκτυα, με τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας για κάθε κόμβο σε κάθε δίκτυο ως ανεξάρτητες μεταβλητές. Ακόμα, θα οριστούν η πρώτη και η δεύτερη κατά συνέχεια ελάχιστη τιμή του κόστους διανομής (από το σύνολο των παραχθέντων αποτελεσμάτων) σε κάθε δίκτυο ως επιλογές δημιουργίας του «Κέντρου Διανομής». Συγκεκριμένα, θα δημιουργηθεί μια εξαρτημένη μεταβλητή «Επιλογή» (Select) όπου η μονάδα «1» θα αντιπροσωπεύει την επιλογή του κόμβου ως «Κέντρο Διανομής» ενώ το μηδέν «0» θα την απορρίπτει. Στον **Πίνακα 3.7** φαίνονται οι ανεξάρτητες μεταβλητές (μέτρα κεντρικότητας) και η εξαρτημένη μεταβλητή (select) σε ένα παράδειγμα δικτύου 15 κόμβων. Η ίδια διαδικασία θα εφαρμοστεί σε όλα τα σενάρια των παραχθέντων εμπειρικών δικτύων και θα χρησιμοποιηθεί στην

εκπαίδευση του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» για τη δημιουργία του εργαλείου πρόβλεψης. Επιπλέον, θα γίνει μια διαδικασία προσομοίωσης για τον εντοπισμό του καλύτερου ποσοστού προβλεπτικής ικανότητας που θα βοηθήσει στην επιλογή του κατάλληλου πλήθους των «Κρυφών Υπολογιστικών Μονάδων» (Hidden Units / Neurons). Στη μοντελοποίηση του «Νευρωνικού Δικτύου» διατηρούνται σταθερά τα «Επίπεδα των Κρυφών Υπολογιστικών Μονάδων» (Hidden Layers) στα τρία. Ακόμα, θα γίνει χρήση μιας συνάρτησης ενεργοποίησης με την ονομασία «Ανορθωτική» (Rectifier) όπως παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο της εισαγωγής. Τέλος, ο βασικός στόχος δημιουργίας του εργαλείου είναι ο περιορισμός της προσομοίωσης του «Ευρετικού» αλγορίθμου από όλους τους κόμβους του κάθε δικτύου σε ένα μικρότερο ποσοστό για την επιλογή του «Κέντρου Διανομής». Με τη δημιουργία του εργαλείου αυτού, γίνεται λιγότερη χρήση πόρων σε χρόνο ανταπόκρισης εμφάνισης μιας καταστροφής όσο και σε συνολικό κόστος διανομής στην εξυπηρέτηση των πληγείσων περιοχών.

Πίνακας 3.7. Παράδειγμα αποτελεσμάτων ενός δικτύου 15 κόμβων με τις Ανεξάρτητες Μεταβλητές (Μέτρα Κεντρικότητας) και την Εξαρτημένη Μεταβλητή (select), για την εκπαίδευση του «Νευρωνικού Δικτύου»

	degree	strength	closeness	harmonic	betweenness	eigenvector	laplacian	subgraph	tsp_cost	select
1	0.3571429	0.2879851	0.002693344	0.002922515	0.02197802	0.6388762	0.18375811	0.04962363	3289	0
2	0.7142857	0.5035095	0.003396410	0.003738023	0.15384615	1.0000000	0.36347048	0.14763063	3661	0
3	0.5714286	0.3666391	0.003248260	0.003775403	0.06593407	0.8169875	0.24976760	0.12011880	3502	0
4	0.5714286	0.4122626	0.003217651	0.003445374	0.04395604	0.8894497	0.28270494	0.11638324	3380	0
5	0.3571429	0.2543353	0.002598367	0.002945382	0.00000000	0.5837017	0.15651997	0.05624387	3286	1
6	0.2857143	0.1936416	0.002649007	0.003043052	0.02197802	0.3676835	0.10348004	0.02982818	3477	0
7	0.4285714	0.3111065	0.002716337	0.003061224	0.02197802	0.7171551	0.20808946	0.06883011	3287	1
8	0.3571429	0.1886870	0.003084380	0.003635250	0.07692308	0.3962164	0.09886036	0.04937228	3477	0
9	0.5000000	0.2867465	0.003238492	0.003839355	0.14285714	0.6655785	0.18492306	0.09538299	3521	0
10	0.2142857	0.1484310	0.002595476	0.002903413	0.03296703	0.3016817	0.08268142	0.01829922	3289	0
11	0.5000000	0.3439306	0.003246000	0.003614550	0.06593407	0.7373335	0.22003592	0.08713173	3380	0
12	0.2857143	0.1952931	0.002738654	0.003113852	0.00000000	0.4248926	0.11334572	0.03934058	3287	1
13	0.3571429	0.2578448	0.002870029	0.003158186	0.02197802	0.6366226	0.17124516	0.05836462	3502	0
14	0.3571429	0.2861272	0.002382573	0.002633288	0.04395604	0.5038130	0.16101756	0.03276362	3286	1
15	0.2857143	0.2219240	0.002312139	0.002551483	0.02197802	0.4995286	0.13279589	0.03068649	3287	1

Showing 1 to 15 of 15 entries

Στάδιο 4^ο – Εκτίμηση των Αποτελεσμάτων της Ποσοτικής Ανάλυσης

Στο τελευταίο στάδιο, γίνεται αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της ποσοτικής ανάλυσης όπως προκύπτουν από τις διεργασίες στις οποίες έχουν υποβληθεί. Τέλος, γίνεται εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα περιοχών που είχαν πληγεί στο παρελθόν από καταστροφές με τη βοήθεια της πλατφόρμας «Google Maps». Η εφαρμογή στα πραγματικά δεδομένα θα παρουσιαστεί ως «Μελέτη Περίπτωσης» (Case Study) σε επόμενο κεφάλαιο.

3.2 Διεξαγωγή της Ποσοτικής Ανάλυσης με Παρουσίαση Επιλεγμένων Σεναρίων

Σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν στο «**Στάδιο 3^ο**» ξεκινάμε την ανάλυση των εμπειρικών αποτελεσμάτων για την εύρεση των συσχετίσεων και εξαρτήσεων των παραγόμενων δικτύων με τη χρήση μιας σειράς σεναρίων (**Πίνακας 3.8**) που πληρούν συγκεκριμένα κριτήρια όπως, ο αριθμός των κόμβων, η πυκνότητα των συνδέσεων καθώς και το εύρος των χιλιομετρικών βαρών. Ολοκληρώνοντας, γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων του «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης» και της προβλεπτικής του ικανότητας.

Ξεκινώντας τη διαδικασία των αναλύσεων, γίνεται χρήση μιας βάσης δεδομένων που περιλαμβάνει 52.500 παραχθέντα προσομοιωτικά δεδομένα (συνολικοί κόμβοι των δικτύων) σε κάθε ένα σενάριο των εμπειρικών τυχαίων δικτύων που παρουσιάζονται στον **Πίνακα 3.8**. Επιπλέον, γίνεται αναφορά στο επίπεδο σημαντικότητας $\alpha = 0,01$ για την ανάλυση των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων καθώς και την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» με το συνολικό αριθμό επαναλήψεων **3.000**. Ακόμα, εφαρμόζεται η επιλεγμένη μέθοδος της «Διαμέρισης» όπως αυτή παρουσιάστηκε στο εισαγωγικό κεφάλαιο. Τέλος, γίνεται αναφορά στα διάφορα επίπεδα χιλιομετρικών βαρών που ορίστηκαν σε κάθε σενάριο.

Πίνακας 3.8. Παρουσίαση σεναρίων προς ανάλυση με 14.000 εμπειρικά τυχαία δίκτυα, των 210.000 συνολικών κόμβων

Χαρακτηριστικά	1 ^ο Σενάριο	2 ^ο Σενάριο	3 ^ο Σενάριο	4 ^ο Σενάριο
Μοντέλο Δικτύων	Κλασσικά Τυχαία Δίκτυα Erdős–Rényi			
Πλήθος Δικτύων	3.500			
Σύνολο Κόμβων	15			
Πυκνότητα	Από 0,28 έως 0,82			
Τύπος Δικτύων	Μη Κατευθυνόμενα			
Επίπεδο Σημαντικότητας	a = 0,01 (Στατιστική Βεβαιότητα συσχέτισης και εξάρτησης στο 99%)			
Αρ. Επαναλήψεων «Bootstrap»	3.000			
Αρ. Διαμερίσεων «Bins»	54 (μέθοδος «Low Bias Rule»)			
Χιλιομετρικά Βάρη	5 έως 150	150 έως 350	350 έως 500	5 έως 520

Στους πίνακες που θα ακολουθήσουν ανά σενάριο, στα αριστερά και κάθετα υπάρχουν τα επιλεγμένα μέτρα κεντρικότητας ενώ δεξιότερα αυτών, υπάρχουν οι διάφοροι μέθοδοι που εφαρμόστηκαν για την εξόρυξη της πληροφορίας σχετικά με τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις με το κόστος διανομής. Ακόμα, είναι ορθό να αναφερθεί ότι η συντομογραφία «MI» αφορά την «Αμοιβαία Πληροφορία» και η συντομογραφία «MD CDE» την «Τροποποιημένη Δεσμευμένη Εντροπία». Τέλος, το κίτρινο χρώμα δηλώνει τα στατιστικά σημαντικά που λαμβάνονται υπόψιν, το λευκό χρώμα τα υπόλοιπα στατιστικά σημαντικά και το κόκκινο τα μη στατιστικά σημαντικά από την απόρριψη δια μέσου της μεθόδου «bootstrap».

Στον **Πίνακα 3.9** που ακολουθεί, γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων για τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις με το κόστος διανομής των δικτύων με χιλιομετρικά βάρη από 5 έως 150, χωρίς την μετατροπή τους σε σκορ «εγγύτητας».

Πίνακας 3.9. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (5 έως 150 χιλιομετρικά βάρη) χωρίς μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,7223	-0,7671	0,1686	0,1238
STRENGTH	-0,5657	-0,6053	0,0704	0,0704
CLOSENESS	-0,7737	-0,8597	0,1969	0,1896
HARMONIC	-0,6491	-0,7122	0,1120	0,1093
BETWEENNESS	0,0480	0,0139	0,0092	0,0073
EIGENVECTOR	-0,3030	-0,2941	0,0296	0,0296
LAPLACIAN	-0,0583	-0,0925	0,0210	0,0196
SUBGRAPH	0,0013	-0,0470	0,0301	0,0288

Ξεκινώντας την ανάλυση, παρατηρείται ότι με τις μεθόδους «pearson» και «spearman» υπάρχει έντονη αρνητική συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών που αφορούν τα μέτρα κεντρικότητας «degree», «strength», «closeness», «harmonic» και «eigenvector» με το κόστος διανομής. Η αρνητική αυτή κατεύθυνση των μεταβλητών, δείχνει ότι όποτε αυξάνει μια από τις δύο μεταβλητές η άλλη θα μικραίνει. Επιπλέον, με τα αποτελέσματα εξάρτησης της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» φαίνεται ότι υπάρχει σημαντική εξάρτηση του κόστους με τις μεταβλητές «degree», «closeness» και «harmonic». Η εξάρτηση αυτή, επιβεβαιώνεται και με την «Τροποποιημένη Δεσμευμένη Εντροπία», έχοντας δεδομένες τις τιμές των μέτρων κεντρικότητας επηρεάζεται η τιμή του κόστους διανομής του δικτύου με αποτέλεσμα να μπορούμε να πούμε ότι προσεγγίζουμε την έννοια της αιτιότητας μεταξύ των μεταβλητών αυτών για το κόστος. Ακόμα, με τις μεθόδους συσχέτισης «pearson» και «spearman» βλέπουμε ότι υπάρχει συσχέτιση έστω και σε μικρό βαθμό από τα υπόλοιπα μέτρα κεντρικότητας με το κόστος εκτός από τη «subgraph» που στην περίπτωση της μεθόδου «pearson» με την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» και επίπεδο σημαντικότητας $\alpha = 0,01$ δεν γίνεται δεκτή. Τέλος, με τη χρήση των «εντροπικών» μέτρων βλέπουμε ότι και στην περίπτωση αυτή, όλες οι εξαρτήσεις γίνονται δεκτές χωρίς την απόρριψη κάποιου

μέτρου κεντρικότητας από την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» στα όρια που ορίστηκαν.

Αμέσως μετά, στον **Πίνακα 3.10** που ακολουθεί, γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων για τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις με το κόστος διανομής των δικτύων με τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας» για τα επιλεγμένα μέτρα κεντρικότητας που αναφέρθηκαν στην μεθοδολογία των σταδίων ανάλυσης.

Πίνακας 3.10. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (5 έως 150 χιλιομετρικά βάρη) με μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,7223	-0,7671	0,1686	0,1238
STRENGTH	-0,7055	-0,7577	0,1229	0,1229
CLOSENESS	-0,7737	-0,8597	0,1969	0,1896
HARMONIC	-0,6491	-0,7122	0,1120	0,1093
BETWEENNESS	0,0480	0,0139	0,0092	0,0073
EIGENVECTOR	-0,3883	-0,3668	0,0429	0,0429
LAPLACIAN	-0,0689	-0,1090	0,0323	0,0297
SUBGRAPH	0,0013	-0,0470	0,0301	0,0288

Σύμφωνα με τις μετατροπές των χιλιομετρικών βαρών σε ένα σκορ «εγγύτητας» για τα μέτρα κεντρικότητας «strength», «eigenvector» και «laplacian» παρατηρούμε στον **Πίνακα 3.10** ότι υπάρχουν αλλαγές σε θέματα συσχετίσεων και εξαρτήσεων. Γίνεται εντονότερη η συσχέτιση του μέτρου «strength» με τις μεθόδους «pearson» και «spearman». Επιπλέον, φαίνεται πιο ξεκάθαρα η εξάρτηση που παρατηρείται από τα αποτελέσματα της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» καθώς και της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης Εντροπίας». Ακόμα, φαίνονται οι μεταβολές και στο μέτρο κεντρικότητας «eigenvector» παρουσιάζοντας μια εντονότερη αρνητική κατεύθυνση με το κόστος διανομής του δικτύου σύμφωνα με τις μεθόδους «pearson» και «spearman». Επιπλέον, το μέτρο κεντρικότητας «laplacian» μεταβάλλεται ελάχιστα σε σχέση με τις προηγούμενες αναφορές.

Τέλος υπολογίστηκε ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» των βαρών της βάσης δεδομένων του σεναρίου. Ο υπολογισμός έδωσε την τιμή 0,58 δείχνοντας ότι τα δεδομένα είναι αρκετά ανομοιογενή.

Σενάριο 2^ο – Ανάλυση

Όπως και στο **Σενάριο 1^ο** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και εξαρτήσεων μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας και του κόστους διανομής στον **Πίνακα 3.11**. Η βάση δεδομένων, περιλαμβάνει 52.500 δεδομένα που αποτελούν τους κόμβους από κάθε τυχαίο δίκτυο με τις διαφορετικές πυκνότητες των συνδέσεων και θα χρησιμοποιηθεί για την εξόρυξη της πληροφορίας σχετικά με τις συσχετίσεις και εξαρτήσεις που εμφανίζονται μεταξύ των μέτρων και του κόστους της διανομής σύμφωνα με τις χιλιομετρικές αποστάσεις που ορίστηκαν από 150 έως 350, χωρίς τη μετατροπή τους σε σκορ «εγγύτητας».

Πίνακας 3.11. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (150 έως 350 χιλιομετρικά βάρη) χωρίς μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,7296	-0,7760	0,1755	0,1291
STRENGTH	-0,6884	-0,7335	0,1132	0,1132
CLOSENESS	-0,7934	-0,8289	0,1638	0,1638
HARMONIC	-0,7605	-0,7961	0,1433	0,1433
BETWEENNESS	0,3738	0,3288	0,0471	0,0335
EIGENVECTOR	-0,3931	-0,3799	0,0422	0,0422
LAPLACIAN	-0,0638	-0,0961	0,0329	0,0308
SUBGRAPH	0,0064	-0,0427	0,0313	0,0299

Στα αποτελέσματα της ανάλυσης σύμφωνα με τις μεθόδους «pearson» και «spearman» και σε αυτό το σενάριο, υπάρχει έντονη αρνητική συσχέτιση μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας «degree», «strength», «closeness», «harmonic» και «eigenvector» με το κόστος διανομής. Η αρνητική αυτή συσχέτιση και εδώ, δείχνει την αρνητική κατεύθυνση των μεταβλητών με το κόστος. Από την άλλη, παρατηρούμε ότι στο δεύτερο σενάριο υπάρχει θετική συσχέτιση του μέτρου «betweenness» με το κόστος της διανομής, κάτι το οποίο απουσιάζει από την μελέτη του πρώτου σεναρίου. Ακόμα, με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την «Αμοιβαία Πληροφορία»

φαίνεται ότι υπάρχει εξάρτηση του κόστους με τις μεταβλητές «degree», «strength», «closeness» και «harmonic». Η εξάρτηση αυτή, επιβεβαιώνεται και από τα αποτελέσματα της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης Εντροπίας» και μπορούμε να πούμε ότι προσεγγίζουμε την έννοια της αιτιότητας μεταξύ των μεταβλητών και του κόστους διανομής. Επιπλέον, με τις μεθόδους συσχέτισης «pearson» και «spearman» βλέπουμε ότι υπάρχει και σε αυτό το σενάριο συσχέτιση σε μικρό βαθμό των υπολοίπων μέτρων κεντρικότητας με το κόστος με μοναδική εξαίρεση του μέτρο «subgraph». Στην περίπτωση των αποτελεσμάτων της μεθόδου «pearson» καθώς και σύμφωνα με την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» με επίπεδο σημαντικότητας $\alpha = 0,01$ δεν γίνεται δεκτό το μέτρο αυτό. Τέλος, με τη χρήση των «εντροπικών» μέτρων βλέπουμε ότι και στην περίπτωση αυτή, όλες οι εξαρτήσεις γίνονται δεκτές χωρίς την απόρριψη κάποιου μέτρου κεντρικότητας από την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» στα όρια που ορίστηκαν.

Στη συνέχεια, στον **Πίνακα 3.12** που ακολουθεί, γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων συσχετίσεων και εξαρτήσεων με το κόστος διανομής των δικτύων σύμφωνα με τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας» για τα επιλεγμένα μέτρα κεντρικότητας.

Πίνακας 3.12. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (150 έως 350 χιλιομετρικά βάρη) με μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,7296	-0,7760	0,1755	0,1291
STRENGTH	-0,7067	-0,7603	0,1246	0,1246
CLOSENESS	-0,7934	-0,8289	0,1638	0,1638
HARMONIC	-0,7605	-0,7961	0,1433	0,1433
BETWEENNESS	0,3738	0,3288	0,0471	0,0335
EIGENVECTOR	-0,3870	-0,3684	0,0434	0,0434
LAPLACIAN	-0,0643	-0,1056	0,0327	0,0301
SUBGRAPH	0,0064	-0,0428	0,0313	0,0299

Σύμφωνα με τις μετατροπές των βαρών, στις συνδέσεις των κόμβων σε σκορ «εγγύτητας» για τα μέτρα κεντρικότητας «strength», «eigenvector» και «laplacian» παρατηρούμε στον **Πίνακα 3.12** ότι υπάρχουν μικρές αλλαγές στα αποτελέσματα εμφάνισης συσχετίσεων και εξαρτήσεων. Η συσχέτιση του μέτρου «strength» με το

κόστος διανομής σύμφωνα με τις μεθόδους «pearson» και «spearman» φαίνεται ελάχιστα διαφοροποιημένο σε σχέση με την κατάσταση των βαρών πριν τη μετατροπή τους. Ακόμα, παρατηρείται μικρή διαφοροποίηση στα αποτελέσματα των μέτρων «eigenvector» και «laplacian». Η ίδια κατάσταση φαίνεται και στα αποτελέσματα της «Αμοιβαίας Πληροφορίας» καθώς και της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης Εντροπίας».

Τέλος, υπολογίστηκε ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» των βαρών της βάσης δεδομένων του σεναρίου. Ο υπολογισμός έδωσε την τιμή 0,24 δείχνοντας ότι τα δεδομένα είναι ανομοιογενή αλλά πιο ομοιογενή σε σχέση με το πρώτο σενάριο.

Σενάριο 3^ο – Ανάλυση

Στον **Πίνακα 3.13**, γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων για τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις με το κόστος διανομής των δικτύων με χιλιομετρικά βάρη από 350 έως 500, χωρίς την μετατροπή τους σε σκορ «εγγύτητας».

Πίνακας 3.13. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (350 έως 500 χιλιομετρικά βάρη) χωρίς μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,6942	-0,7852	0,1831	0,1425
STRENGTH	-0,6839	-0,7705	0,1418	0,1418
CLOSENESS	-0,7451	-0,8258	0,1713	0,1713
HARMONIC	-0,7335	-0,8118	0,1622	0,1622
BETWEENNESS	0,3896	0,3607	0,0524	0,0390
EIGENVECTOR	-0,4018	-0,4108	0,0499	0,0499
LAPLACIAN	-0,0585	-0,0948	0,0378	0,0375
SUBGRAPH	0,0102	-0,0423	0,0321	0,0321

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της ανάλυσης που προκύπτουν από τις μεθόδους «pearson» και «spearman» υπάρχει και πάλι η αρνητική συσχέτιση μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας «degree», «strength», «closeness», «harmonic» και «eigenvector» με το κόστος διανομής. Επιπλέον, παρατηρούμε ότι στο σενάριο αυτό υπάρχει και πάλι θετική συσχέτιση του μέτρου «betweenness» με το κόστος της διανομής. Ακόμα, με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την «Αμοιβαία Πληροφορία» φαίνεται ότι υπάρχει εξάρτηση του κόστους με τα μέτρα «degree», «strength», «closeness» και «harmonic»

με την εξάρτηση αυτή να επιβεβαιώνεται και από τα αποτελέσματα της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης Εντροπίας». Επιπλέον, με τις μεθόδους συσχέτισης «pearson» και «spearman» βλέπουμε ότι υπάρχει συσχέτιση σε μικρό βαθμό των υπολοίπων μέτρων με το κόστος με μοναδική εξαίρεση του μέτρο «subgraph». Τέλος, με τη χρήση των «εντροπικών» μέτρων βλέπουμε ότι σε όλα τα μέτρα κεντρικότητας υπάρχει ακόμα και σε μικρό βαθμό εξάρτηση.

Αμέσως μετά, στον **Πίνακα 3.14** γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων για τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις με το κόστος διανομής εφαρμόζοντας τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας» για τα επιλεγμένα μέτρα κεντρικότητας.

Πίνακας 3.14. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (350 έως 500 χιλιομετρικά βάρη) με μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,6942	-0,7852	0,1831	0,1425
STRENGTH	-0,6602	-0,7622	0,1333	0,1333
CLOSENESS	-0,7451	-0,8258	0,1713	0,1713
HARMONIC	-0,7335	-0,8118	0,1622	0,1622
BETWEENNESS	0,3896	0,3607	0,0524	0,0390
EIGENVECTOR	-0,3670	-0,3687	0,0456	0,0456
LAPLACIAN	-0,0593	-0,1061	0,0320	0,0312
SUBGRAPH	0,0102	-0,0423	0,0321	0,0321

Στη συνέχεια, γίνεται εφαρμογή και σε αυτή τη βάση δεδομένων των 52.500 κόμβων οι μετατροπές των βαρών σε σκορ «εγγύτητας» για τον υπολογισμό των μέτρων κεντρικότητας «strength», «eigenvector» και «laplacian». Παρατηρούμε ακόμα, ότι στον **Πίνακα 3.14** υπάρχουν μικρές μεταβολές στα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων καθώς και ότι συνεχίζουν τα μέτρα κεντρικότητας να έχουν αρνητική κατεύθυνση συσχέτισης με το κόστος διανομής σύμφωνα με τα αποτελέσματα των μεθόδων «pearson» και «spearman». Στα υπόλοιπα μέτρα δε γίνεται μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας» όπως παρουσιάστηκε και νωρίτερα, με αποτέλεσμα να μην υπάρχουν μεταβολές στα αποτελέσματα τους.

Τέλος, υπολογίστηκε ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» των βαρών της βάσης δεδομένων του σεναρίου. Ο υπολογισμός έδωσε την τιμή 0,10 δείχνοντας ότι τα δεδομένα είναι πολύ πιο ομοιογενή σε σχέση με τα προηγούμενα σενάρια.

Σενάριο 4^ο – Ανάλυση

Όπως και στα προηγούμενα σενάρια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και εξαρτήσεων μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας και του κόστους διανομής στον **Πίνακα 3.15**. Η βάση δεδομένων και σε αυτή την περίπτωση περιλαμβάνει 52.500 δεδομένα που αποτελούν τους κόμβους από κάθε τυχαίο δίκτυο με τις διαφορετικές πυκνότητες των συνδέσεων. Τα δεδομένα της βάσης θα χρησιμοποιηθούν για την εξόρυξη της πληροφορίας σχετικά με τις συσχετίσεις και εξαρτήσεις που εμφανίζονται μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας και του κόστους διανομής σύμφωνα με τις χιλιομετρικές αποστάσεις που ορίστηκαν από 5 έως 520, χωρίς τη μετατροπή τους σε σκορ «εγγύτητας».

Πίνακας 3.15. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (5 έως 520 χιλιομετρικά βάρη) χωρίς μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,6994	-0,6986	0,1487	0,1089
STRENGTH	-0,5228	-0,5214	0,0621	0,0621
CLOSENESS	-0,7385	-0,8389	0,1938	0,1858
HARMONIC	-0,5230	-0,6406	0,1008	0,0928
BETWEENNESS	0,0074	-0,0092	0,0080	0,0066
EIGENVECTOR	-0,2814	-0,2491	0,0274	0,0274
LAPLACIAN	-0,0565	-0,0816	0,0185	0,0177
SUBGRAPH	0,0008	-0,0423	0,0237	0,0231

Ξεκινώντας με τα αποτελέσματα της ανάλυσης, φαίνεται να υπάρχει σημαντική αρνητική συσχέτιση μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας «degree», «strength», «closeness», «harmonic» και «eigenvector» με το κόστος διανομής εφαρμόζοντας τις μεθόδους «pearson» και «spearman». Ακόμα, σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την «Αμοιβαία Πληροφορία» φαίνεται ότι υπάρχει σημαντική εξάρτηση του κόστους μόνο με τα μέτρα «degree» και «closeness» κάτι που επιβεβαιώνεται και από τα αποτελέσματα της «Τροποποιημένης Δεσμευμένης

Εντροπίας». Τέλος τόσο στα αποτελέσματα των συσχετίσεων όσο και των εξαρτήσεων υπάρχει ακόμα και σε μικρότερο βαθμό συσχέτιση και εξάρτηση σε όλα τα μέτρα κεντρικότητας με το κόστος διανομής. Τέλος, η μοναδική εξαίρεση στην ανάλυση των αποτελεσμάτων που δεν καλύπτεται από το κατώφλι αποδοχής σύμφωνα με την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» για τις συσχετίσεις είναι το μέτρο κεντρικότητας «betweenness».

Αμέσως μετά, στον **Πίνακα 3.16** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις με το κόστος διανομής εφαρμόζοντας τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας» στα επιλεγμένα μέτρα κεντρικότητας που έχουν αναφερθεί.

Πίνακας 3.16. Τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων 52.500 κόμβων (5 έως 520 χιλιομετρικά βάρη) με μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας»

	ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ			
	PEARSON	SPEARMAN	MI	MD CDE
DEGREE	-0,6994	-0,6986	0,1487	0,1089
STRENGTH	-0,6774	-0,6956	0,1076	0,1076
CLOSENESS	-0,7385	-0,8389	0,1938	0,1858
HARMONIC	-0,5230	-0,6406	0,1008	0,0928
BETWEENNESS	0,0074	-0,0092	0,0080	0,0066
EIGENVECTOR	-0,3722	-0,3281	0,0409	0,0409
LAPLACIAN	-0,0671	-0,0984	0,0294	0,0277
SUBGRAPH	0,0008	-0,0423	0,0237	0,0231

Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη μελέτη των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων, με τη μετατροπή των βαρών σε σκορ «εγγύτητας» παρουσιάζουν σημαντικές μεταβολές. Συγκεκριμένα, παρατηρείται εντονότερη αρνητική συσχέτιση των μέτρων «strength» και «eigenvector» στο κόστος της διανομής καθώς και ότι φαίνεται ξεκάθαρα η εξάρτηση των μέτρων αυτών με το κόστος σύμφωνα με την «Αμοιβαία Πληροφορία» και την «Τροποποιημένη Δεσμευμένη Εντροπία». Ακόμα, εντονότερη αρνητική συσχέτιση παρουσιάζει και το μέτρο κεντρικότητας «eigenvector» με το κόστος. Επιπλέον, τα αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «laplacian» δεν παρουσιάζουν σημαντικές μεταβολές.

Τέλος, υπολογίστηκε ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» των βαρών της βάσης δεδομένων του σεναρίου. Ο υπολογισμός έδωσε την τιμή 0,61 δείχνοντας ότι τα δεδομένα είναι πολύ πιο ανομοιογενεί σε σχέση με όλα τα προηγούμενα σεναρία.

Συμπεράσματα και Παρατηρήσεις από την Ανάλυση των Σεναρίων

Ολοκληρώνοντας, σύμφωνα με όσα αναλύθηκαν στα διάφορα σεναρία, παρουσιάζονται τα γενικά συμπεράσματα από τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις των μέτρων κεντρικότητας με το κόστος διανομής. Σε κάθε σενάριο, υπολογίστηκε και ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» που δείχνει πόσο πιο ομοιογενές είναι το σύνολο των χιλιομετρικών βαρών στις βάσεις δεδομένων που δημιουργήθηκαν από τα δίκτυα που μελετήθηκαν.

Στο πρώτο και στο τέταρτο σενάριο, έχουμε τα πιο ανομοιογενή δεδομένα. Το δεύτερο και τρίτο σενάριο, έχουν δεδομένα που είναι πιο ομοιογενή από τα υπόλοιπα σεναρία. Στην περίπτωση κατά την οποία το δίκτυο που αναλύεται ανήκει στο πρώτο ή τέταρτο σενάριο, σύμφωνα με το «Συντελεστή Μεταβλητότητας», θα λαμβάνονται υπόψη τα μέτρα κεντρικότητας «degree», «strength», «closeness», «harmonic» και «eigenvector» στις «επιθέσεις» που θα εφαρμοστούν για τη λήψη απόφασης εγκατάστασης ενός «Κέντρου Διανομής». Στις περιπτώσεις που το δίκτυο θα ανήκει στο δεύτερο και τρίτο σενάριο στα μέτρα κεντρικότητας θα συμπεριληφθεί και το μέτρο «betweenness». Η επιλογή των μέτρων κεντρικότητας ανά κατηγορία σεναρίου γίνεται σύμφωνα με τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και των εξαρτήσεων που αναλύθηκαν προηγουμένως, λαμβάνοντας υπόψιν την ομοιογένεια των δεδομένων.

Τα μέτρα κεντρικότητας «laplacian» και subgraph δεν έχουν σημαντικές συσχετίσεις και εξαρτήσεις, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μεθόδου «bootstrap» που εφαρμόστηκε στη μελέτη.

Με την κατάλληλη επιλογή των μέτρων κεντρικότητας ανάλογα την κατηγορία των δεδομένων του δικτύου ανάλυσης θα εφαρμοστούν οι «επιθέσεις» στις συνδέσεις ενός δικτύου για την αποδυνάμωση των σημαντικών κόμβων. Με τη διαδικασία αυτή θα μελετηθεί η «ευπάθεια» του δικτύου σύμφωνα με τη μεταβολή του κόστους διανομής όπως παρουσιάζεται στο επόμενο κεφάλαιο της «Μελέτης Περίπτωσης» για την επιλογή του καταλληλότερου κόμβου ως «Κέντρο Διανομής».

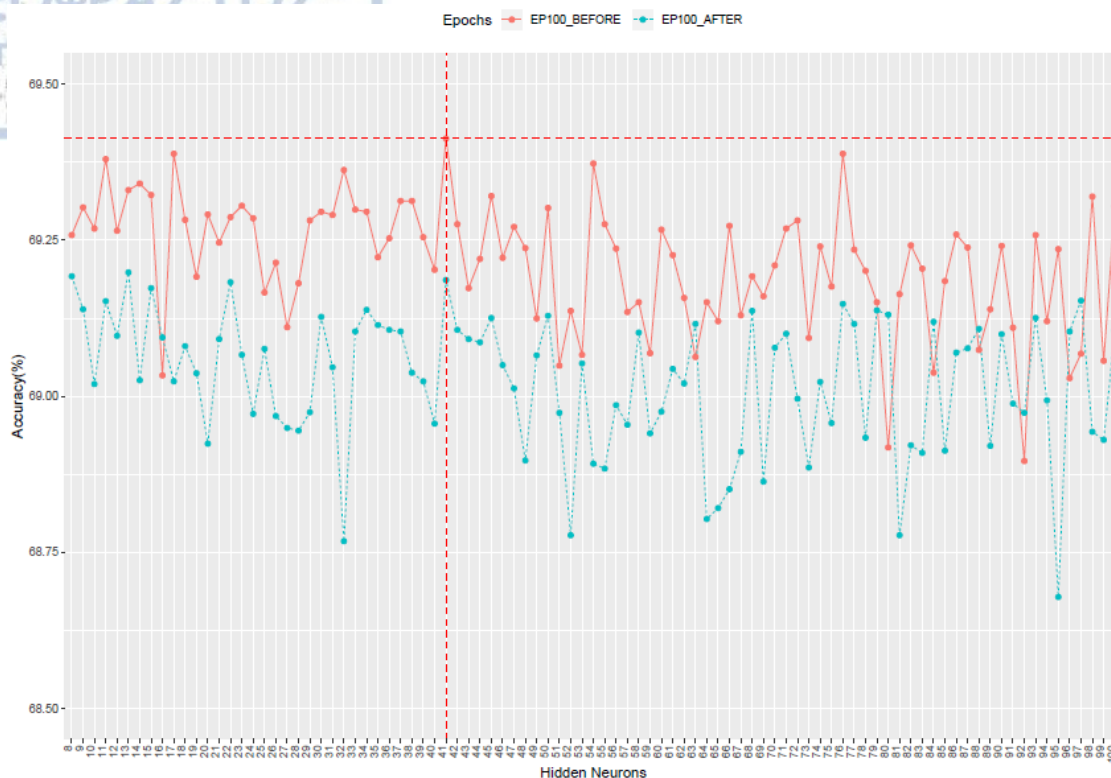
3.3 Εργαλείο Λήψης Απόφασης με «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης»

Στο συγκεκριμένο στάδιο, γίνεται χρήση όλων των αποτελεσμάτων ανά κόμβο που υπολογίστηκαν κατά τη μελέτη των τεσσάρων σεναρίων καθώς και δημιουργούνται νέα εμπειρικά «Κλασσικά Τυχαία Δίκτυα» διαφορετικών χιλιομετρικών αποστάσεων και επιπέδων πυκνότητας. Τα δεδομένα όλων των προηγούμενων σεναρίων και των νέων αποτελεσμάτων θα χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης» ώστε να καταστεί πιο αποτελεσματικό κατά την επιλογή κόμβου δημιουργίας του «Κέντρου Διανομής» του δικτύου. Όλα τα σενάρια που θα χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση του «Νευρωνικού Δικτύου» παρουσιάζονται στον **Πίνακα 3.17**.

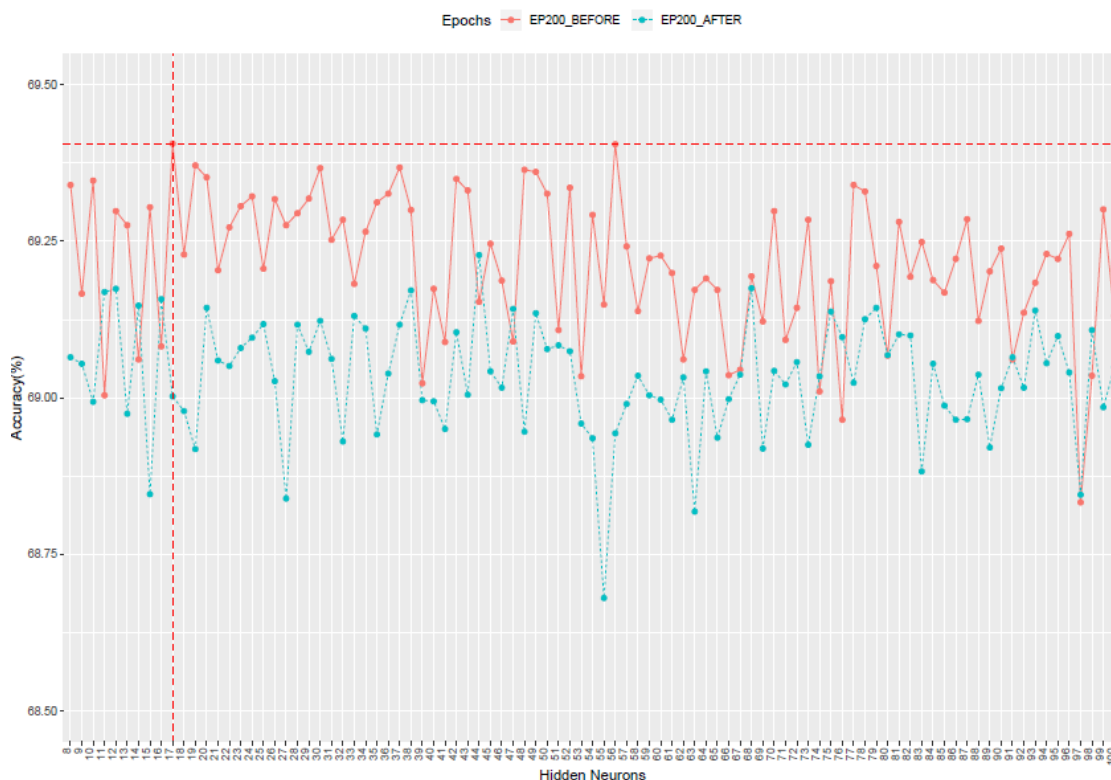
Ακόμα, χρησιμοποιώντας το πλήθος των παραχθέντων προσομοιωτικών δεδομένων που αφορούν 575.685 κόμβους των σεναρίων, γίνεται εκπαίδευση του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» μέσω μιας διαδικασίας προσομοίωσης για τον εντοπισμό της καλύτερης δυνατής πρόβλεψης σύμφωνα με τον αριθμό των υπολογιστικών μονάδων (hidden neurons) που ορίζονται κάθε φορά και συγκεκριμένα από 8 έως 100 υπολογιστικές μονάδες. Θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της προσομοίωσης για κάθε κύκλο μάθησης πριν και μετά τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας». Ακόμα, στην προσομοίωση θα εξεταστεί και ο «Κύκλος Μάθησης» (Epochs) των δεδομένων με έναρξη στους 100 και τερματισμό στους 1.000 «κύκλους εκπαίδευσης», έχοντας ως βήμα 100 κύκλους κάθε φορά. Τα **Σχήματα 3.3** έως **3.12**, παρουσιάζουν τα αποτελέσματα της προσομοίωσης με τις διακεκομμένες γραμμές να δείχνουν την καλύτερη τιμή πρόβλεψης από το σύνολο της προσομοίωσης, εντοπίζοντας τον βέλτιστο αριθμό «Υπολογιστικών Μονάδων» σε κάθε «Κύκλο Εκπαίδευσης».

Πίνακας 3.17. Παρουσίαση σεναρίων προς εκπαίδευση του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου»

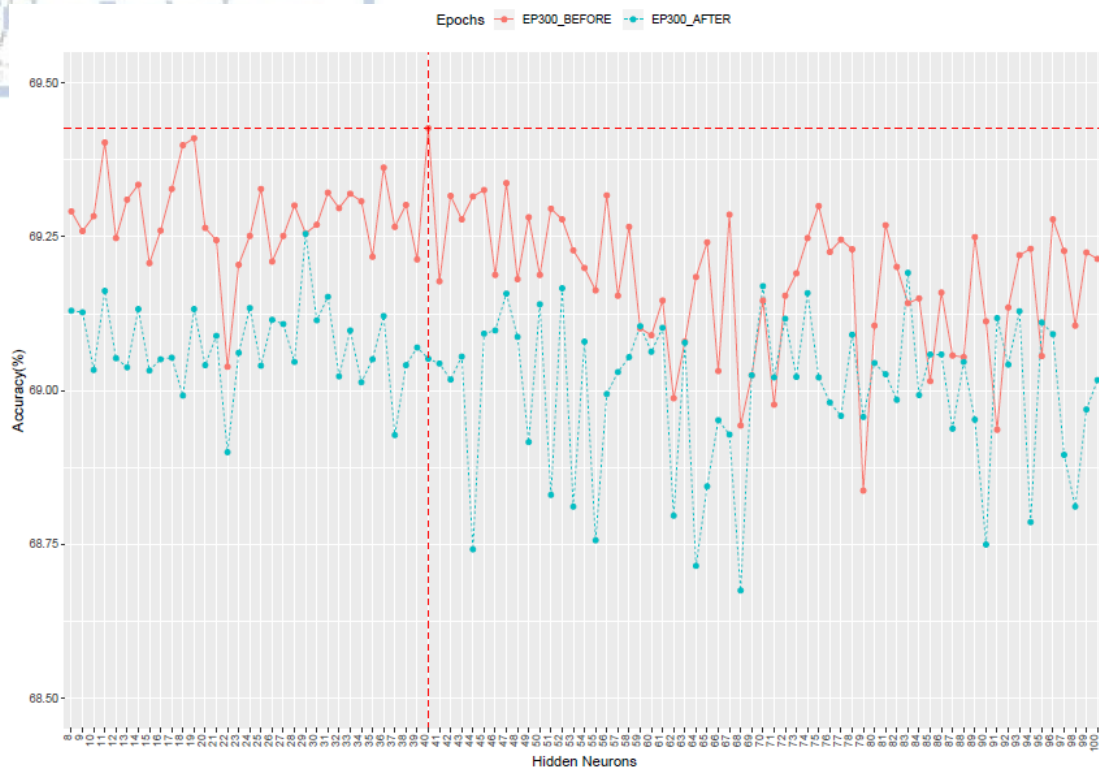
Χαρακτηριστικά Σεναρίων	1 ^ο	2 ^ο	3 ^ο	4 ^ο	5 ^ο	6 ^ο	7 ^ο	8 ^ο
Μοντέλο Δικτύων	Κλασσικά Τυχαία Δίκτυα Erdős–Rényi							
Πλήθος Δικτύων	3.500				10.906	4.973	5.000	3.500
Σύνολο Κόμβων	15							
Πυκνότητα	Από 0,28 έως 0,82							
Τύπος Δικτύων	Μη Κατευθυνόμενα							
Χιλιομετρικά Βάρη	5 έως 150	150 έως 350	350 έως 500	5 έως 520	Έναρξη: 5 έως 350 Τερματισμός: 450 έως 500	5 έως 150	150 έως 500	50 έως 350
Συνολικό Πλήθος Δεδομένων	575.685 (κόμβοι των δικτύων)							



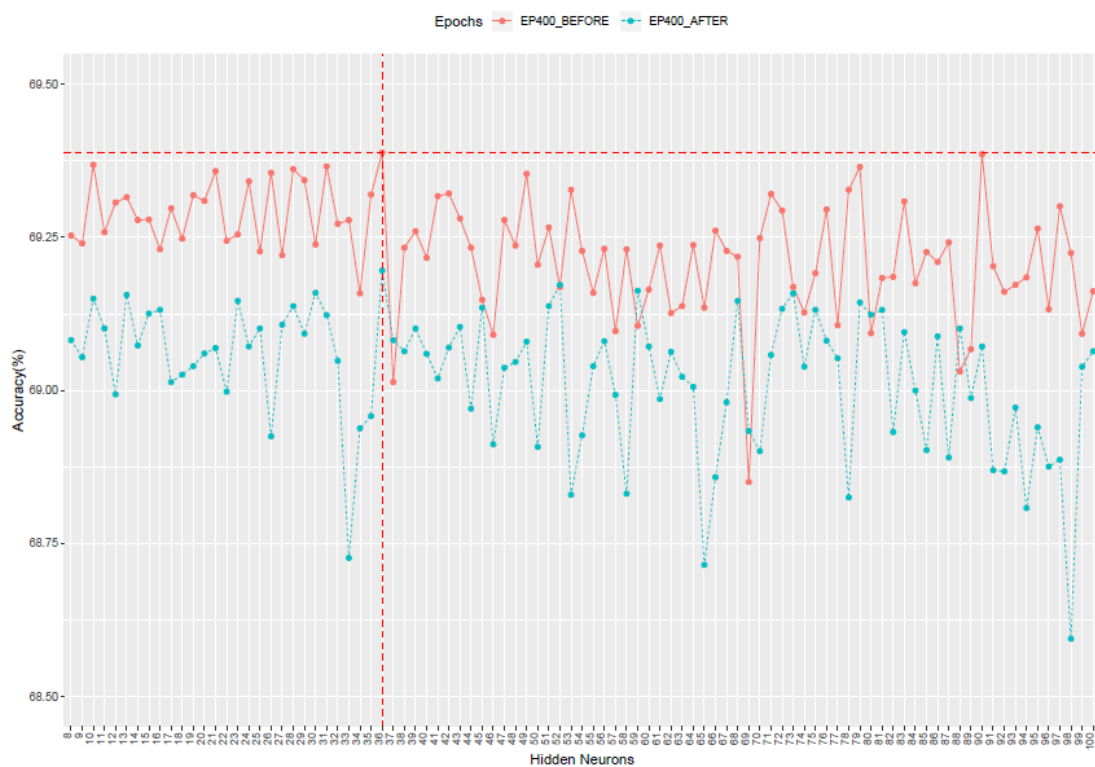
Σχήμα 3.3. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 100 κύκλους μάθησης



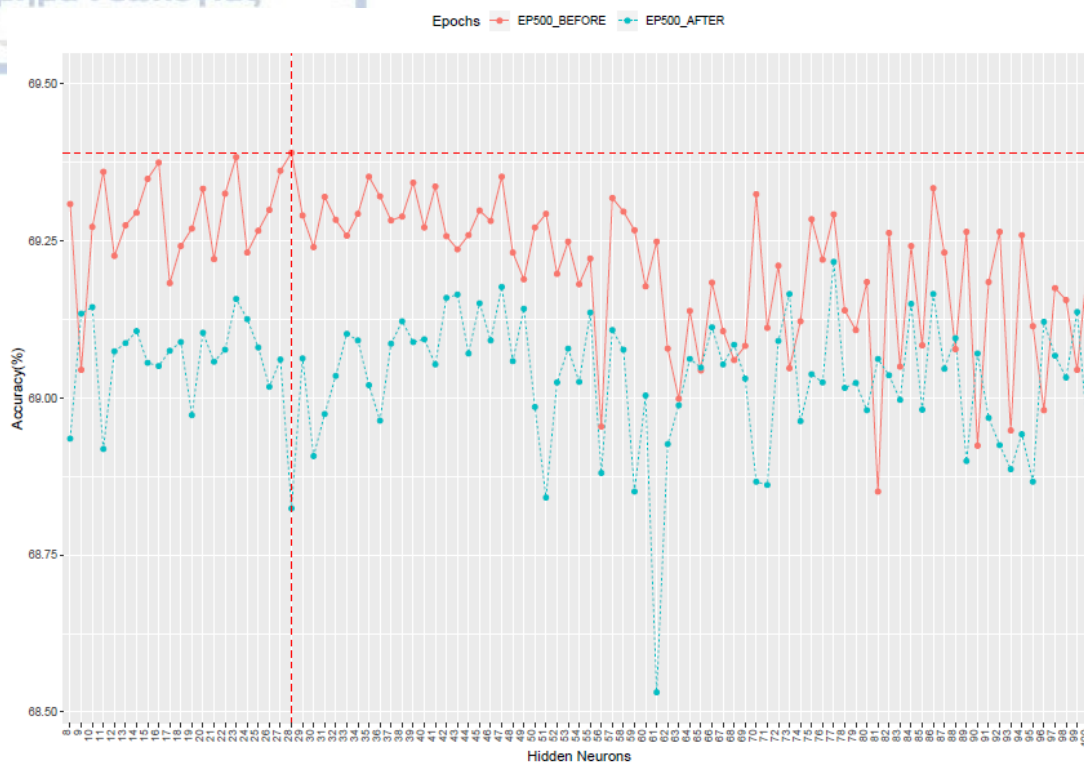
Σχήμα 3.4. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 200 κύκλους μάθησης



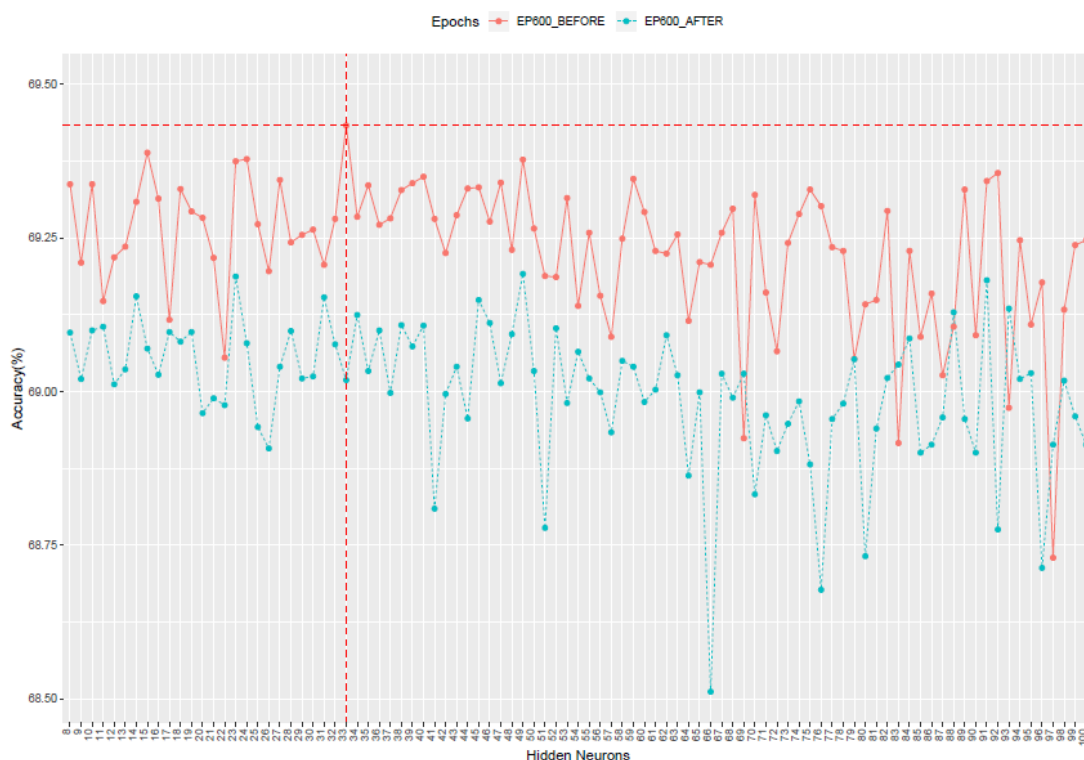
Σχήμα 3.5. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 300 κύκλους μάθησης



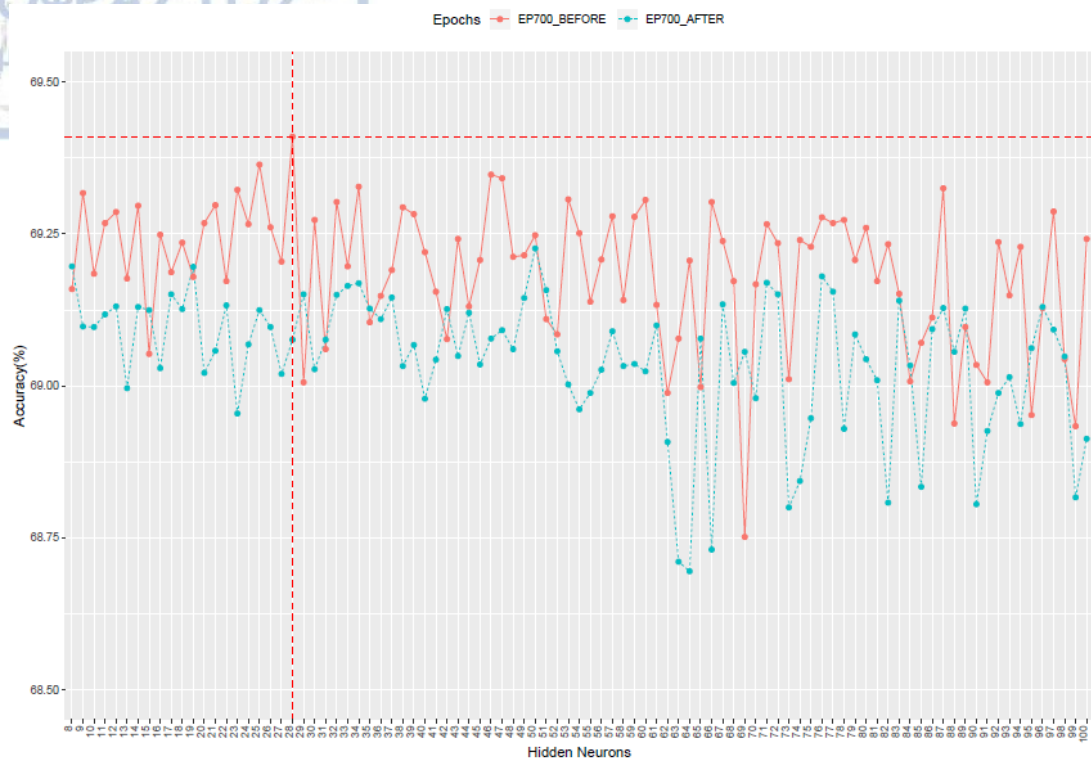
Σχήμα 3.6. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 400 κύκλους μάθησης



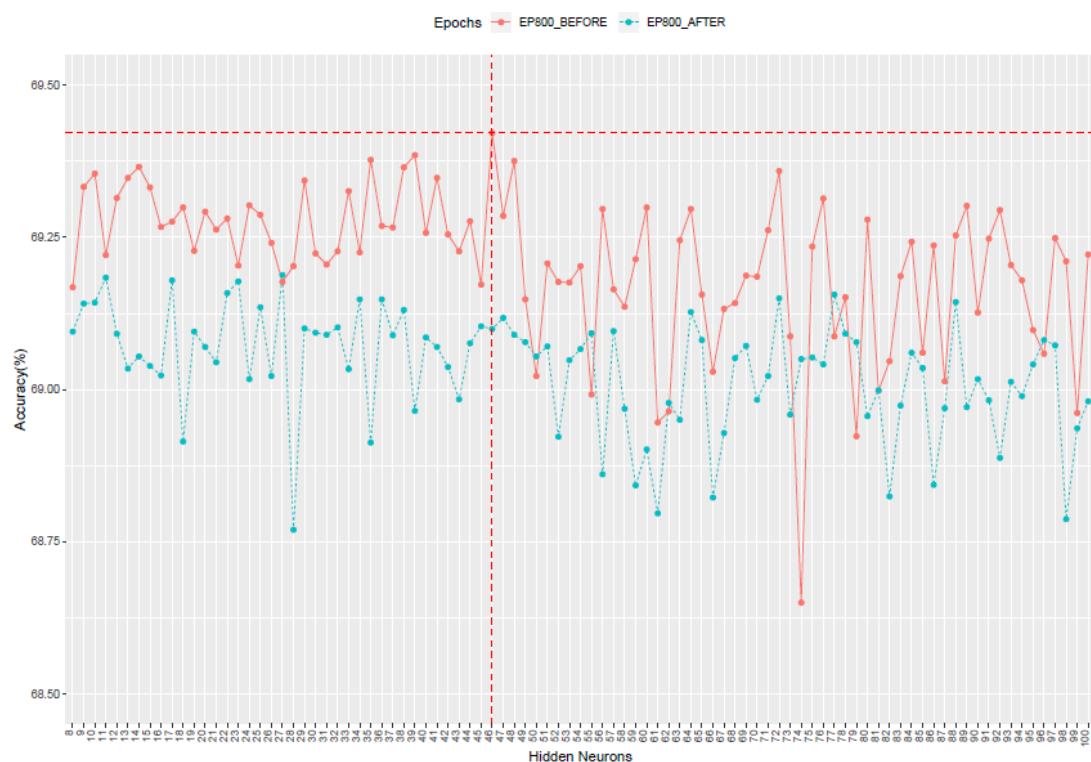
Σχήμα 3.7. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 500 κύκλους μάθησης



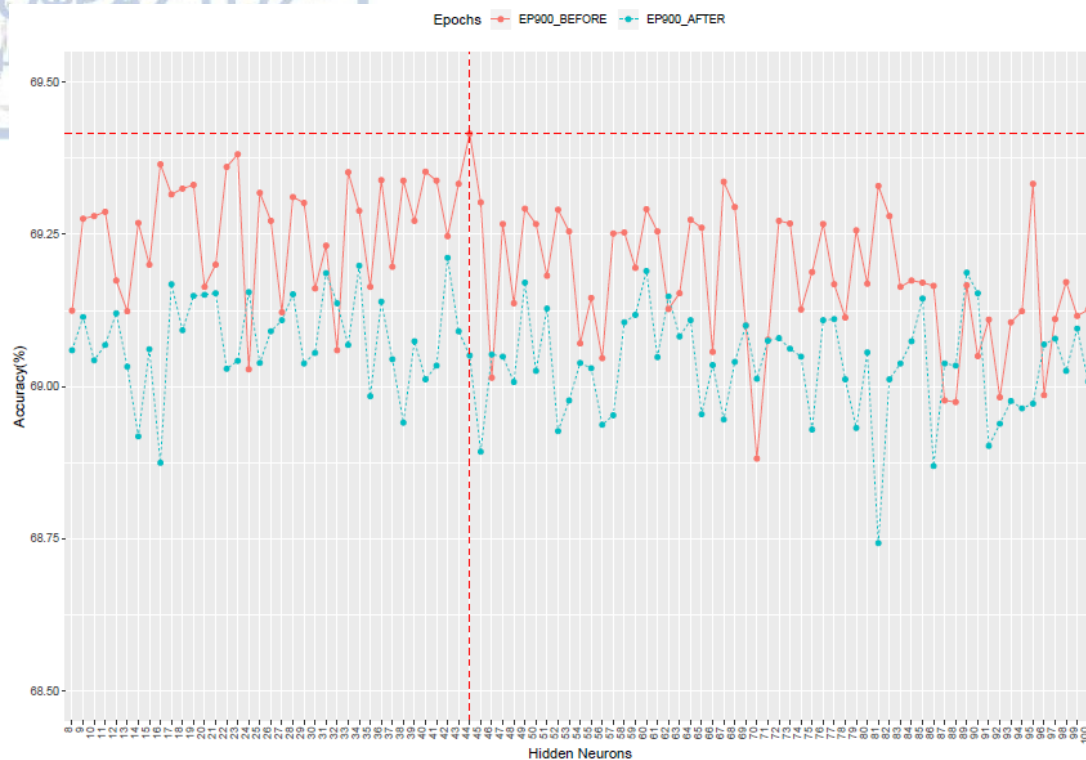
Σχήμα 3.8. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 600 κύκλους μάθησης



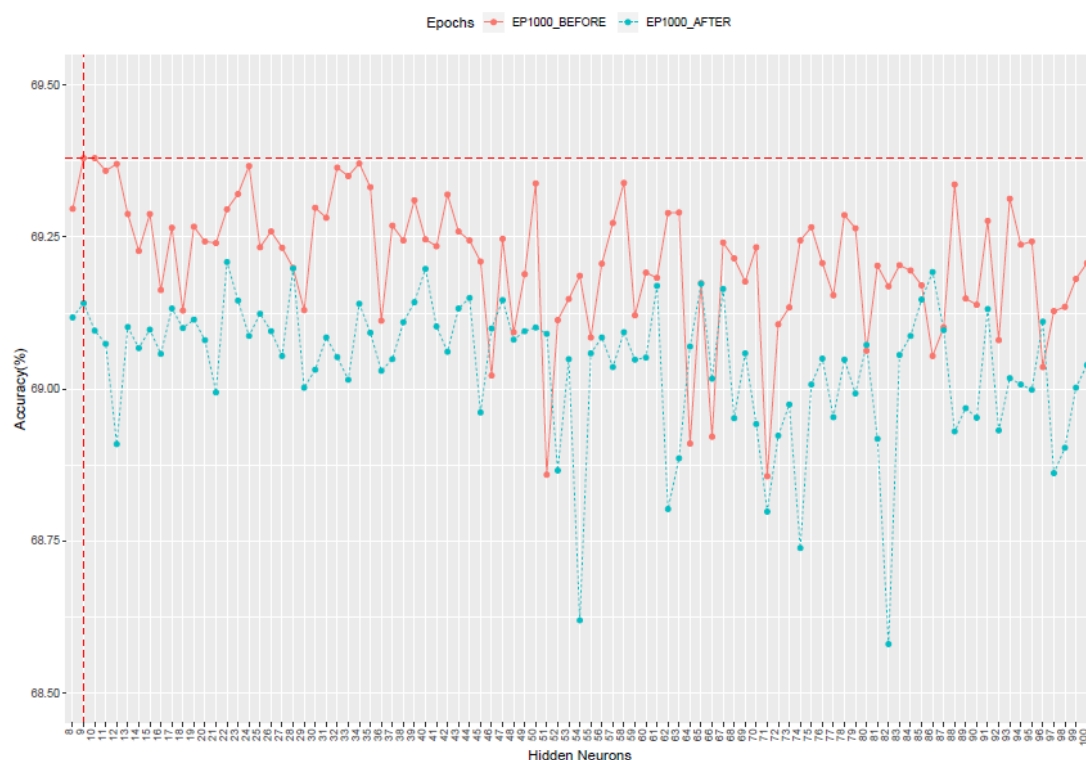
Σχήμα 3.9. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 700 κύκλους μάθησης



Σχήμα 3.10. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 800 κύκλους μάθησης



Σχήμα 3.11. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 900 κύκλους μάθησης



Σχήμα 3.12. Προσομοίωση «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», πριν και μετά τη μετατροπή των βαρών, στους 1000 κύκλους μάθησης

Στην εκτέλεση των διαδικασιών των προσομοιώσεων του «Νευρωνικού Δικτύου», ένα ποσοστό των συνολικών δεδομένων της τάξεως του 80% (460.548 δεδομένα) χρησιμοποιήθηκε στη διαδικασία της μάθησης και το υπόλοιπο 20% (115.137 δεδομένα) στη διαδικασία αξιολόγησης του για κάθε συνδυασμό «Υπολογιστικής Μονάδας / Νευρώνα» και «Κύκλου Μάθησης». Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα, προσδιορίζουν την «Προβλεπτική Ικανότητα» του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» για τον εντοπισμό της εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» και υπολογίζονται από τον «Πίνακα Σύγχυσης» (Confusion Matrix). Στη διαγώνιο του «Πίνακα Σύγχυσης» φαίνονται τα σωστά στοιχεία πρόβλεψης της απόρριψης και της επιλογής του κόμβου εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής». Ο υπολογισμός του ποσοστού «Προβλεπτικής Ικανότητας» ισούται με το άθροισμα της διαγώνιου προς το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν κατά την διαδικασία της αξιολόγησης.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων πριν τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών για τον υπολογισμό των μέτρων κεντρικότητας, το καλύτερο ποσοστό «Προβλεπτικής Ικανότητας», παρατηρείται στους 33 «Υπολογιστικούς Νευρώνες» και στους 600 «Κύκλους Εκπαίδευσης». Συγκεκριμένα, η «Προβλεπτική Ικανότητα» του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» είναι στο 69,43% και τα αποτελέσματα της επιλογής ή απόρριψης του κόμβους φαίνονται στον τον **Πίνακα 3.18**.

Συγκεκριμένα υπάρχουν 72.770 σωστές προβλέψεις απόρριψης κόμβων και 7.173 σωστές προβλέψεις επιλογής κόμβων. Ακόμα, υπάρχουν 4.815 προβλέψεις λάθος πρόβλεψης επιλογής κόμβων που κανονικά θα έπρεπε να είχαν απορριφθεί. Επιπλέον, υπάρχουν 30.379 λάθος προβλέψεις απόρριψης κόμβων που κανονικά θα έπρεπε να επιλέγουν. Ο σχεδιασμός του «Νευρωνικού Δικτύου» παρουσιάζεται στο **Παράρτημα 1Α.1**.

Πίνακας 3.18. Αποτελέσματα «Πίνακα Σύγκρισης», επιλογής ή απόρριψης κόμβου εγκατάστασης «Κέντρου Διανομής», πριν τη μετατροπή των βαρών

	ΑΠΟΡΡΙΨΗ	ΕΠΙΛΟΓΗ
ΑΠΟΡΡΙΨΗ	72770	4815
ΕΠΙΛΟΓΗ	30379	7173

Συνεχίζοντας, μετά τη μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας» για τον υπολογισμό των μέτρων κεντρικότητας, το καλύτερο ποσοστό «Προβλεπτικής Ικανότητας», παρατηρείται στους 29 «Υπολογιστικούς Νευρώνες» και στους 300 «Κύκλους Μάθησης». Συγκεκριμένα, η «Προβλεπτική Ικανότητα» του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» είναι στο 69,25% και τα αποτελέσματα της επιλογής ή απόρριψης του κόμβους φαίνονται στον **Πίνακα 3.19**.

Συγκεκριμένα, υπάρχουν 71.988 σωστές προβλέψεις απόρριψης κόμβων και 7.750 σωστές προβλέψεις επιλογής κόμβων. Ακόμα, υπάρχουν 5.597 προβλέψεις λάθος πρόβλεψης επιλογής κόμβων που κανονικά θα έπρεπε να είχαν απορριφθεί. Επιπλέον, υπάρχουν 29.802 λάθος προβλέψεις απόρριψης κόμβων που κανονικά θα έπρεπε να επιλέγον. Ο σχεδιασμός του «Νευρωνικού Δικτύου» παρουσιάζεται στο **Παράρτημα Α1.2**.

Πίνακας 3.19. Αποτελέσματα «Πίνακα Σύγκρισης», επιλογής ή απόρριψης κόμβου εγκατάστασης «Κέντρου Διανομής», μετά τη μετατροπή των βαρών

	ΑΠΟΡΡΙΨΗ	ΕΠΙΛΟΓΗ
ΑΠΟΡΡΙΨΗ	71988	5597
ΕΠΙΛΟΓΗ	29802	7750

Στο επόμενο κεφάλαιο το εκπαιδευμένο «Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο» σύμφωνα με τα βέλτιστα αποτελέσματα της προβλεπτικής του ικανότητας όπως αυτά παρουσιάστηκαν προηγουμένως, θα χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη του «Κέντρου Διανομής» σε πραγματικά δεδομένα περιοχών με τη βοήθεια των «Google Maps» και των «Geo-location APIs».

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Ανάλυση Μελέτης Περίπτωσης «Δικτύου Ανθρωπιστικής Βοήθειας»

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο, γίνεται παρουσίαση της εφαρμογής των συμπερασμάτων από τη μεθοδολογία και την ποσοτική ανάλυση της συμπεριφοράς των μέτρων «Κεντρικότητας» σε σχέση με το κόστος διανομής σε ένα δίκτυο «Ανθρωπιστικής Βοήθειας». Με τη χρήση της γλώσσας στατιστικής ανάλυσης «R» και της πλατφόρμας «Google Maps» μελετάτε ένα πιθανό πρόβλημα εξυπηρέτησης ενός δικτύου «Ανθρωπιστικής Βοήθειας», σε περιοχές της Ιαπωνίας που παλαιότερα είχαν πληγεί από καταστροφικό σεισμό και τσουνάμι. Στόχος, η επιλογή του κατάλληλου κόμβου εντός της πληγείσας περιοχής για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» και την άμεση ανταπόκριση στις αβέβαιες «επιθέσεις» που μπορεί να εμφανιστούν στις συνδέσεις του δικτύου. Η επιλογή, γίνεται αξιοποιώντας την προβλεπτική ικανότητα του εκπαιδευμένου «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης» καθώς και λαμβάνοντας υπόψη ότι υπάρχει ο κίνδυνος νέων επιθέσεων που μπορεί να επηρεάσουν την ομαλή λειτουργία του δικτύου.

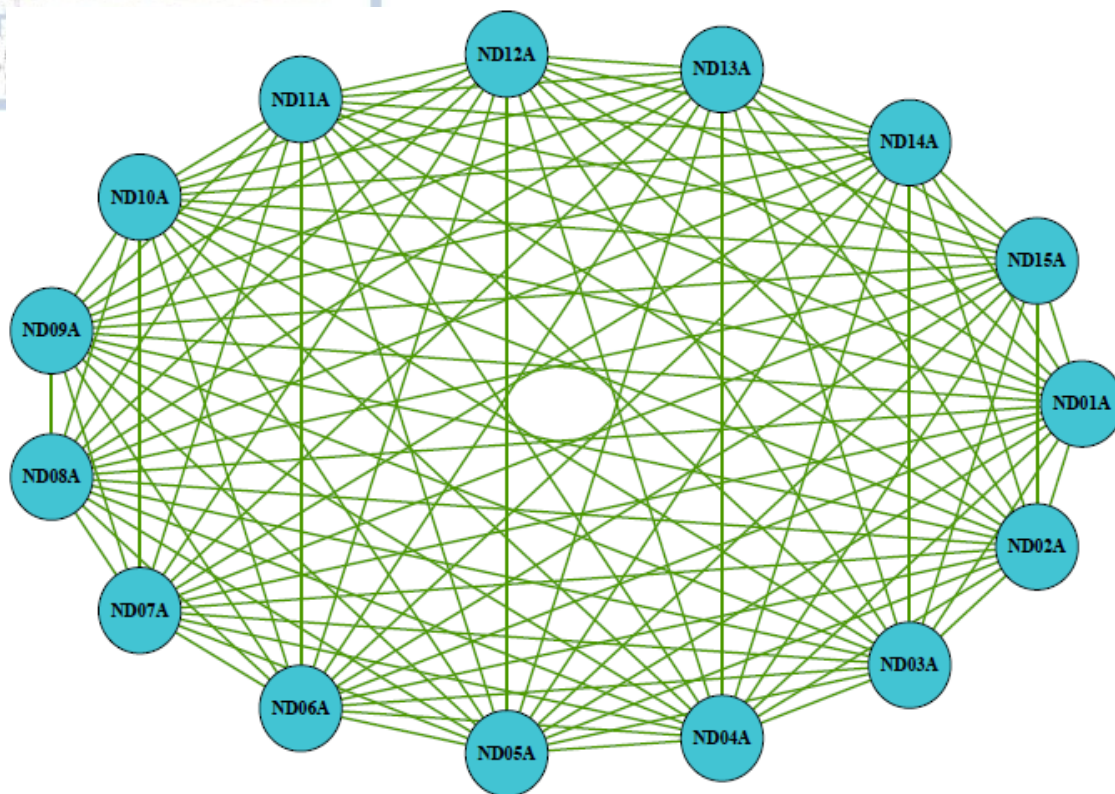
4.1 Μελέτη Περίπτωσης με πραγματικά δεδομένα περιοχών της Ιαπωνίας

Η μελέτη περίπτωσης εξετάζει ένα δίκτυο πόλεων της περιοχής Τόχοκου της Ιαπωνίας που είχαν υποστεί σοβαρές ζημιές από σεισμό και τσουνάμι το 2011. Το μέγεθος του σεισμού που σημειώθηκε, σύμφωνα με τις τελικές εκτιμήσεις ήταν μεταξύ 9.0 και 9.1 βαθμών της κλίμακας Ρίχτερ. Οι ανθρώπινες ψυχές που χάθηκαν ανέρχονται στις 15.896, ενώ οι τραυματίες στους 6.157 καθώς και 2.537 αγνοούμενους. Οι συνολικές ζημιές ήταν της τάξεως των 314 δισ. EUR. Για τη συγκεκριμένη «Μελέτη Περίπτωσης» επιλέχθηκαν 15 από τις 93 πόλεις που είχαν πληγεί την περίοδο του μεγάλου σεισμού και του τσουνάμι (Wikipedia, 2019). Στον **Πίνακα 4.1**, παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι επιλεγμένες πόλεις με τη λίστα αριθμού θανάτων καθώς και η κωδική ονομασία της κάθε πόλης στο δίκτυο που θα μελετηθεί.

Πίνακας 4.1. Παρουσίαση 15 πληγέντων πόλεων της Ιαπωνίας, του έτους 2011 (κωδικό ονομασίας και πλήθος θανάτων)

Πόλεις	Κωδική Ονομασία	Θάνατοι
Ishinomaki	ND01A	3.173
Rikuzentakata	ND02A	1.554
Natori	ND03A	911
Yamamoto	ND04A	671
Minamisoma	ND05A	640
Onagawa	ND06A	571
Iwaki	ND07A	310
Ofunato	ND08A	339
Kesennuma	ND09A	1.023
Higashimatsushima	ND10A	1.044
Miyako	ND11A	420
Namie	ND12A	146
Shinchi	ND13A	109
Oarai	ND14A	24
Osaki	ND15A	5

Στο **Σχήμα 4.1**, παρουσιάζεται το «μη κατευθυνόμενο» πλήρες δίκτυο των επιλεγμένων περιοχών με χρήση της κωδικής τους ονομασίας. Ακόμα στον **Πίνακα 4.2** φαίνονται οι αποστάσεις που δημιουργήθηκαν με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης «gmapsdistance», της πλατφόρμας «Google Maps» και των «Geo-location APIs» μέσω της γλώσσας στατιστικής ανάλυσης «R». Σε αυτό το δίκτυο θα εφαρμοστούν η μεθοδολογία και τα εργαλεία ανάλυσης που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια.



*Σχήμα 4.1. Απεικόνιση του «μη κατευθυνόμενου» δικτύου των
15 πληγείσων περιοχών της Ιαπωνίας
με την κωδική τους ονομασία*

Πίνακας 4.2. Ο «Πίνακας Βαρών», με βάση τις χιλιομετρικές αποστάσεις 15 πληγείσων περιοχών της Ιαπωνίας

	ND01A	ND02A	ND03A	ND04A	ND05A	ND06A	ND07A	ND08A	ND09A	ND10A	ND11A	ND12A	ND13A	ND14A	ND15A
ND01A	0	103,767	58,808	397,388	120,248	16,46	192,194	117,145	83,64	12,272	53,599	139,761	92,512	291,511	72,269
ND02A	103,767	0	163,129	514,133	224,754	117,304	296,733	15,607	19,449	109,659	154,237	244,283	197,087	396,481	154,011
ND03A	58,808	163,129	0	341,187	63,978	74,95	135,957	178,131	136,14	50,097	11,853	83,506	36,311	235,31	15,074
ND04A	397,388	514,133	341,187	0	286,052	413,336	211,656	529,381	493,349	388,483	372,262	268,69	310,922	129,314	372,107
ND05A	120,248	224,754	63,978	286,052	0	136,39	81,052	239,756	197,58	111,537	79,849	19,708	33,975	180,316	93,759
ND06A	16,46	117,304	74,95	413,336	136,39	0	208,336	130,681	97,176	28,341	69,439	155,903	108,353	307,601	88,411
ND07A	192,194	296,733	135,957	211,656	81,052	208,336	0	311,734	269,527	183,483	151,795	63,69	105,922	105,859	165,705
ND08A	117,145	15,607	178,131	529,381	239,756	130,681	311,734	0	32,827	123,037	192,144	259,284	212,089	411,482	169,259
ND09A	83,64	19,449	136,14	493,349	197,58	97,176	269,527	32,827	0	89,532	133,079	217,094	169,48	368,791	133,041
ND10A	12,272	109,659	50,097	388,483	111,537	28,341	183,483	123,037	89,532	0	44,639	131,05	83,437	282,747	63,558
ND11A	53,599	154,237	11,853	372,262	79,849	69,439	151,795	192,144	133,079	44,639	0	99,362	51,978	286,515	4,006
ND12A	139,761	244,283	83,506	268,69	19,708	155,903	63,69	259,284	217,094	131,05	99,362	0	53,489	162,955	113,272
ND13A	92,512	197,087	36,311	310,922	33,975	108,353	105,922	212,089	169,48	83,437	51,978	53,489	0	205,186	65,833
ND14A	291,511	396,481	235,31	129,314	180,316	307,601	105,859	411,482	368,791	282,747	286,515	162,955	205,186	0	286,702
ND15A	72,269	154,011	15,074	372,107	93,759	88,411	165,705	169,259	133,041	63,558	4,006	113,272	65,833	286,702	0

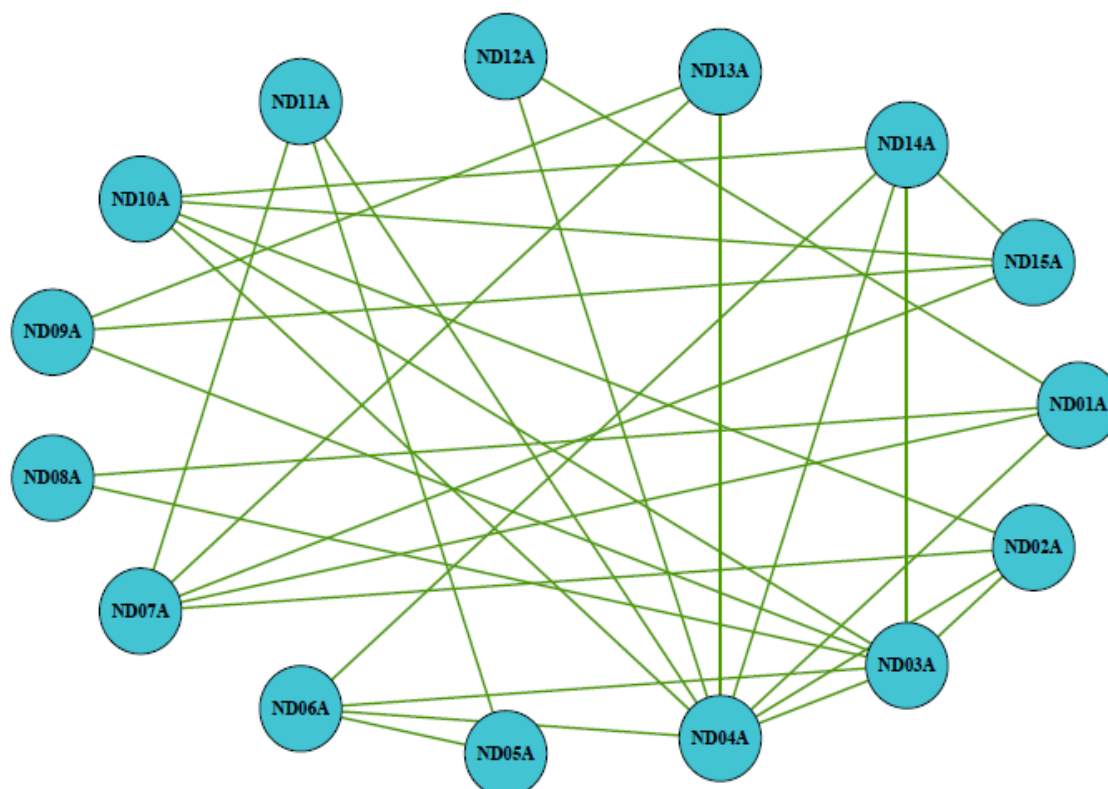
Οι συνολικές συνδέσεις του εξεταζόμενου δικτύου είναι 105. Με την εφαρμογή ενός αριθμού «επιθέσεων» σε ένα ποσοστό των συνδέσεων του αρχικού δικτύου, κάποιες από αυτές καταστρέφονται. Το νέο δίκτυο θα αποτελεί το πεδίο άμεσης ανταπόκρισης που καλείται να υποστηρίξει ένας οργανισμός για την αποστολή ανθρωπιστικής βοήθειας.

Στη μελέτη των διαφορών «επιθέσεων» του δικτύου των πληγισών περιοχών, θα γίνει εφαρμογή των δεδομένων εκπαίδευσης του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» για την πρόβλεψη εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής». Τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν στην πρώτη περίπτωση λαμβάνουν υπόψη τις χιλιομετρικές αποστάσεις και στη δεύτερη περίπτωση το σκορ «εγγύτητας» για τον υπολογισμό των κατάλληλων μέτρων όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο. Με την εφαρμογή των δύο «εκπαιδευμένων» «Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων» θα αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα πρόβλεψης σε κάθε περίπτωση.

Αμέσως μετά, αφού γίνει επιλογή του αποτελεσματικότερου εργαλείου της αρχικής πρόβλεψης, θα εξεταστούν νέες «επιθέσεις» στις συνδέσεις των κόμβων που επιλέχθηκαν από το «Νευρωνικό Δίκτυο» για την αποτελεσματικότερη μελλοντική εξασφάλιση ανθεκτικότητας του επιλεγμένου «Κέντρου Διανομής». Κατά τη διάρκεια των «επιθέσεων» εάν στο νέο δίκτυο υπάρξει κάποιος αποκομμένος κόμβος ή ένα τμήμα του δικτύου που έχει αποκοπεί, τότε υπάρχει μια «ρήτρα» επιπλέον κόστους διανομής με επάνδρωση εναέριας βοήθειας για την κάλυψη των αναγκών των μη προσιτών περιοχών.

Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι, η ποσοστιαία μεταβολή του κόστους διανομής μετά από «επιθέσεις» θα λειτουργεί ουσιαστικά ως δείκτης «ευπάθειας» του δικτύου διανομής.

Για τη μελέτη των «επιθέσεων» στο αρχικό δίκτυο, θεωρείται ότι οι επιθέσεις καταστρέφουν ένα ποσοστό περίπου στο 70% των αρχικών συνδέσεων. Το συνολικό πλήθος αφαίρεσης ανέρχεται στις 74 από τις 105 που υπήρχαν. Το νέο δίκτυο που σχηματίζεται παρουσιάζεται στο **Σχήμα 4.2** και αποτελείται από τις 31 αρχικές συνδέσεις που απέμειναν. Τέλος, στον **Πίνακα 4.2** παρουσιάζονται όλες οι συνδέσεις που αφαιρέθηκαν από την εμφάνιση μιας αβέβαιης καταστροφής.



Σχήμα 4.2. Απεικόνιση «μη κατευθυνόμενου» δικτύου μετά την επίθεση και την καταστροφή στο 70% περίπου των συνδέσεων του αρχικού δικτύου

Πίνακας 4.2. Αποτελέσματα «επίθεσης» με αφαίρεση του 70% περίπου των συνδέσεων από το αρχικό δίκτυο

1	ND01A ND13A		26	ND11A ND13A		51	ND01A ND06A
2	ND06A ND11A		27	ND04A ND07A		52	ND12A ND14A
3	ND06A ND09A		28	ND07A ND10A		53	ND06A ND08A
4	ND06A ND10A		29	ND08A ND11A		54	ND10A ND12A
5	ND09A ND12A		30	ND08A ND13A		55	ND01A ND09A
6	ND13A ND15A		31	ND03A ND11A		56	ND08A ND15A
7	ND01A ND02A		32	ND09A ND11A		57	ND02A ND13A
8	ND02A ND11A		33	ND11A ND14A		58	ND08A ND09A
9	ND12A ND13A		34	ND03A ND13A		59	ND01A ND10A
10	ND04A ND15A		35	ND01A ND14A		60	ND05A ND14A
11	ND06A ND12A		36	ND05A ND09A		61	ND05A ND08A
12	ND05A ND07A		37	ND08A ND14A		62	ND01A ND03A
13	ND02A ND15A		38	ND08A ND12A		63	ND05A ND12A
14	ND09A ND10A		39	ND06A ND13A		64	ND11A ND15A
15	ND10A ND13A		40	ND07A ND08A		65	ND01A ND11A
16	ND07A ND14A		41	ND03A ND12A		66	ND05A ND13A
17	ND02A ND14A		42	ND08A ND10A		67	ND07A ND09A
18	ND02A ND12A		43	ND07A ND12A		68	ND13A ND14A
19	ND02A ND05A		44	ND03A ND15A		69	ND04A ND09A
20	ND02A ND08A		45	ND02A ND09A		70	ND06A ND07A
21	ND10A ND11A		46	ND03A ND07A		71	ND05A ND10A
22	ND09A ND14A		47	ND04A ND05A		72	ND05A ND15A
23	ND01A ND15A		48	ND03A ND05A		73	ND12A ND15A
24	ND01A ND05A		49	ND06A ND15A		74	ND11A ND12A
25	ND02A ND06A		50	ND04A ND08A			

Στη συνέχεια, υπολογίζεται το κόστος διανομής θεωρώντας διαδοχικά κάθε έναν από τους κόμβους ως «Κέντρο Διανομής» καθώς και τα επιλεγμένα μέτρα κεντρικότητας. Ο υπολογισμός του κόστους διανομής σε όλους τους κόμβους καθώς και των μέτρων κεντρικότητας γίνεται ώστε χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα αξιολόγησης από την προβλεπτική ικανότητα του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης», με τελικό στόχο τη διευκόλυνση στην καταλληλότερη επιλογή του «Κέντρου Διανομής». Θα μελετηθεί η προβλεπτική ικανότητα και των δύο περιπτώσεων εκπαίδευσης του «Νευρωνικού Δικτύου» όπως έχει αναφερθεί και νωρίτερα. Σε πρώτη φάση, με τη χρήση των βαρών στις συνδέσεις ως χιλιομετρικές αποστάσεις και σε δεύτερη φάση με τη μετατροπή τους σε σκορ «εγγύτητας» για τα μέτρα που χρειάζονται τη μετατροπή. Τα αποτελέσματα των υπολογισμών για την αξιολόγηση παρουσιάζονται στον **Πίνακα 4.3** για την πρώτη περίπτωση και στον **Πίνακα 4.4** για τη δεύτερη περίπτωση. Τέλος, στη στήλη «Επιλογή» με «1» έχουν

οριστεί οι δύο μικρότερες τιμές του ελαχίστου κόστους διανομής και με «0» όλες οι υπόλοιπες ώστε να αξιοποιηθούν για την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας του «Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης».

Πίνακας 4.3. Αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας και του κόστους διανομής, της πρώτης περίπτωσης με «επίθεση» στο 70% περίπου των αρχικών κόμβων του αρχικού δικτύου

Μέτρα / Κόμβοι	Degree	Strength	Closeness	Harmonic	Betweenness	Eigenvector	Laplacian	Subgraph	Κόστος	Επιλογή / Απόρριψη
ND05A	0,1428571	0,0300167	0,0030608	0,0039653	0,0384615	0,0675808	0,0187035	0,0178977	2307,242	1
ND10A	0,3571429	0,1243747	0,0040793	0,0062598	0,1758242	0,4669020	0,2051235	0,1079490	2307,242	1
ND15A	0,2857143	0,0903280	0,0038824	0,0052136	0,0549451	0,1629917	0,0798932	0,0508433	2307,242	1
ND06A	0,2857143	0,1295164	0,0037076	0,0048096	0,1043956	0,4556140	0,2105610	0,0681183	2399,992	1
ND04A	0,6428571	0,4355197	0,0025955	0,0029205	0,0439560	1,0000000	0,7279857	0,1840961	2424,337	0
ND08A	0,1428571	0,0409950	0,0031264	0,0036225	0,1098901	0,1001317	0,0332528	0,0220414	2424,337	0
ND03A	0,5000000	0,1637021	0,0045074	0,0063735	0,3351648	0,4797217	0,2293954	0,1424629	2424,337	0
ND09A	0,2142857	0,0608671	0,0032228	0,0039422	0,0219780	0,1027360	0,0420455	0,0329317	2453,881	0
ND02A	0,2857143	0,1506392	0,0029326	0,0036345	0,0000000	0,5564403	0,2621767	0,0761500	2453,881	0
ND12A	0,1428571	0,0568371	0,0023427	0,0027257	0,0000000	0,2483576	0,0967878	0,0260439	2453,881	0
ND11A	0,2142857	0,0839355	0,0029825	0,0038210	0,0549451	0,3217979	0,1408880	0,0323940	2631,010	0
ND13A	0,2142857	0,0814341	0,0031327	0,0036262	0,0274725	0,2746277	0,1228962	0,0352080	2699,684	0
ND01A	0,2857143	0,1175653	0,0029838	0,0035887	0,1648352	0,3808704	0,1759049	0,0451869	2749,446	0
ND14A	0,3571429	0,1725959	0,0027022	0,0030768	0,0109890	0,4322467	0,2079167	0,1063063	2749,446	0
ND07A	0,3571429	0,1268760	0,0036881	0,0042964	0,1923077	0,2646531	0,1114568	0,0523706	2934,416	0

Πίνακας 4.4. Αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας και του κόστους διανομής, της δεύτερης περίπτωσης με «επίθεση» στο 70% περίπου των αρχικών κόμβων του αρχικού δικτύου

Μέτρα / Κόμβοι	Degree	Strength	Closeness	Harmonic	Betweenness	Eigenvector	Laplacian	Subgraph	Κόστος	Επιλογή / Απόρριψη
ND05A	0,1428571	0,1250000	0,0030608	0,0039653	0,0384615	0,2106490	0,0829592	0,0178977	2307,242	1
ND10A	0,3571429	0,2578510	0,0040793	0,0062598	0,1758242	0,8569414	0,2732041	0,1079490	2307,242	1
ND15A	0,2857143	0,2164409	0,0038824	0,0052136	0,0549451	0,6421675	0,2063286	0,0508433	2307,242	1
ND06A	0,2857143	0,1730296	0,0037076	0,0048096	0,1043956	0,5054412	0,1637228	0,0681183	2399,992	1
ND04A	0,6428571	0,2296798	0,0025955	0,0029205	0,0439560	0,5470100	0,1973695	0,1840961	2424,337	0
ND08A	0,1428571	0,1128387	0,0031264	0,0036225	0,1098901	0,3208833	0,1060940	0,0220414	2424,337	0
ND03A	0,5000000	0,3725369	0,0045074	0,0063735	0,3351648	1,0000000	0,3925033	0,1424629	2424,337	0
ND09A	0,2142857	0,1699507	0,0032228	0,0039422	0,0219780	0,5274832	0,1620867	0,0329317	2453,881	0
ND02A	0,2857143	0,1496306	0,0029326	0,0036345	0,0000000	0,5689612	0,1578130	0,0761500	2453,881	0
ND12A	0,1428571	0,0952894	0,0023427	0,0027257	0,0000000	0,1725680	0,0693555	0,0260439	2453,881	0
ND11A	0,2142857	0,1443966	0,0029825	0,0038210	0,0549451	0,2426631	0,1108708	0,0323940	2631,010	0
ND13A	0,2142857	0,1471675	0,0031327	0,0036262	0,0274725	0,3463088	0,1237666	0,0352080	2699,684	0
ND01A	0,2857143	0,1862685	0,0029838	0,0035887	0,1648352	0,2908478	0,1356408	0,0451869	2749,446	0
ND14A	0,3571429	0,2044335	0,0027022	0,0030768	0,0109890	0,6662962	0,2034964	0,1063063	2749,446	0
ND07A	0,3571429	0,2550800	0,0036881	0,0042964	0,1923077	0,4760155	0,2173245	0,0523706	2934,416	0

Αμέσως μετά, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των ποσοστών πρόβλεψης και του «Πίνακα Σύγκρισης» και για τις δύο περιπτώσεις, κάνοντας χρήση το εκπαιδευμένο «Νευρωνικό Δίκτυο» όπως αυτό παρουσιάστηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, για την αξιολόγηση της προβλεπτικής του ικανότητας στα νέα δεδομένα.

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται ο **Πίνακας 4.5**, στον οποίο φαίνονται με λεπτομέρειες τα ποσοστά πρόβλεψης ανά περίπτωση κόμβου από το «Νευρωνικό Δίκτυο» για την επιλογή του «Κέντρου Διανομής», πριν το σχηματισμό του «Πίνακα Σύγκρισης» της πρώτης περίπτωσης.

Πίνακας 4.5. Παρουσίαση ποσοστών πρόβλεψης επιλογής κόμβων του «Νευρωνικού Δικτύου» της πρώτης περίπτωσης

Κόμβοι	Πρόβλεψη	Επιλογή / Απόρριψη	Κόστος
ND05A	0,452	1	2307,242
ND10A	0,438	1	2307,242
ND15A	0,431	1	2307,242
ND06A	0,424	1	2399,992
ND03A	0,408	0	2424,337
ND09A	0,324	0	2424,337
ND11A	0,318	0	2424,337
ND02A	0,282	0	2453,881
ND07A	0,277	0	2453,881
ND13A	0,257	0	2453,881
ND12A	0,252	0	2631,010
ND08A	0,215	0	2699,684
ND14A	0,208	0	2749,446
ND01A	0,200	0	2749,446
ND04A	0,173	0	2934,416

Στον **Πίνακα 4.6** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πρόβλεψης στο **93,33%** για την πρώτη περίπτωση κατά την απόφαση επιλογής του «Κέντρου Διανομής» και την εξυπηρέτηση της «Ανθρωπιστικής Βοήθειας». Θεωρούμε την σωστή επιλογή των κόμβων της πρόβλεψης με ένα κατώφλι μεγαλύτερο του 0,40 ώστε να σχηματιστεί ο «Πίνακας Σύγχυσης». Αμέσως μετά, στον «Πίνακα Σύγχυσης» υπάρχουν 10 σωστές αποφάσεις για την απόρριψη επιλογής των κόμβων καθώς και 4 σωστές αποφάσεις για την ορθή επιλογή των κόμβων ως «Κέντρα Διανομής». Τέλος, υπάρχει ένα μόνο λάθος σε επιλογή κόμβου που θα έπρεπε να είχε απορριφθεί.

Πίνακας 4.6. Αποτελέσματα του «Πίνακα Σύγχυσης» για την επιλογή ή την απόρριψη, του κόμβου εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» της πρώτης περίπτωσης

	ΑΠΟΡΡΙΨΗ	ΕΠΙΛΟΓΗ
ΑΠΟΡΡΙΨΗ	10	1
ΕΠΙΛΟΓΗ	0	4

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται ο **Πίνακας 4.7**, στον οποίο φαίνονται με λεπτομέρειες τα ποσοστά πρόβλεψης ανά περίπτωση κόμβου από το «Νευρωνικό Δίκτυο» για την επιλογή του «Κέντρου Διανομής», πριν το σχηματισμό του «Πίνακα Σύγχυσης» για τη δεύτερη περίπτωση.

Πίνακας 4.7. Παρουσίαση ποσοστών πρόβλεψης επιλογής κόμβων του «Νευρωνικού Δικτύου» της δεύτερης περίπτωσης

Κόμβοι	Πρόβλεψη	Επιλογή / Απόρριψη	Κόστος
ND05A	0,541	1	2307,242
ND09A	0,512	0	2424,337
ND11A	0,407	0	2424,337
ND06A	0,390	1	2399,992
ND10A	0,387	1	2307,242
ND02A	0,370	0	2453,881
ND03A	0,367	0	2424,337
ND15A	0,367	1	2307,242
ND13A	0,282	0	2453,881
ND07A	0,264	0	2453,881
ND08A	0,261	0	2699,684
ND01A	0,239	0	2749,446
ND14A	0,193	0	2749,446
ND12A	0,137	0	2631,010
ND04A	0,110	0	2934,416

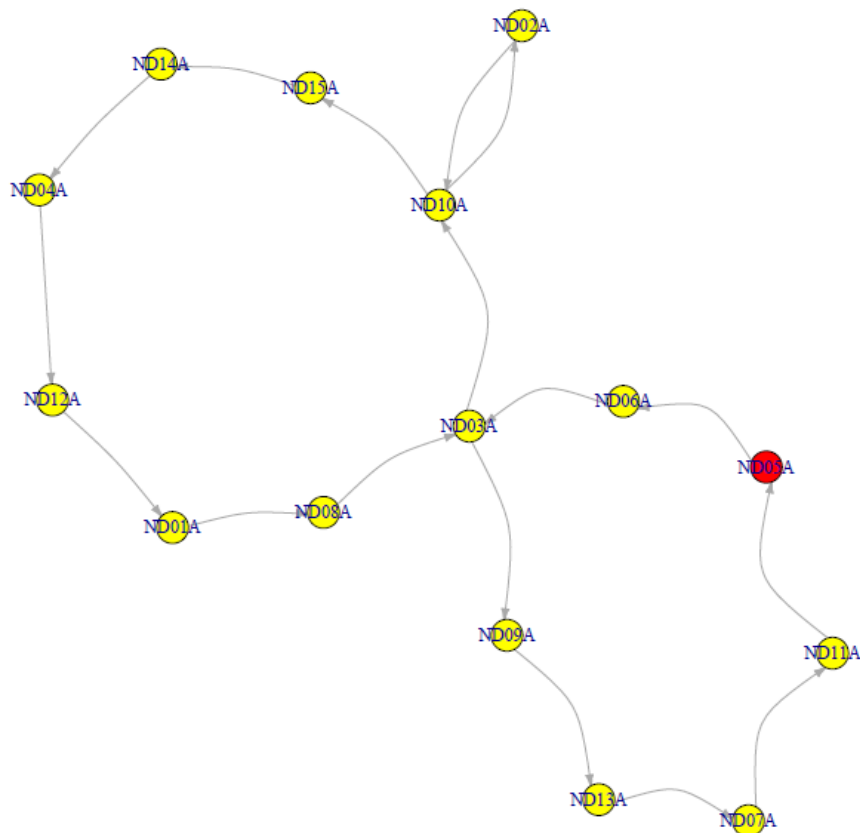
Στον **Πίνακα 4.8** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πρόβλεψης στο **66,67%** για τη δεύτερη περίπτωση για την απόφαση επιλογής του «Κέντρου Διανομής». Θεωρούμε την σωστή επιλογή των κόμβων της πρόβλεψης με ένα κατώφλι μεγαλύτερο του 0,40 και στην περίπτωση αυτή, ώστε να σχηματιστεί ο «Πίνακας Σύγχυσης». Όπως φαίνεται στον «Πίνακα Σύγχυσης» υπάρχουν 9 σωστές αποφάσεις για την απόρριψη επιλογής των κόμβων καθώς και 1 σωστή απόφαση για την ορθή επιλογή των κόμβων ως «Κέντρα Διανομής». Επιπλέον, υπάρχουν 3 λάθος επιλογές κόμβων που απορρίφθηκαν ενώ έπρεπε να επιλεγούν καθώς και 2 λάθος επιλογές επιλογής κόμβων ως «Κέντρα Διανομής» ενώ θα έπρεπε να είχαν απορριφθεί.

Πίνακας 4.8. Αποτελέσματα του «Πίνακα Σύγκρισης» για την επιλογή ή την απόρριψη, του κόμβου εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» της δεύτερης περίπτωσης

	ΑΠΟΡΡΙΨΗ	ΕΠΙΛΟΓΗ
ΑΠΟΡΡΙΨΗ	9	2
ΕΠΙΛΟΓΗ	3	1

Αφού έγινε η αξιολόγηση του εργαλείου της αρχικής πρόβλεψης για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής», καταλήξαμε να εμπιστευόμαστε το «Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης» της πρώτης περίπτωσης. Στη συνέχεια, αφού εντοπίσαμε τους κόμβους που έχουν το μικρότερο κόστος διανομής σύμφωνα με τις προβλέψεις που έγιναν, καταλήξαμε στους τρεις από τους τέσσερεις που το «Νευρωνικό Δίκτυο» υπέδειξε με ταύτιση στο κόστος. Οι κόμβοι αυτοί είναι ο «ND05A», «ND10A» και «ND15A» και θα παρουσιαστούν οι διαδρομές τους.

Αρχικά, πραγματοποιείται η παρουσίαση της διαδρομής με αρχικό κόμβο «ND05A», δηλαδή η περιοχή «Minamisoma», όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 4.3**.

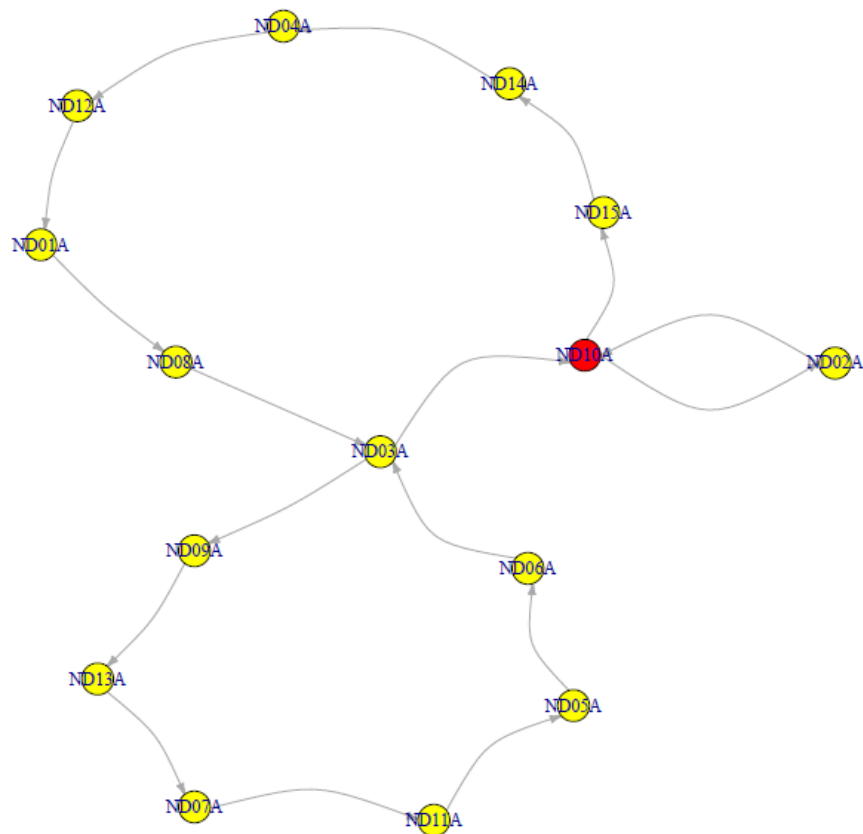


Σχήμα 4.3. Απεικόνιση διαδρομής με αρχικό κόμβο «ND05A», περιοχή «Minamisoma»

Με την αντιστοιχία των κόμβων της κωδικής ονομασίας με τις πραγματικές ονομασίες των περιοχών της Ιαπωνίας, η διαδρομή παρουσιάζεται ως:

«Minamisoma», «Onagawa», «Natori», «Higashimatsushima», «Rikuzentakata», «Higashimatsushima», «Osaki», «Oarai», «Yamamoto» «Namie», «Ishinomaki», «Ofunato», «Natori», «Kesennuma», «Shinchi», «Iwaki», «Miyako», «Minamisoma».

Αμέσως μετά, πραγματοποιείται η παρουσίαση της διαδρομής με αρχικό κόμβο «ND10A», δηλαδή η περιοχή «Higashimatsushima» όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 4.4**.

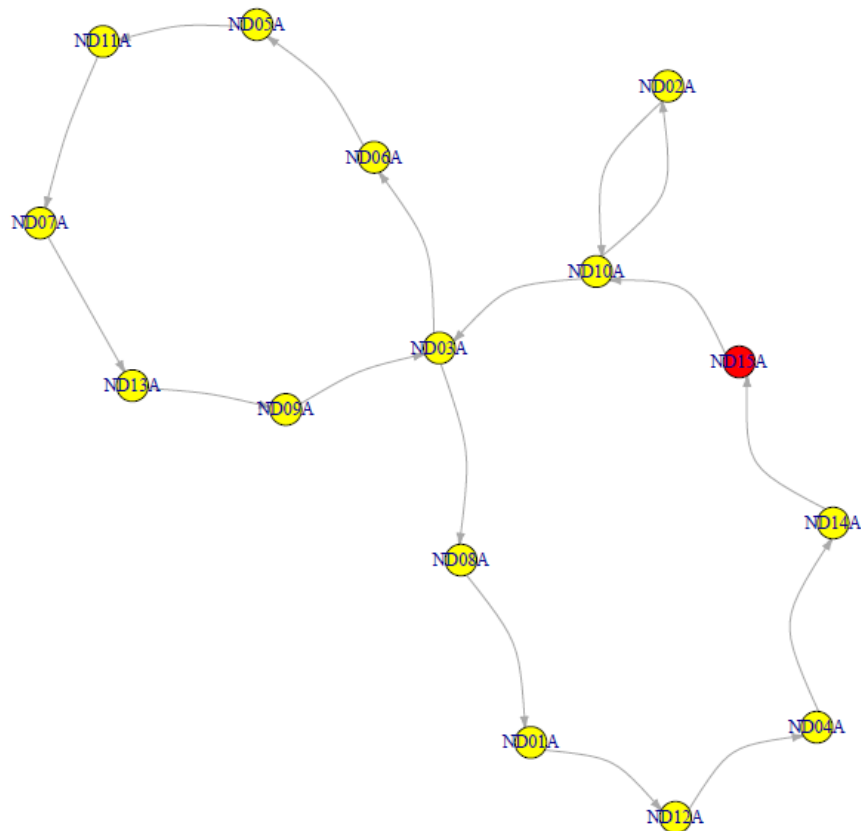


Σχήμα 4.4. Απεικόνιση διαδρομής με αρχικό κόμβο «ND10A», περιοχή «Higashimatsushima»

Με την αντιστοιχία των κόμβων της κωδικής ονομασίας με τις πραγματικές ονομασίες των περιοχών της Ιαπωνίας, η διαδρομή με αρχικό κόμβο την «Higashimatsushima» παρουσιάζεται ως:

«Higashimatsushima», «Rikuzentakata», «Higashimatsushima», «Osaki», «Oarai», «Yamamoto», «Namie», «Ishinomaki», «Ofunato», «Natori», «Kesenuma», «Shinchi», «Iwaki», «Miyako», «Minamisoma», «Onagawa», «Natori», «Higashimatsushima».

Επιπλέον, πραγματοποιείται η παρουσίαση της διαδρομής με αρχικό κόμβο «ND15A», δηλαδή η περιοχή «Osaki» όπως παρουσιάζεται στο **Σχήμα 4.5**.



Σχήμα 4.5. Απεικόνιση διαδρομής με αρχικό κόμβο «ND15A», περιοχή «Osaki»

Με την αντιστοιχία των κόμβων της κωδικής ονομασίας με τις πραγματικές ονομασίες των περιοχών της Ιαπωνίας, η διαδρομή με αρχικό κόμβο την «Osaki» παρουσιάζεται ως:

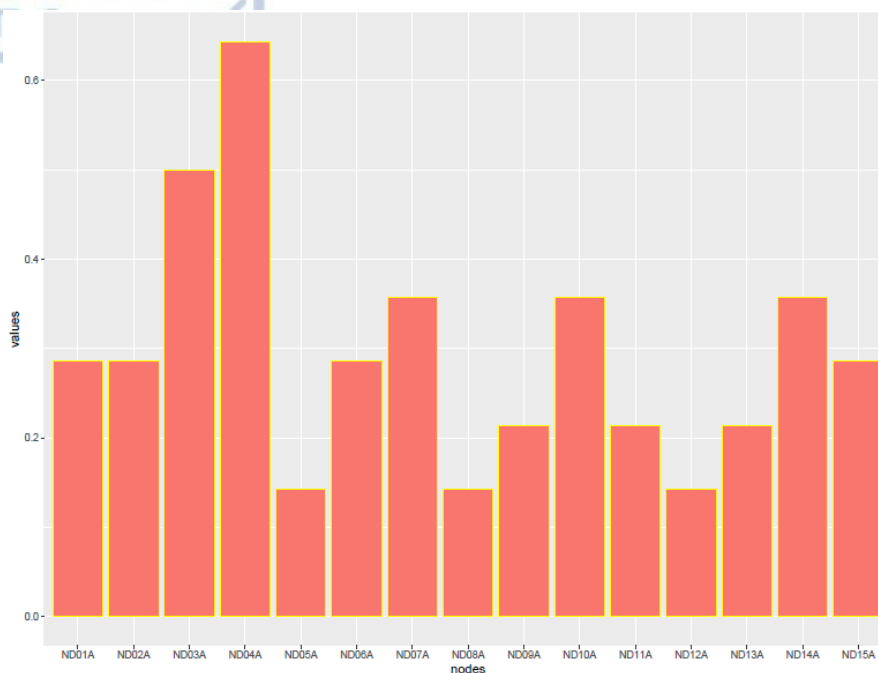
«**Osaki**», «Higashimatsushima», «Rikuzentakata», «Higashimatsushima», «Natori», «Onagawa», «Minamisoma», «Miyako», «Iwaki», «Shinchi», «Kesennuma», «Natori», «Ofunato», «Ishinomaki», «Namie», «Yamamoto», «Oarai», «**Osaki**».

Αφού είδαμε τις διαδρομές της διανομής για την εξυπηρέτηση της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» στις τρεις καλύτερες επιλογές ελάχιστου κόστους, θα συνεχίσουμε τη μελέτη με τη διερεύνηση νέων αβέβαιων μελλοντικών «επιθέσεων». Μια επιπλέον καταστροφή, όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα θα μπορούσε να εμφανιστεί στο ήδη υπάρχον δίκτυο που έχει πληγεί στο 70% περίπου των αρχικών συνδέσεων. Θα επικεντρωθούμε σε συγκεκριμένα μέτρα κεντρικότητας σύμφωνα με τα αποτελέσματα των συσχετίσεων και εξαρτήσεων όπως αυτά παρουσιάστηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο. Στα επιλεγμένα μέτρα θα εφαρμόζουμε νέες «επιθέσεις» στις συνδέσεις της μέγιστης και της ελάχιστης τιμής τους και θα μελετήσουμε την «ευπάθεια» με την ποσοστιαία μεταβολή του κόστους εάν τελικά επιλέγαμε έναν από τους τρεις προτεινόμενους κόμβους για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής».

Επιπλέον, για την ορθή επιλογή των μέτρων κεντρικότητας υπολογίζεται ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» (CV) ώστε να μπορέσουμε να προσδιορίσουμε σε ποια κατηγορία από τα τέσσερα σενάρια που παρουσιάστηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο ανήκει το δίκτυο πληγείσων περιοχών της Ιαπωνίας μετά τη αρχική τυχαία «επίθεση» και να επιλέξουμε τα σημαντικότερα μέτρα κεντρικότητας που έχουν σημαντική συσχέτιση και εξάρτηση με το κόστος διανομής.

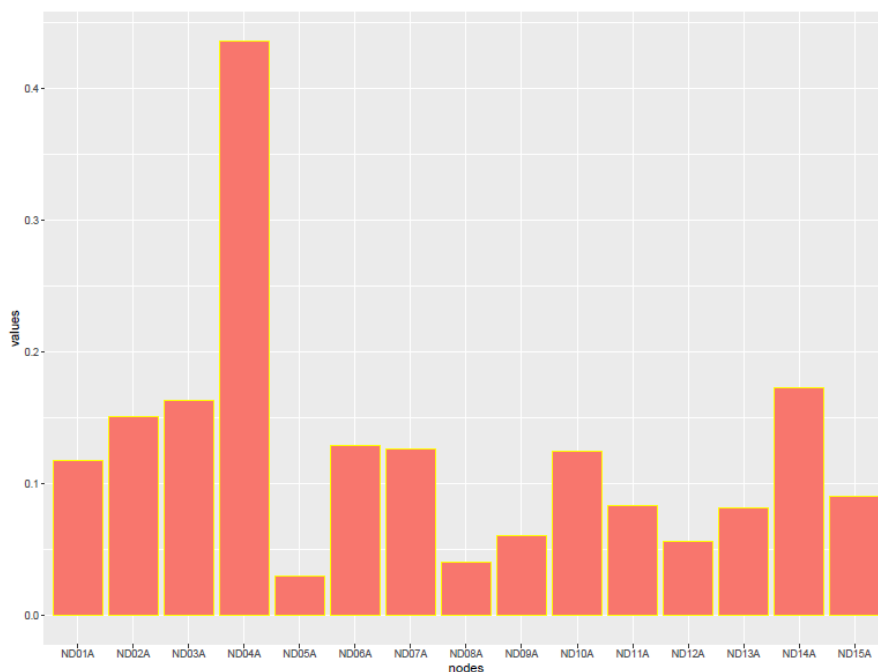
Αμέσως μετά, παρουσιάζονται σε «barplots» τα αποτελέσματα όλων των μέτρων κεντρικότητας για κάθε κόμβο σύμφωνα με τα αποτελέσματα του **Πίνακα 4.4** της πρώτης περίπτωσης, όπου λαμβάνονται υπόψη ως βάρη οι χιλιομετρικές αποστάσεις (**Σχήματα 4.6 έως 4.13**).

Το μέτρο κεντρικότητας «Degree» :



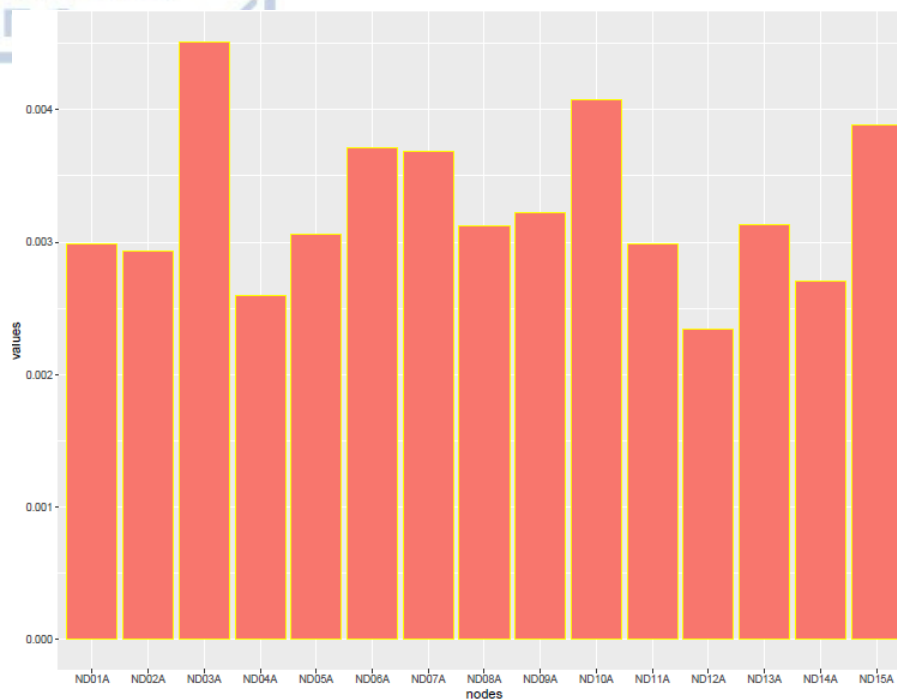
Σχήμα 4.6. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Degree» των 15 πληγείσων περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «Strength» :



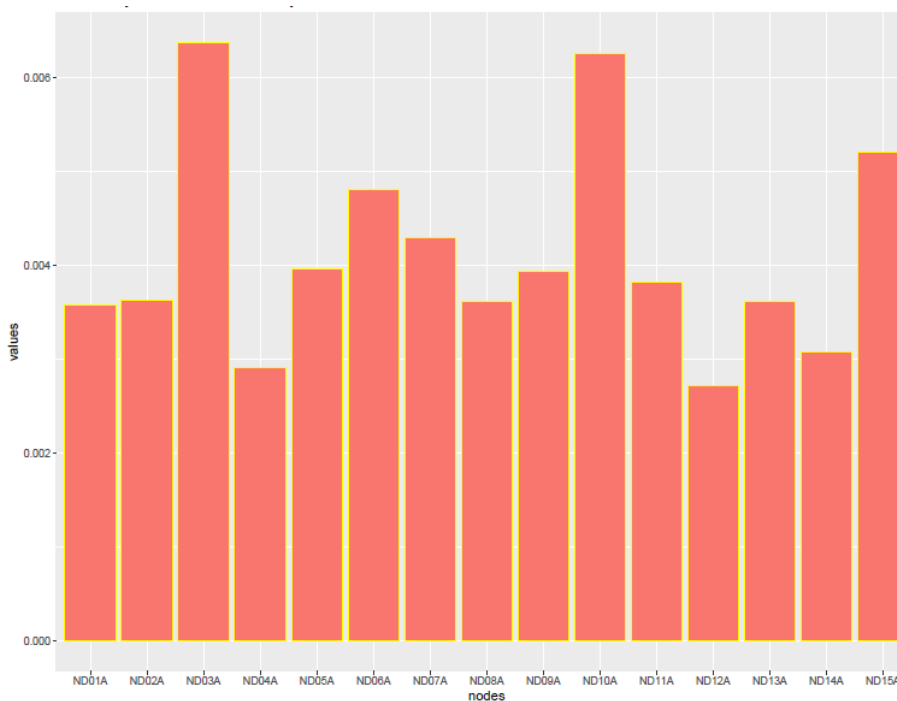
Σχήμα 4.7. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Strength» των 15 πληγείσων περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «Closeness» :



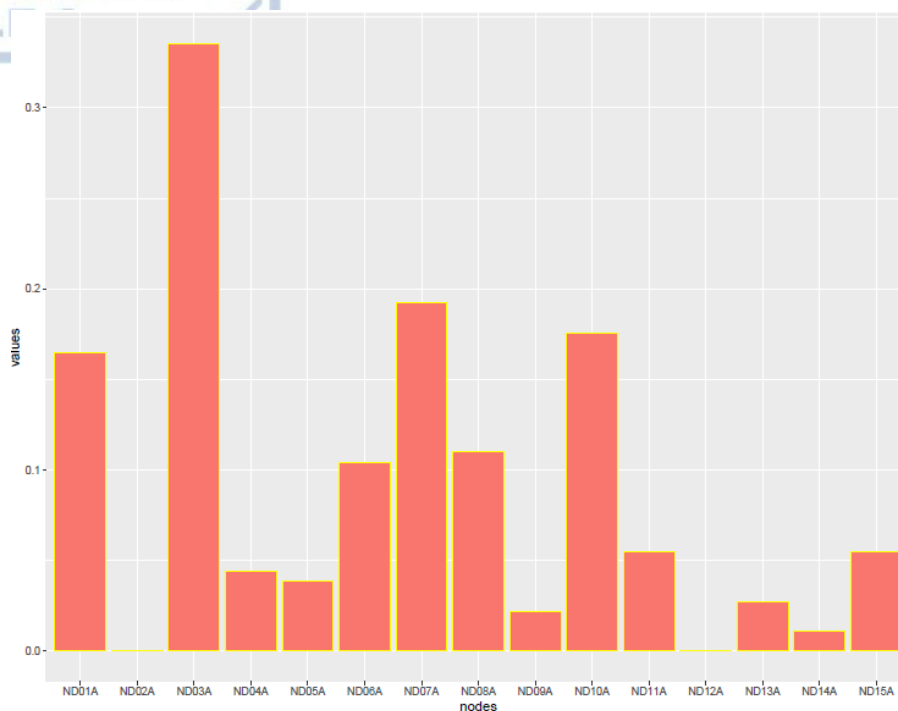
Σχήμα 4.8. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Closeness» των 15 πληγεισών περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «Harmonic» :



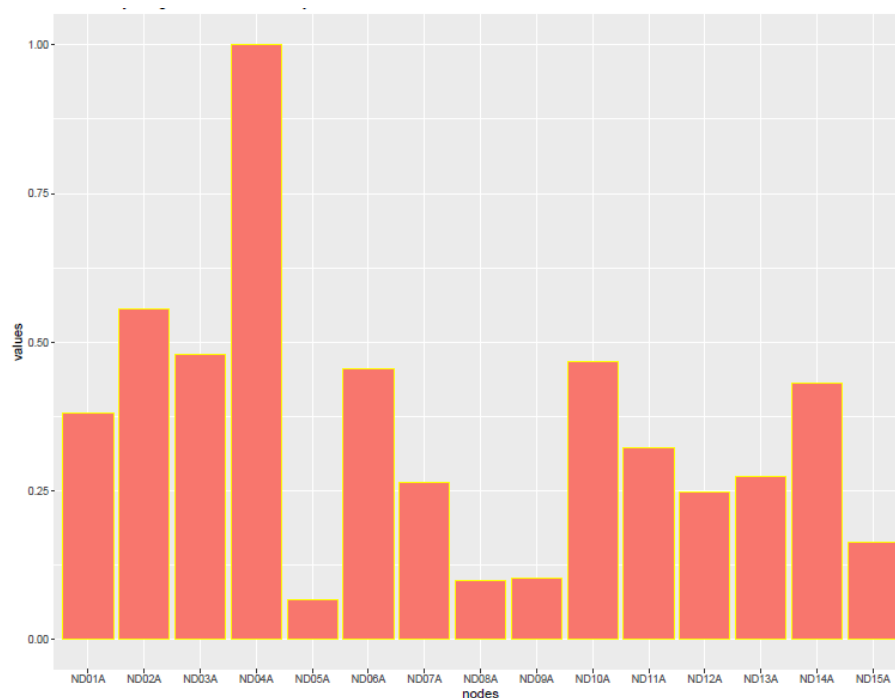
Σχήμα 4.9. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Harmonic» των 15 πληγεισών περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «**Betweenness**» :



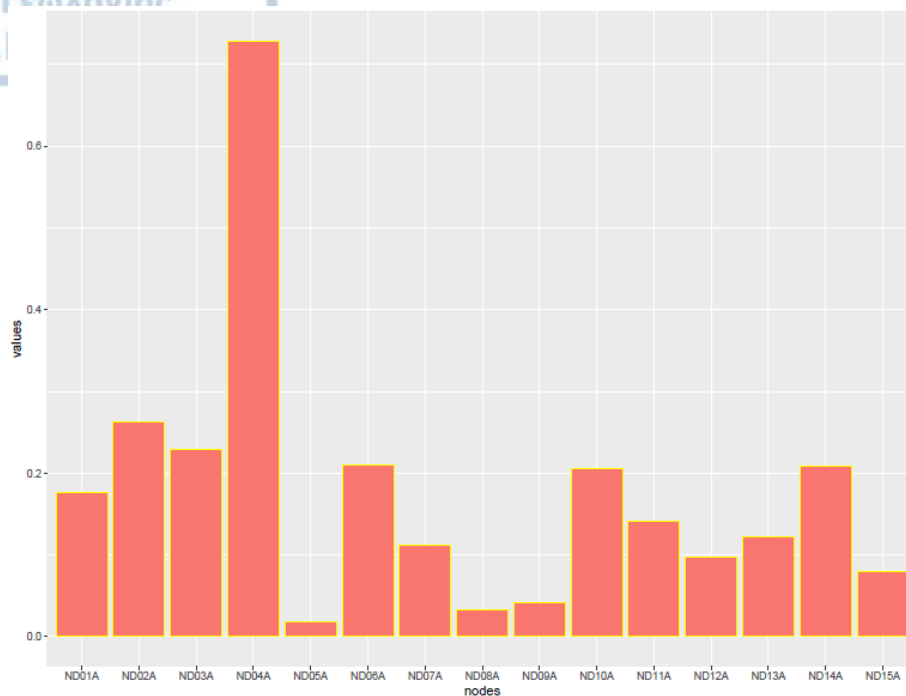
Σχήμα 4.10. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «*Betweenness*» των 15 πληγισών περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «**Eigenvector**» :



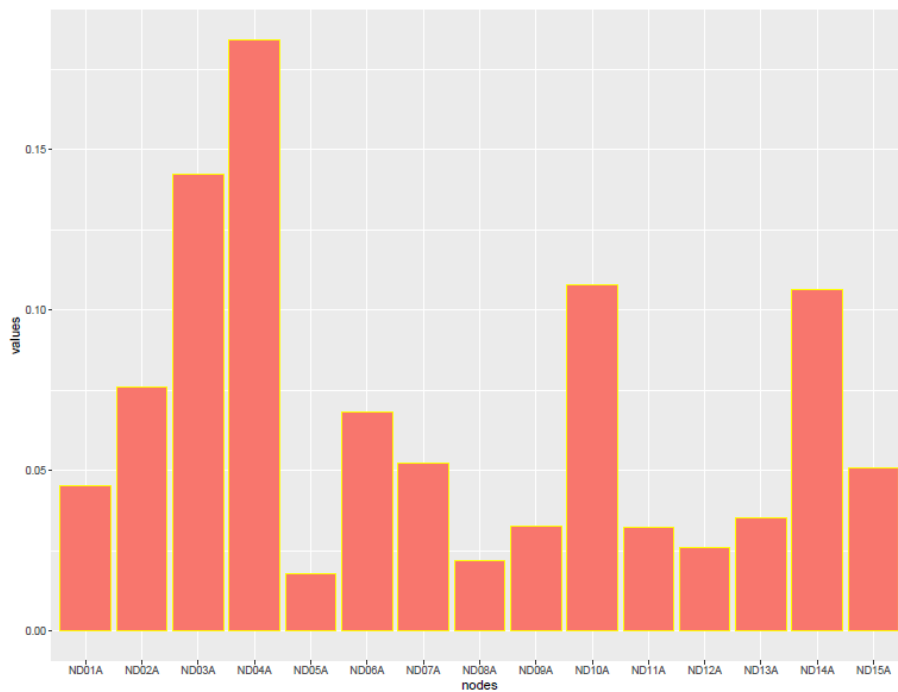
Σχήμα 4.11. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «*Eigenvector*» των 15 πληγισών περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «Laplacian» :



Σχήμα 4.12. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Laplacian» των 15 πληγείσων περιοχών

Το μέτρο κεντρικότητας «Subgraph» :



Σχήμα 4.13. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Subgraph» των 15 πληγείσων περιοχών

Ξεκινώντας, υπολογίζουμε το «Συντελεστή Μεταβλητότητας» για τα βάρη των συνδέσεων μετά την πρώτη τυχαία «επίθεση» στο αρχικό δίκτυο. Προκύπτει η τιμή **0,557** που σύμφωνα με τη τιμή αυτή, το σύνολο των βαρών είναι ανομοιογενές σε σημαντικό βαθμό και μπορούμε να πούμε ότι ανήκει στην κατηγορία του **1^{ου}** και **4^{ου}** σεναρίου του κεφαλαίου 3 της ποσοτικής ανάλυσης. Τα μέτρα που επιλέγονται ως στοχευμένες «επιθέσεις» στις συνδέσεις των κόμβων τους είναι, η «Degree», «Strength», «Closeness», «Harmonic», «Eigenvector».

Με την επιλογή του αρχικού κόμβου εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» **ND05A (Minamisoma)** εξετάζουμε τη διαμόρφωση του κόστους διανομής πριν και μετά από μια «επίθεση» στις συνδέσεις των κόμβων που εμφανίζονται οι μέγιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας καθώς και στους κόμβους που εμφανίζονται οι ελάχιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Στην περίπτωση επίθεσης στη μέγιστη τιμή του μέτρου κεντρικότητας «Degree», εφαρμόζεται «επίθεση» στον κόμβο ND04A (Yamamoto). Ο κόμβος δέχεται «επίθεση» αφαίρεσης συνδέσεων σε ποσοστό 77,778% με μεταβολή του κόστους από 2307,242 σε 3308,528 της τάξεως του 43,398% σε σχέση με την αρχική τιμή. Επιπλέον, επειδή ο συγκεκριμένος κόμβος έχει τη μεγαλύτερη τιμή και στο μέτρο κεντρικότητας «Strength» καθώς και στο μέτρο κεντρικότητας «Eigenvector» τα αποτελέσματα όπως παρατηρούμε ταυτίζονται. Για τα μέτρα κεντρικότητας «Closeness» και «Harmonic», έχουμε ως κόμβο επίθεσης τον ND03A (Natori) με ποσοστό επίθεσης στις συνδέσεις 71,429% με μεταβολή του κόστους από 2307,242 σε 3333,410 της τάξεως του 44,476% σε σχέση με την αρχική τιμή. Στον **Πίνακα 4.9** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της «επίθεσης» για τις μέγιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Πίνακας 4.9. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND05A

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Degree (max)	ND04A	0	2307,242	3308,528	1001,286	43,398%
Strength (max)	ND04A	0	2307,242	3308,528	1001,286	43,398%
Closeness (max)	ND03A	0	2307,242	3333,410	1026,168	44,476%
Harmonic (max)	ND03A	0	2307,242	3333,410	1026,168	44,476%
Eigenvector (max)	ND04A	0	2307,242	3308,528	1001,286	43,398%

Στη περίπτωση επίθεσης στις ελάχιστες τιμές, παρατηρούμε ότι στα μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Strength» και «Eigenvector» ο κόμβος με τη μικρότερη τιμή είναι ο ίδιος κόμβος επιλογής εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» ο ND05A, με αποτέλεσμα να έχουμε μια επίθεση στο 100% των συνδέσεων και να αποκοπεί από το δίκτυο. Για τα μέτρα κεντρικότητας «Closeness» και «Harmonic», ο κόμβος με τη μικρότερη τιμή είναι ο ND12A (Namie), ο οποίος δέχεται επίθεση στο 100% των συνδέσεών του με αποτέλεσμα να αποσυνδεθεί από το αρχικό δίκτυο μελέτης και να χρειαστεί η επάνδρωση εναέριας υποστήριξης όπως αναφέρθηκε νωρίτερα με μια επιπλέον «ρήτρα» κόστους σε σχέση με το αρχικό που ήταν στις 2307,242 μονάδες και πλέον να φτάνει στις 7814,801 της τάξεως ποσοστιαίας μεταβολής 238,707%. Στον **Πίνακα 4.10** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της «επίθεσης» για τις ελάχιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Πίνακας 4.10. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις ελάχιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND05A

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Degree (min)	ND05A	Αποσύνδεση Κόμβου Έναρξης				
Strength (min)	ND05A	Αποσύνδεση Κόμβου Έναρξης				
Closeness (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%
Harmonic (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%
Eigenvector (min)	ND05A	Αποσύνδεση Κόμβου Έναρξης				

Στη συνέχεια, με επιλογή αρχικού κόμβου εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» τον **ND10A (Higashimatsushima)** εξετάζουμε τη διαμόρφωση του κόστους διανομής πριν και μετά από μια «επίθεση» στις συνδέσεις των κόμβων που εμφανίζονται οι μέγιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας καθώς και στους κόμβους που εμφανίζονται οι ελάχιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας, όπως εφαρμόστηκε και προηγουμένως.

Στην περίπτωση επίθεσης στη μέγιστη τιμή του μέτρου κεντρικότητας «Degree», εφαρμόζεται «επίθεση» στον κόμβο ND04A (Yamamoto). Ο κόμβος δέχεται «επίθεση» με αφαίρεση των συνδέσεων σε ποσοστό 77,778% με μια μεταβολή του κόστους διανομής από 2307,242 μονάδες σε 3282,231 της τάξεως του 42,258% σε σχέση με την αρχική τιμή. Ακόμα, ο συγκεκριμένος κόμβος έχει τη μεγαλύτερη τιμή στα μέτρα κεντρικότητας «Strength» καθώς και «Eigenvector», με τα αποτελέσματα που παρατηρούμε να είναι ίδια. Στα μέτρα κεντρικότητας «Closeness» και

«Harmonic», έχουμε ως κόμβο επίθεσης τον ND03A (Natori) με ποσοστό «επίθεσης» στις συνδέσεις στο 71,429% και μεταβολή του κόστους της τάξεως του 37,642% σε σχέση με την αρχική τιμή από 2307,242 σε 3175,723. Στον **Πίνακα 4.11** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της «επίθεσης» για τις μέγιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Πίνακας 4.11. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND10A

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Degree (max)	ND04A	0	2307,242	3282,231	974,989	42,258%
Strength (max)	ND04A	0	2307,242	3282,231	974,989	42,258%
Closeness (max)	ND03A	0	2307,242	3175,723	868,481	37,642%
Harmonic (max)	ND03A	0	2307,242	3175,723	868,481	37,642%
Eigenvector (max)	ND04A	0	2307,242	3282,231	974,989	42,258%

Στην περίπτωση «επίθεσης» στις ελάχιστες τιμές, στα μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Strength» και «Eigenvector» ο κόμβος με την μικρότερη τιμή είναι ο ND05A (Minamisoma). Έχουμε μια επίθεση στο 100% των συνδέσεων του, με αποτέλεσμα να αποσυνδεθεί από το δίκτυο και να ενεργοποιηθεί η «ρήτρα» εναέριας υποστήριξης μεταβάλλοντας το αρχικό κόστος διανομής από 2307,242 σε 7529,401 μονάδες, με ποσοστιαία μεταβολή της τάξης των 226,338%. Για τα μέτρα κεντρικότητας «Closeness» και «Harmonic», ο κόμβος με τη μικρότερη τιμή είναι ο ND12A (Namie), ο οποίος δέχεται «επίθεση» στο 100% των συνδέσεών του με αποτέλεσμα να αποσυνδεθεί και να χρειαστεί και στην περίπτωση αυτή επάνδρωση εναέριας υποστήριξης με «ρήτρα» επιπλέον κόστους. Το αρχικό κόστος διανομής ήταν στις 2307,242 και πλέον φτάνει στις 7638,771 μονάδες με ποσοστιαία μεταβολή της τάξης των 231,078%. Στον **Πίνακα 4.12** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της «επίθεσης» για τις ελάχιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Πίνακας 4.12. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις ελάχιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND10A

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Degree (min)	ND05A	5100	2307,242	7529,401	5222,159	226,338%
Strength (min)	ND05A	5100	2307,242	7529,401	5222,159	226,338%
Closeness (min)	ND12A	5100	2307,242	7638,771	5331,529	231,078%
Harmonic (min)	ND12A	5100	2307,242	7638,771	5331,529	231,078%
Eigenvector (min)	ND05A	5100	2307,242	7529,401	5222,159	226,338%

Τέλος, με επιλογή αρχικού κόμβου εγκατάστασης τον **ND15A (Osaki)** εξετάζουμε και πάλι το κόστος διανομής με κάθε μέτρο κεντρικότητας που επιλέξαμε για στοχευμένες «επιθέσεις» στις μέγιστες και ελάχιστες τιμές τους.

Στην περίπτωση επίθεσης στις μέγιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας, εφαρμόζεται «επίθεση» στον κόμβο ND04A (Yamamoto) με μέγιστη τιμή στο μέτρο «Degree», «Strength» και «Eigenvector». Ο κόμβος, δέχεται «επίθεση» αφαίρεσης συνδέσεων σε ποσοστό 77,778% με μεταβολή του κόστους από 2307,242 μονάδες σε 3222,628 μονάδες, της τάξεως του 39,674% σε σχέση με την αρχική του τιμή. Στα μέτρα κεντρικότητας «Closeness» και «Harmonic», έχουμε ως κόμβο επίθεσης τον ND03A (Natori) με ποσοστό «επίθεσης» στις συνδέσεις 71,429% και μεταβολή του κόστους της τάξεως του 30,357% σε σχέση με την αρχική τιμή από 2307,242 σε 3007,649. Στον **Πίνακα 4.13** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της «επίθεσης» για τις μέγιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Πίνακας 4.13. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND15A

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Degree (max)	ND04A	0	2307,242	3222,628	915,386	39,674%
Strength (max)	ND04A	0	2307,242	3222,628	915,386	39,674%
Closeness (max)	ND03A	0	2307,242	3007,649	700,407	30,357%
Harmonic (max)	ND03A	0	2307,242	3007,649	700,407	30,357%
Eigenvector (max)	ND04A	0	2307,242	3222,628	915,386	39,674%

Στην περίπτωση «επίθεσης» στις ελάχιστες τιμές, στα μέτρα κεντρικότητας «Degree», «Strength» και «Eigenvector» ο κόμβος με την μικρότερη τιμή είναι ο ND05A (Minamisoma) με «επίθεση» αφαίρεσης συνδέσεων στο 100% με αποτέλεσμα να αποσυνδεθεί από το δίκτυο και να ενεργοποιηθεί η «ρήτρα» εναέριας υποστήριξης μεταβάλλοντας το αρχικό κόστος διανομής από 2307,242 μονάδες σε 7529,402 της τάξεως 226,338%. Για τα μέτρα κεντρικότητας «Closeness» και «Harmonic», ο κόμβος με την μικρότερη τιμή είναι ο ND12A (Namie), ο οποίος δέχεται «επίθεση» και αυτός στο 100% των συνδέσεών του με αποτέλεσμα να αποσυνδεθεί καθώς και να χρειαστεί στην περίπτωση αυτή επάνδρωση εναέριας υποστήριξής με «ρήτρα» επιπλέον κόστους. Το αρχικό κόστος διανομής ήταν στις 2307,242 μονάδες και πλέον φτάνει στις 7814,801 με ποσοστιαία μεταβολή 238,707%. Στον **Πίνακα 4.14** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της «επίθεσης» για τις ελάχιστες τιμές των μέτρων κεντρικότητας.

Πίνακας 4.14. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις ελάχιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND15A

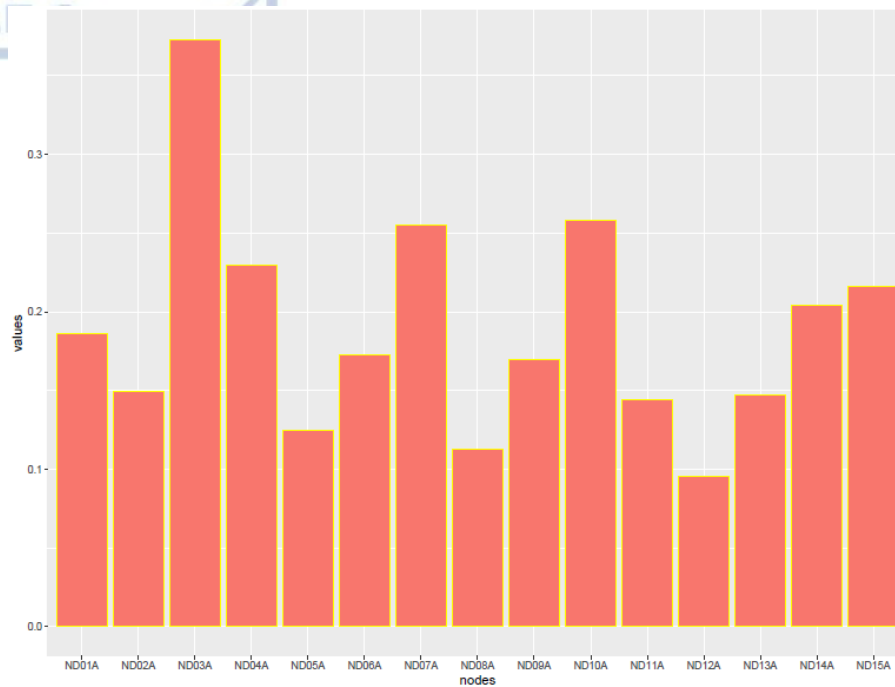
Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Degree (min)	ND05A	5100	2307,242	7529,402	5222,16	226,338%
Strength (min)	ND05A	5100	2307,242	7529,402	5222,16	226,338%
Closeness (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%
Harmonic (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%
Eigenvector (min)	ND05A	5100	2307,242	7529,402	5222,16	226,338%

Τέλος, αφού παρουσιάστηκαν τα αποτελέσματα της μεταβολής του κόστους διανομής πριν και μετά από «επιθέσεις» στις συνδέσεις των πληγεισών περιοχών σε στοχευμένα μέτρα κεντρικότητας, συγκρίνονται οι αδυναμίες του κάθε μέτρου σε σχέση με τον αρχικό κόμβο επιλογής εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» για την υποστήριξη της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής». Οι επιλογές που παρουσιάστηκαν αφορούσαν τους κόμβους ND05A (Minamisoma), ND10A (Higashimatsushima) και ND15A (Osaki). Ξεκινώντας, από τις τρεις περιπτώσεις επιλογής αρχικού κόμβου έναρξης, παρατηρείται σύμφωνα με τις υποθέσεις που κάναμε, ότι ο κόμβος ND15A στις «επιθέσεις» των συνδέσεων στους κόμβους με τις μέγιστες τιμές στα μέτρα κεντρικότητας, παρουσιάζει μικρότερη ποσοστιαία μεταβολή σε σχέση με τους υπόλοιπους. Σε δεύτερη θέση επιλογής, έρχεται ο κόμβος ND10A και στην τελευταία θέση ο κόμβος ND05A. Από την άλλη πλευρά, σε «επιθέσεις» σε κόμβους με την ελάχιστη τιμή στα μέτρα κεντρικότητας ο κόμβος ND05A φαίνεται να είναι ένας από

τους κόμβους που έχει την μικρότερη τιμή στα μέτρα κεντρικότητας που μελετήθηκαν, με αποτέλεσμα εάν επιλεγεί εξ αρχής να αποσυνδεθεί σε μια αβέβαιη «επίθεση» καταστροφής των συνδέσεων που διαθέτει, με αποτέλεσμα θα χρειαζόταν η εκ νέου επιλογή κόμβου εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» για την εξυπηρέτηση των αποστολών της «Ανθρωπιστικής Βοήθειας». Επιπλέον, θα χρειαζόταν περισσότερος χρόνος για την ανταπόκριση ενάντια στο πρόβλημα εμφάνισης μιας κρίσης. Αμέσως μετά, για τους κόμβους ND10A και ND15A παρατηρούμε ότι ο καθένας από τους δύο έχει τα προτερήματα και τα μειονεκτήματα στις ποσοστιαίες μεταβολές του κόστους ανάλογα με τη μέγιστη και την ελάχιστη τιμή που εφαρμόζεται η επίθεση στις συνδέσεις του κόμβου του αντίστοιχου μέτρου κεντρικότητας. Επιλέγοντας πλέον έναν από τους δύο κόμβους ND10A και ND15A θα πρέπει να αναφερθεί ότι ο κόμβος ND10A έχει καλύτερα αποτελέσματα όταν η καταστροφή εμφανίζεται στον κόμβο με την ελάχιστη τιμή στα μέτρα κεντρικότητας ενώ ο κόμβος ND15A έχει καλύτερα αποτελέσματα σε επιθέσεις στον κόμβο με τη μέγιστη τιμή στα μέτρα κεντρικότητας. Για να ολοκληρώσουμε τον συλλογισμό επιλογής, με έναν από τους δύο κόμβους θα κάνουμε χρήση ως επιλογή διαφοροποίησης τον κόμβο με τη μεγαλύτερη τιμή στο μέτρο κεντρικότητας «Degree». Η επιλογή αυτή γίνεται διότι σε αβέβαιες «επιθέσεις» στις συνδέσεις των κόμβων ο ND10A υπερτερεί με περισσότερες συνδέσεις από τον κόμβο ND15A και έχει περισσότερες πιθανότητες να παραμένει συνδεδεμένος στο δίκτυο που μελετάται. Οπότε, ως τελική επιλογή εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» της «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» επιλέγεται ο κόμβος **ND10A** της πόλης «Higashimatsushima».

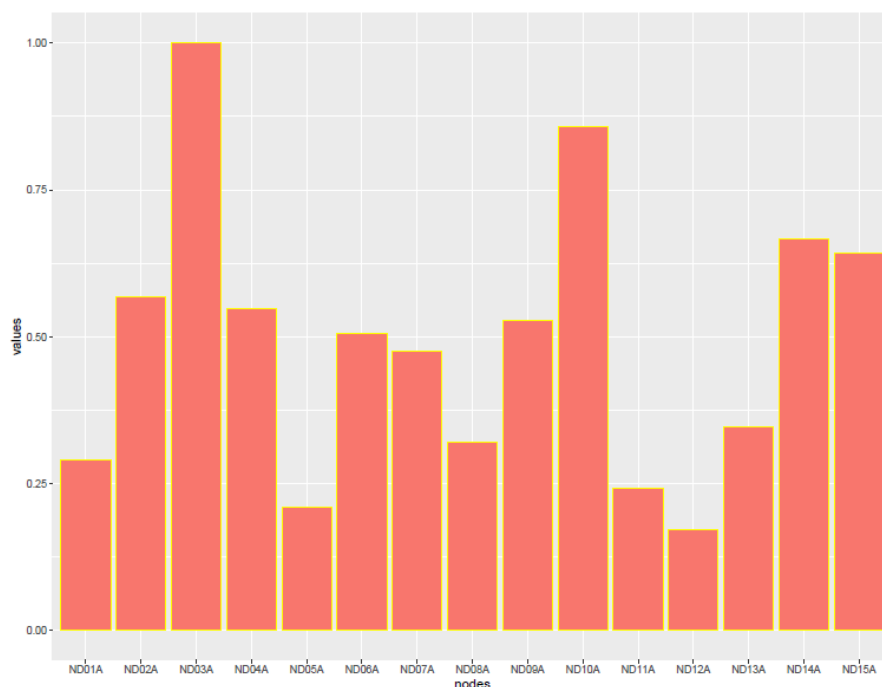
Μετά την ολοκλήρωση των συλλογισμών για τη λήψη απόφασης εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» της πρώτης περίπτωσης, παρουσιάζονται τα νέα «barplots» για τα μέτρα κεντρικότητας (**Σχήματα 4.14 έως 4.16**) όπου εφαρμόστηκε η μετατροπή των χιλιομετρικών βαρών σε σκορ «εγγύτητας» και αφορούν τη δεύτερη περίπτωση μελέτης όπως παρουσιάστηκε στον **Πίνακα 4.5**.

Το μέτρο κεντρικότητας «**Strength**» :



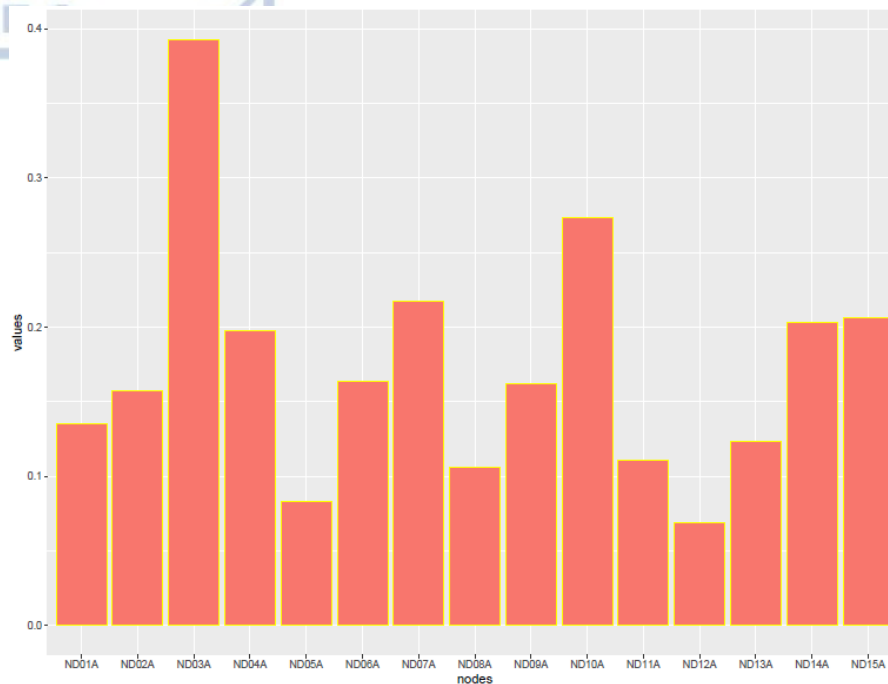
Σχήμα 4.14. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Strength» των 15 πληγεισών περιοχών, της δεύτερης περίπτωσης

Το μέτρο κεντρικότητας «**Eigenvector**» :



Σχήμα 4.15. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Eigenvector» των 15 πληγεισών περιοχών, της δεύτερης περίπτωσης

Το μέτρο κεντρικότητας «Laplacian» :



Σχήμα 4.16. Αποτελέσματα του μέτρου κεντρικότητας «Laplacian» των 15 πληγείσων περιοχών, της δεύτερης περίπτωσης

Αμέσως μετά, εφαρμόζουμε «επιθέσεις» στις συνδέσεις των μέγιστων και ελάχιστων τιμών των κόμβων που υπολογίστηκαν με τα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας σύμφωνα με το σκορ «εγγύτητας» στις συνδέσεις τους. Τα μέτρα αυτά είναι η «Strength» και η «Eigenvector». Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα, για τους κόμβους ND05A, ND10A και ND15A που υπέδειξε το «Νευρωνικό Δίκτυο» της πρώτης περίπτωσης.

Για την επιλογή εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» στον ND05A, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης όπως παρουσιάστηκε νωρίτερα με «επιθέσεις» στις συνδέσεις των μέγιστων τιμών των κόμβων (Πίνακας 4.15).

Πίνακας 4.15. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND05A της δεύτερης περίπτωσης

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Strength (max)	ND03A	0	2307,242	3333,410	1026,168	44,476%
Eigenvector (max)	ND03A	0	2307,242	3333,410	1026,168	44,476%

Αμέσως μετά, για τον ίδιο κόμβο, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης με «επιθέσεις» στις συνδέσεις των ελάχιστων τιμών των κόμβων (**Πίνακας 4.16**).

Πίνακας 4.16. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις ελάχιστες τιμές στα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND05A της δεύτερης περίπτωσης

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Strength (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%
Eigenvector (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%

Στη συνέχεια, για την επιλογή εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» στον ND10A, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης με «επιθέσεις» στις συνδέσεις των μέγιστων τιμών των κόμβων (**Πίνακας 4.17**).

Πίνακας 4.17. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND10A της δεύτερης περίπτωσης

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Strength (max)	ND03A	0	2307,242	3175,723	868,481	37,642%
Eigenvector (max)	ND03A	0	2307,242	3175,723	868,481	37,642%

Αμέσως μετά, για τον ίδιο κόμβο, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης με «επιθέσεις» στις συνδέσεις των ελάχιστων τιμών των κόμβων (Πίνακας 4.18).

Πίνακας 4.18. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις ελάχιστες τιμές στα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND10A της δεύτερης περίπτωσης

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Strength (min)	ND12A	5100	2307,242	7638,771	5331,529	231,078%
Eigenvector (min)	ND12A	5100	2307,242	7638,771	5331,529	231,078%

Ακόμα, για την επιλογή εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» στον ND15A, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης με «επιθέσεις» στις συνδέσεις των μέγιστων τιμών των κόμβων (Πίνακας 4.19).

Πίνακας 4.19. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND15A της δεύτερης περίπτωσης

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Strength (max)	ND03A	0	2307,242	3007,649	700,407	30,357%
Eigenvector (max)	ND03A	0	2307,242	3007,649	700,407	30,357%

Αμέσως μετά, για τον ίδιο κόμβο, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης με «επιθέσεις» στις συνδέσεις των ελάχιστων τιμών των κόμβων (Πίνακας 4.20).

Πίνακας 4.20. Αποτελέσματα «επίθεσης», στις συνδέσεις των κόμβων με τις μέγιστες τιμές στα μετασχηματισμένα μέτρα κεντρικότητας για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» στον κόμβο ND15A της δεύτερης περίπτωσης

Μέτρα Κεντρικότητας	Κόμβος Επίθεσης	Εναέρια Υποστήριξη	Αρχικό Κόστος	Κόστος μετά από Επίθεση	ΔΚ	Ποσοστιαία Μεταβολή
Strength (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%
Eigenvector (min)	ND12A	5100	2307,242	7814,801	5507,559	238,707%

Στα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν, παρατηρούμε ότι υπάρχει ταύτιση σε όλες τις περιπτώσεις των «επιθέσεων» των συνδέσεων στις μέγιστες και ελάχιστες τιμές των στοχευμένων μέτρων κεντρικότητας ανά περίπτωση κόμβου με τα αποτελέσματα των τιμών των μέτρων κεντρικότητας «Closeness» και «Harmonic» που παρουσιάστηκαν νωρίτερα.

Επιπλέον, και στην περίπτωση των μετασχηματισμένων μέτρων κεντρικότητας της δεύτερης περίπτωσης η επιλογή του κόμβου εγκατάστασης είναι ο ND10A για τους ίδιους ακριβώς λόγους που παρουσιάστηκαν νωρίτερα και στην πρώτη περίπτωση.

Τέλος, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της πρώτης περίπτωσης και με τη χρήση των χιλιομετρικών βαρών στους υπολογισμούς, εντοπίζουμε καλύτερα το μέγεθος της ζημιάς που προκαλείται στο δίκτυο της μελέτης, παρατηρώντας την ποσοστιαία μεταβολή του κόστους κάτω από «στοχευμένες επιθέσεις» στις συνδέσεις σημαντικών κόμβων που θα μπορούσαν να οδηγήσουν στη λειτουργική κατάρρευση του δικτύου και συγκεκριμένα στην αναποτελεσματική επιλογή του κατάλληλου κόμβου ως «Κέντρο Διανομής».

4.2 Αξιολόγηση Εργαλείου Λήψης Απόφασης για την επιλογή του «Κέντρου Διανομής» σε διαφορετικά επίπεδα «επιθέσεων» σε πόλεις της Ιαπωνίας

Σύμφωνα με τα δεδομένα που παρουσιάστηκαν στη μελέτη περίπτωσης των πληγεισών περιοχών της Ιαπωνίας, θα εξετάσουμε την προβλεπτική ικανότητα του εργαλείου λήψης απόφασης και σε άλλα ποσοστά επίθεσης στο αρχικό δίκτυο πέρα από το παράδειγμα που εφαρμόστηκε στο 70% των συνολικών συνδέσεων.

Στο αρχικό παράδειγμα εξέτασης στο 70%, παρατηρήσαμε ότι στις 4 πρώτες επιλογές των κόμβων υπήρχαν τα καλύτερα αποτελέσματα για την εγκατάσταση του «Κέντρου Διανομής» για την εξυπηρέτηση της «Ανθρωπιστικής Βοήθειας».

Στη συνέχεια, θα εξετάσουμε «επιθέσεις» αφαίρεσης συνδέσεων στο αρχικό δίκτυο στα ποσοστά, 40%, 50% και 60% αξιολογώντας την προβλεπτική ικανότητα του εργαλείου σύμφωνα με τα ποσοστά πρόβλεψης κατάταξης των κόμβων ως αρχική επιλογή. Ξεκινώντας, με ποσοστό «επίθεσης» αφαίρεσης συνδέσεων στο 40% των αρχικών συνδέσεων τα αποτελέσματα διαμορφώνονται όπως παρουσιάζονται στον **Πίνακα 4.21**.

Πίνακας 4.21. Παρουσίαση πρόβλεψης επιλογής κόμβων με «επίθεση» στο 40% των συνδέσεων, με χρήση του «Νευρωνικού Δικτύου» της πρώτης περίπτωσης

Κόμβοι	Πρόβλεψη	Επιλογή / Απόρριψη	Κόστος
ND11A	0,535	0	1297,51
ND15A	0,482	1	1297,48
ND01A	0,445	1	1297,48
ND10A	0,382	1	1294,02
ND06A	0,365	1	1297,48
ND02A	0,300	0	1297,51
ND09A	0,284	0	1297,51
ND03A	0,276	1	1297,48
ND12A	0,269	0	1335,58
ND13A	0,268	0	1297,51
ND05A	0,251	0	1334,94
ND08A	0,246	0	1297,51
ND04A	0,211	0	1297,51
ND07A	0,205	0	1297,51
ND14A	0,183	0	1297,51

Παρατηρούμε ότι, ως δεύτερη επιλογή το «Νευρωνικό Δίκτυο» υπέδειξε τον κόμβο «ND15A» που εάν εξετάζαμε προσομοιωτικά όλους τους κόμβους, ανήκει στην κατηγορία της δεύτερης κατά συνέχεια βέλτιστης ελάχιστης τιμής που υποθέσαμε στο κριτήριο εκπαίδευσης του «Νευρωνικού Δικτύου». Ακολουθεί ο κόμβος «ND01A», ο «ND10A» και ο «ND06A» οι οποίοι υπακούν στα κριτήρια που ορίσαμε και συγκεκριμένα ο κόμβος «ND10A» αποτελεί τη βέλτιστη λύση της πρώτης ελάχιστης τιμής που ορίσαμε. Ο καλύτερος κόμβος εγκατάστασης του «Κέντρου Διανομής» είναι ο κόμβος «ND10A» όπως διαπιστώσαμε από την προσομοίωση όλων των κόμβων. Εάν επιτρέπαμε στο εργαλείο απόφασης που αναπτύξαμε να λάβει υπόψη τους τέσσερεις πρώτους κόμβους σύμφωνα με την προβλεπτική του ικανότητα θα εξοικονομούσαμε σε ποσοστό **73,33%** τα προσομοιωτικά αποτελέσματα από τους 15 συνολικούς κόμβους και θα βρίσκαμε και την πρώτη βέλτιστη ελάχιστη τιμή.

Στη συνέχεια, με ποσοστό «επίθεσης» αφαίρεσης συνδέσεων στο 50% των αρχικών συνδέσεων του δικτύου, τα αποτελέσματα διαμορφώνονται όπως παρουσιάζονται στον **Πίνακα 4.22**.

Πίνακας 4.22. Παρουσίαση πρόβλεψης επιλογής κόμβων με «επίθεση» στο 50% των συνδέσεων, με χρήση του «Νευρωνικού Δικτύου» της πρώτης περίπτωσης

Κόμβοι	Πρόβλεψη	Επιλογή / Απόρριψη	Κόστος
ND15A	0,618	1	1659,98
ND11A	0,505	1	1659,98
ND05A	0,347	0	1685,65
ND10A	0,331	1	1676,54
ND01A	0,331	1	1676,54
ND12A	0,331	1	1676,54
ND08A	0,307	1	1676,54
ND13A	0,299	1	1659,98
ND04A	0,289	1	1676,54
ND06A	0,261	1	1676,54
ND02A	0,248	1	1676,54
ND03A	0,245	1	1659,98
ND07A	0,245	1	1676,54
ND09A	0,235	1	1659,98
ND14A	0,233	1	1676,54

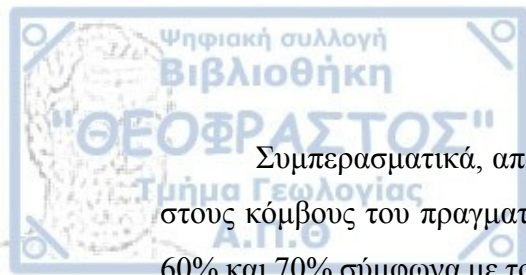
Παρατηρούμε ότι, στις δύο πρώτες επιλογές το «Νευρωνικό Δίκτυο» έχει υποδείξει τους κόμβους «ND15A» και «ND11A» όπως παρουσιάζεται στον **Πίνακα 4.22**. Στα δεξιά φαίνονται τα προσομοιωτικά αποτελέσματα στα οποία ανήκουν οι δύο αυτοί κόμβοι και αποτελούν τη βέλτιστη ελάχιστη τιμή. Συμπερασματικά, εάν επιλέγαμε να προσομοιώσουμε τα δύο πρώτα αποτελέσματα στην συγκεκριμένη περίπτωση θα εξοικονομούσαμε το **86,67%** της προσομοιωτικής διαδικασίας και των 15 κόμβων βρίσκοντας και θα εντοπίζαμε την πρώτη βέλτιστη ελάχιστη τιμή.

Στη συνέχεια, με ποσοστό «επίθεσης» αφαίρεσης συνδέσεων στο 60% των αρχικών συνδέσεων του δικτύου, τα αποτελέσματα διαμορφώνονται όπως παρουσιάζονται στον **Πίνακα 4.23**.

Πίνακας 4.23. Παρουσίαση πρόβλεψης επιλογής κόμβων με «επίθεση» στο 60% των συνδέσεων, με χρήση του «Νευρωνικού Δικτύου» της πρώτης περίπτωσης

Κόμβοι	Πρόβλεψη	Επιλογή / Απόρριψη	Κόστος
ND11A	0,471	0	2216,77
ND15A	0,422	0	2118,75
ND05A	0,375	1	2080,70
ND08A	0,359	0	2116,57
ND13A	0,342	1	2097,26
ND10A	0,338	0	2116,57
ND01A	0,334	0	2172,44
ND02A	0,284	0	2116,57
ND12A	0,282	0	2257,14
ND06A	0,277	1	2080,70
ND09A	0,268	0	2116,57
ND03A	0,265	0	2161,42
ND14A	0,238	0	2254,96
ND07A	0,233	0	2116,57
ND04A	0,183	0	2116,57

Παρατηρούμε ότι, στις τρεις πρώτες επιλογές το «Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης» μας υπέδειξε ως βέλτιστη λύση την πρώτη καλύτερη ελάχιστη τιμή που αντιστοιχεί στον κόμβο «ND05A» εξοικονομώντας 80% της προσωμοιωτικής διαδικασίας από τους υπόλοιπους κόμβους. Από την άλλη πλευρά, εάν εξετάζαμε τους πέντε πρώτους κόμβους θα διαπιστώναμε ότι στην 5^η θέση υπάρχει ο κόμβος «ND13A», όπου υπάρχει η βέλτιστη δεύτερη κατά συνέχεια ελάχιστη τιμή σύμφωνα με τα κριτήρια της υπόθεσης μας κατά την εκπαίδευση του «Νευρωνικού Δικτύου» εξοικονομώντας έτσι το 66,7% της προσωμοιωτικής διαδικασίας.



Συμπερασματικά, από όλες τις περιπτώσεις «επίθεσης» αφαίρεσης συνδέσεων στους κόμβους του πραγματικού δικτύου μελέτης, για ποσοστά επίθεσης 40%, 50%, 60% και 70% σύμφωνα με το παράδειγμα ανάλυσης που παρουσιάστηκε, μπορούμε να πούμε ότι εξοικονομούμε σε ποσοστό **73,33%** της προσομοιωτικής διαδικασίας για την εύρεση του κόστους διανομής. Επιλέγουμε ουσιαστικά, να εξετάσουμε τους 4 από τους 15 κόμβους που υποδεικνύει η πρόβλεψη του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης» και έχουμε είτε την πρώτη είτε τη δεύτερη κατά συνέχεια καλύτερη ελάχιστη τιμή του κόστους διανομής. Η επιλογή των τεσσάρων από τους 15 κόμβους έγινε, διότι στα παραδείγματα που παρουσιάστηκαν, υπήρξε εμφάνιση της πρώτης βέλτιστης ελάχιστης τιμής στις τέσσερις πρώτες προβλέψεις και συγκεκριμένα στην περίπτωση «επίθεσης» στο 40% των συνδέσεων του αρχικού δικτύου. Στα, υπόλοιπα παραδείγματα οι θέσεις εμφάνισης ήταν από την 1^η έως 3^η θέση.

Συμπεράσματα και Μελλοντική Κατεύθυνση

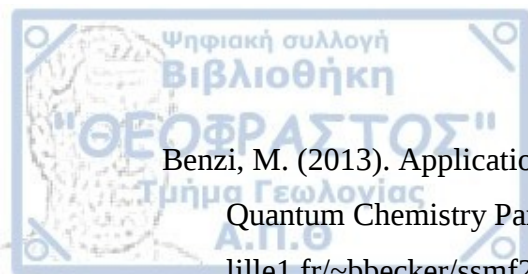
Στο σημείο αυτό, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το αντικείμενο της ερευνητικής διπλωματικής εργασίας, είναι αρκετά επίκαιρο όχι όμως και τετριμμένο. Απώτερος σκοπός, ήταν η διαμόρφωση ενός εργαλείου λήψης απόφασης για την επιλογή του κατάλληλου «Κέντρου Διανομής» για την άμεση εξυπηρέτηση μιας «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής» μετά από φυσικές ή ανθρωπογενείς καταστροφές. Αποτελεί ένα πρωτότυπο θέμα που συνδυάζει όλες τις γνώσεις και τις ιδέες που αποκτήθηκαν από τη μελέτη της διεθνούς ερευνητικής βιβλιογραφίας. Μεταβαίνοντας από το θεωρητικό υπόβαθρο της ερευνητικής διαδικασίας οδηγούμαστε σε μια πιο πρακτική άμεση αντιμετώπιση μιας καταστροφής σε ένα δίκτυο «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής». Παράλληλα, προκύπτει η ανάπτυξη ενός σύγχρονου εργαλείου που χρησιμοποιεί, βασικές αρχές της «Εφοδιαστικής», της «Επιστήμης των Δικτύων», της «Στατιστικής Ανάλυσης», της «Θεωρίας της Πληροφορίας» σε συνδυασμό με τη χρήση των «Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης». Λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα της προβλεπτικής ικανότητας του «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου» καθώς και τα αποτελέσματα από τις συσχετίσεις και τις εξαρτήσεις μεταξύ των μέτρων κεντρικότητας και του κόστους διανομής, γίνεται η επιλογή των καταλληλότερων μέτρων για τις στοχευμένες «επιθέσεις» που θα εφαρμοστούν σε πραγματικά δίκτυα. Επιπλέον, ο «Συντελεστής Μεταβλητότητας» συμβάλει στην κατηγοριοποίηση του δικτύου μελέτης για την τελική απόφαση της «επίθεσης» στις συνδέσεις των σημαντικότερων κόμβων των συγκεκριμένων μέτρων κεντρικότητας. Στόχος, η αποδυνάμωση των κόμβων και η μελέτη της «ευπάθειας» του δικτύου με τη ποσοστιαία μεταβολή του κόστους διανομής για την αποτελεσματικότερη λήψη απόφασης επιλογής, ενός κόμβου ως «Κέντρο Διανομής» για την εξυπηρέτηση ενός δικτύου «Ανθρωπιστικής Εφοδιαστικής».

Συνοψίζοντας τα παραπάνω, στόχος της παρούσας ερευνητικής διπλωματικής εργασίας ήταν να αποτελέσει έναυσμα για περαιτέρω έρευνα σχετικά με ένα τόσο ενδιαφέρον και πολύπλοκο ερευνητικό θέμα. Κατά τη διεξαγωγή της ερευνητικής διαδικασίας, της ανάλυσης της βιβλιογραφίας και των τελικών αποτελεσμάτων σε κάθε στάδιο, προέκυψαν νέες ιδέες και ερευνητικές απορίες για τη μελλοντική μελέτη του θέματος.

Ως προτεινόμενα ζητήματα για μελλοντική έρευνα, μπορούμε να συστήσουμε τη μελέτη και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων διαφόρων αλγορίθμων επίλυσης του προβλήματος του «Περιοδεύοντος Πωλητή» για τον υπολογισμό του κόστους διανομής. Ακόμα, τη χρήση νέων μέτρων κεντρικότητας, είτε λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη στις συνδέσεις μεταξύ των κόμβων είτε χωρίς αυτά, με βάση τα όσα εντοπίστηκαν κατά τη μελέτη της διεθνούς βιβλιογραφίας. Επιπροσθέτως, προτείνουμε τη δημιουργία νέων μέτρων κεντρικότητας σύμφωνα με τις νέες ανάγκες που μπορεί να προκύψουν κατά τη μελλοντική ερευνητική διαδικασία καθώς και τη βελτιστοποίηση ή τη δημιουργία νέου αλγορίθμου επίλυσης του προβλήματος του «Περιοδεύοντος Πωλητή» κάνοντας χρήση των μέτρων κεντρικότητας. Στη συνέχεια, θα μπορούσαμε να μελετήσουμε την εφαρμογή των αποτελεσμάτων στη διαδικασία της μάθησης ενός «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης» για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων, βελτίωσης ή όχι της προβλεπτικής ικανότητας του μοντέλου, σύμφωνα με τα τωρινά δεδομένα της έρευνας όπως επίσης και τη μελέτη διαφορετικών μοντέλων δικτύων, πέρα από τα «Κλασσικά Τυχαία Δίκτυα» και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ τους. Στόχος, ο εντοπισμός του καταλληλότερου μοντέλου δικτύου για την εφαρμογή του σε πραγματικά δίκτυα. Επίσης, συστήνουμε τη μελέτη δικτύων με περισσότερους κόμβους και τη δημιουργία μιας καθολικής βάσης δεδομένων για την πρόβλεψη σε οποιαδήποτε αριθμό κόμβων και πυκνότητας των συνδέσεων με στόχο την αποτελεσματικότερη πρόβλεψη της επιλογής του «Κέντρου Διανομής». Ακόμα, προτείνεται η εφαρμογή των «επιθέσεων» σε συνδέσεις του δικτύου με χρήση εναλλακτικών διαδρομών (χρήση μεγαλύτερων χιλιομετρικών αποστάσεων ως βάρη) στις αρχικές συνδέσεις που θα αφαιρεθούν καθώς και η χρήση της «εντροπίας» στη μελέτη της «ευπάθειας» ενός κόμβου ή μιας σύνδεσης του εξεταζόμενου δικτύου. Επιπλέον, θα μπορούσε να μελετηθεί η εφαρμογή πολλαπλών επαναλαμβανόμενων «επιθέσεων» για τη συλλογή στατιστικών στοιχείων, σχετικά με τα μέτρα κεντρικότητας και το κόστος διανομής μετά την εφαρμογή των «επιθέσεων». Τέλος, θα μπορούσαμε να αναπτύξουμε ένα ολοκληρωμένο εργαλείο λήψης απόφασης, με όλες τις διαδικασίες αυτοματοποιημένες για την άμεση εξαγωγή του αποτελέσματος με ελάχιστη τριβή από τη πλευρά του χρήστη. Για την υλοποίηση του εγχειρήματος αυτού, προτείνεται η χρήση της γλώσσα στατιστικής ανάλυσης «R» με το πακέτο «Shiny» καθώς και η προσπάθεια μετάβασης στη γλώσσα προγραμματισμού «Python» για τη δημιουργία ενός αυτοματοποιημένου προγράμματος με συμβατότητα σε πολλά λειτουργικά συστήματα.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Alvarez, H. & Serrato, M. (2013). *Social Network Analysis for Humanitarian Logistics Operations in Latin America*.
- APICS (2013). *APICS Dictionary, 14th Edition* John H Blackstone, ed, APICS.
- Ashtiani, M. & Jafari, M. (2017). CINNA: Deciphering Central Informative Nodes in Network Analysis. *bioRxiv*, p.168757. Available at:
<http://biorxiv.org/content/early/2017/07/26/168757.abstract>.
- Azuero, R.M., Rodriguez, D. & Zarruk, D. (2018). gmapsdistance: Distance and Travel Time Between Two Points from Google Maps. Available at:
<https://cran.r-project.org/web/packages/gmapsdistance/>.
- Bányai, T. (2016). Supply chain agility in humanitarian logistics. *Advanced Logistic Systems*, 10(1), pp.75–81. Available at: <http://midra.unimiskolc.hu/document/27343/22942.pdf>.
- Barabási, A.-L. & Albert, R. (1999). Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, 286(5439), p.509 LP-512. Available at:
<http://science.sciencemag.org/content/286/5439/509.abstract>.
- Barabási, A.L. & Pósfai, M.A. (2016). *Network Science*, Cambridge University Press.
- Behl, A. & Dutta, P. (2018). Humanitarian supply chain management: a thematic literature review and future directions of research. *Annals of Operations Research*. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10479-018-2806-2>.
- Bellingeri, M. et al. (2018). Efficacy of local attack strategies on the Beijing road complex weighted network. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 510, pp.316–328.



- Benzi, M. (2013). Applications of Matrix Functions to Network Analysis and Quantum Chemistry Part I: Complex Networks. Available at: http://math.univ-lille1.fr/~bbecker/ssmf2013/benzi_1.pdf.
- Boldi, P. & Vigna, S. (2014). Axioms for Centrality. *Internet Mathematics*, 10(3–4), pp.222–262. Available at: <https://doi.org/10.1080/15427951.2013.865686>.
- Bonacich, P. (1987). Power and Centrality: A Family of Measures. *American Journal of Sociology*, 92(5), pp.1170–1182. Available at: <https://doi.org/10.1086/228631>.
- Borgatti, S.P, Everett, M.G. & Johnson, J.C. (2013). *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications.
- Bowersox, D, Closs, D. & Cooper, M.B. (2012). *Supply Chain Logistics Management* 4th ed, McGraw-Hill Education.
- Brandes, U. (2001). A faster algorithm for betweenness centrality. *The Journal of Mathematical Sociology*, 25(2), pp.163–177. Available at: <https://doi.org/10.1080/0022250X.2001.9990249>.
- Chase, R.B. & Jacobs, F.R. (2017). *Operations and Supply Chain Management*, McGraw-Hill Education.
- Chen, S.-M, Xu, Y.-F. & Nie, S. (2017). Robustness of network controllability in cascading failure. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 471, pp.536–539. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437116310299>.
- Cheng, Y.-Y. et al. (2015). Measuring centralities for transportation networks beyond structures. In *Applications of social media and social network analysis*. Springer, pp. 23–39.

Chok, N.S. (2010). *Pearson's versus Spearman's and Kendall's correlation coefficients for continuous data*. University of Pittsburgh. Available at: <http://d-scholarship.pitt.edu/id/eprint/8056>.

da Costa, S.R.A., Campos, V.B.G. & de Mello Bandeira, R.A. (2012). Supply chains in humanitarian operations: cases and analysis. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 54. Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042812042395>.

Cozzolino, A. (2012). *Humanitarian Logistics: Cross-Sector Cooperation in Disaster Relief Management*, Springer Berlin Heidelberg. Available at: <https://books.google.gr/books?id=rC2zHgjcZzQC>.

Crandall, R.E, Crandall, W.R. & Chen, C.C. (2014). *Principles of Supply Chain Management, Second Edition*, CRC Press.

Dehmer, M, Shi, Y. & Emmert-Streib, F. (2016). *Computational Network Analysis with R: Applications in Biology, Medicine and Chemistry*, Wiley.

Doane, D. & Seward, L. (2015). *Applied Statistics in Business and Economics*

Engels, D.W. (1980). *Alexander the Great and the Logistics of the Macedonian Army*, University of California Press Books. Available at: <https://www.ucpress.edu/book/9780520042728/alexander-the-great-and-the-logistics-of-the-macedonian-army>.

Erdős, P. & Rényi, A. (1959). On random graphs i. *Publ. Math. Debrecen*, 6, pp.290–297.

Eremenko, K. & Ponteves, P. (2018). *Machine Learning A-Z™: Hands-On Python & R In Data Science*. Available at: www.udemy.com/machinelearning.

Estrada, E. (2012). *The Structure of Complex Networks: Theory and Applications*, OUP Oxford.



Estrada, E. & Knight, P.A. (2015). *A First Course in Network Theory*, OUP Oxford.

Estrada, E. & Rodriguez-Velázquez, J.A. (2005). Subgraph centrality in complex networks. *Physical Review E*, 71(5). Available at: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.71.056103>.

Freeman, L.C. (1977). A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness. *Sociometry*, 40(1), pp.35–41. Available at: <http://www.jstor.org/stable/3033543>.

Freeman, L.C. (1978). Centrality in social networks conceptual clarification. *Social Networks*, 1(3), pp.215–239. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0378873378900217>.

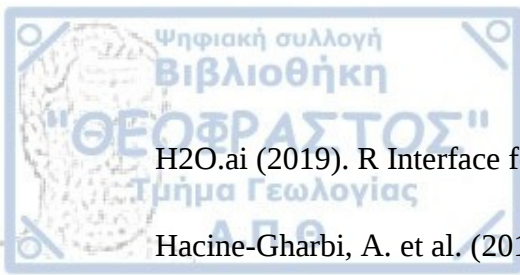
Gabor, C. & Tamas, N. (2006). The igraph software package for complex network research. *InterJournal, Complex Sy*, p.1695. Available at: <http://igraph.org>.

Gilbert, E.N. (1959). Random Graphs. *The Annals of Mathematical Statistics*, 30(4), pp.1141–1144. Available at: <http://www.jstor.org/stable/2237458>.

Gligor, D. (2015). The five dimensions of supply chain agility. *CSCMP's Supply Chain Quarterly*. Available at: <https://www.supplychainquarterly.com/topics/Strategy/20151022-the-five-dimensions-of-supply-chain-agility/>.

Glorot, X, Bordes, A. & Bengio, Y. (2011). Deep Sparse Rectifier Neural Networks. In G. Gordon, D. Dunson, & M. Dudík, eds. *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. Proceedings of Machine Learning Research. Fort Lauderdale, FL, USA: PMLR, pp. 315–323. Available at: <http://proceedings.mlr.press/v15/glorot11a.html>.

h2o.ai (2019). Deep Learning (Neural Networks). Available at: <http://docs.h2o.ai/h2o/latest-stable/h2o-docs/data-science/deep-learning.html> [Accessed February 10, 2019].



H2O.ai (2019). R Interface for H2O. Available at: <https://github.com/h2oai/h2o-3>.

Hacine-Gharbi, A. et al. (2012). Low bias histogram-based estimation of mutual information for feature selection. *Pattern Recognition Letters*, 33(10), pp.1302–1308. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865512000761>.

Hahsler, M. & Hornik, K. (2007). TSP Infrastructure for the Traveling Salesperson Problem. *Journal of Statistical Software; Vol 1, Issue 2 (2008)* . Available at: <https://www.jstatsoft.org/v023/i02>.

Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* 2nd ed., Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR.

Holme, P. et al. (2002). Attack vulnerability of complex networks. *Physical Review E*, 65(5), p.56109. Available at: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.65.056109>.

Iyer, S. et al. (2013). Attack robustness and centrality of complex networks. *PloS one*, 8(4), pp.e59613–e59613. Available at: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23565156>.

Jalili, M. et al. (2015). CentiServer: A Comprehensive Resource, Web-Based Application and R Package for Centrality Analysis. *PLOS ONE*, 10(11), pp.1–8. Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0143111>.

Jijju, T. et al. (2017). Robustness of Network Controllability to Degree-Based Edge Attacks BT - *Complex Networks & Their Applications V*. In H. Cherifi et al., eds. Cham: Springer International Publishing, pp. 525–537.

Joslyn, L, Croson, C. & Reed, S. (2014). Determining Critical Locations in a Road Network. *SIAM Undergraduate Research Online*, 7. Available at: <http://www.siam.org/students/siuro/vol7/S01259.pdf>.

- Julliard, R, Yun, P.J. & Rado, R. (2015). Robustness of transportation networks: The case of Madagascar's road network. *International Journal of Advancements in Research & Technology*, 4(5), pp.1–4. Available at: <https://pdfs.semanticscholar.org/e811/a6787f3acf614566457c9cf78ae399ebba1.pdf>.
- Katz, L. (1953). A new status index derived from sociometric analysis. *Psychometrika*, 18(1), pp.39–43. Available at: <https://doi.org/10.1007/BF02289026>.
- Kruithof, M. (2012). *Traveling Salesman Problem Comparisons between heuristics, linear and semidefinite programming approximations*. University of Groningen. Available at: <http://fse.studenttheses.ub.rug.nl/id/eprint/10233%0A>.
- Legg, P.A. et al. (2013). Improving accuracy and efficiency of mutual information for multi-modal retinal image registration using adaptive probability density estimation. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 37(7–8), pp.597–606. Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0895611113001377>.
- Lekha, D.S. & Balakrishnan, K. (2017). Attack Vulnerability of Complex Networks in Center-Based Strategies. *arXiv preprint arXiv:1712.04107*, (last revised 12 Dec 2018 (version 2)). Available at: <http://arxiv.org/abs/1712.04107>.
- Li, J. et al. (2015). Use of Complex Networks Theory in Emergency/Disaster Management. In R. Zhang et al., eds. *LISS 2013*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 997–1002.
- Liu, Y.-Y, Slotine, J.-J. & Barabási, A.-L. (2011). Controllability of complex networks. *Nature*, 473(7346), pp.167–173. Available at: <http://www.nature.com/doifinder/10.1038/nature10011>.
- Lohmann, G. et al. (2010). Eigenvector centrality mapping for analyzing connectivity patterns in fMRI data of the human brain. *PloS one*, 5(4), pp.e10232–e10232. Available at: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20436911>.



- Marchiori, M. & Latora, V. (2000). Harmony in the small-world. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 285(3), pp.539–546. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437100003113>.
- Matai, R, Singh, S. & Mittal, M.L. (2010). Traveling Salesman Problem: an Overview of Applications, Formulations, and Solution Approaches. In D. Davendra, ed. *Traveling Salesman Problem*. Rijeka: IntechOpen. Available at: <https://doi.org/10.5772/12909>.
- Mathew, D.C. (2013). Nonparametric Estimation of Mutual Information and Test for Independence. *International Journal of Statistika and Matematika*, 5(2), pp.27–30. Available at: http://statperson.com/Journal/StatisticsAndMathematics/Article/Volume5Issue2/IJSAM_5_2_1.pdf.
- Mohmand, Y.T. & Wang, A. (2013). Weighted complex network analysis of Pakistan highways. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2013. Available at: <http://dx.doi.org/10.1155/2013/862612>.
- Neo4j Team (2018). The Neo4j Graph Algorithms User Guide v3.5. *Neo4j, Inc.* Available at: <https://neo4j.com/docs/graph-algorithms/3.5/>.
- Newman, M. (2010). *Networks: An Introduction*, OUP Oxford.
- Nie, S. et al. (2014). Robustness of Controllability for Networks Based on Edge-Attack. *PLOS ONE*, 9(2), p.e89066. Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0089066>.
- Nielsen, M. (2015). Why are deep neural networks hard to train? In *Neural Networks and Deep Learning*. Determination Press. Available at: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap5.html>.



OCHA (2019). *Global Humanitarian Overview*, Available at:

<https://reliefweb.int/report/world/global-humanitarian-overview-2019-enaresfrzh/>.

Opsahl, T, Agneessens, F. & Skvoretz, J. (2010). Node centrality in weighted networks: Generalizing degree and shortest paths. *Social Networks*, 32(3), pp.245–251. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378873310000183>.

Opshal, T. (2010). Closeness centrality in networks with disconnected components. Available at: <https://toreopsahl.com/2010/03/20/closeness-centrality-in-networks-with-disconnected-components/>.

Page, L. et al. (1999). *The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web.*, Stanford InfoLab. Available at: <http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/>.

Park, K. & Yilmaz, A. (2010). A social network analysis approach to analyze road networks. In *ASPRS Annual Conference. San Diego, CA*. pp. 1–6. Available at: pdfs.semanticscholar.org/29cb/40f7a7606b29bbc6f870ab878277b48d411c.pdf.

Parviainen, S. (2011). Discrete Optimization (Heuristics for TSP). Available at: http://www.mafy.lut.fi/study/DiscreteOpt/CH5_3.pdf.

Patterson, J. & Gibson, A. (2017). *Deep Learning: A Practitioner's Approach*, O'Reilly Media.

Qi, X. et al. (2012). Laplacian centrality: A new centrality measure for weighted networks. *Information Sciences*, 194, pp.240–253. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025511006761>.

Rosenkrantz, D, Stearns, R. & Lewis P, I.I. (1977). An Analysis of Several Heuristics for the Traveling Salesman Problem. *SIAM Journal on Computing*, 6(3), pp.563–581. Available at: <https://doi.org/10.1137/0206041>.



RStudio, RStudio (IDE). Available at: <https://www.rstudio.com/products/rstudio/>.

Sabidussi, G. (1966). The centrality index of a graph. *Psychometrika*, 31(4), pp.581–603.

Sahay, B.S, Gupta, S. & Menon, V.C. (2015). *Managing Humanitarian Logistics*, Springer India. Available at: <https://books.google.gr/books?id=UJmKCgAAQBAJ>.

Schneider, C.M. et al. (2011). Mitigation of malicious attacks on networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(10), p.3838 LP-3841. Available at: <http://www.pnas.org/content/108/10/3838.abstract>.

Schoch, D. (2016). Periodic Table of Network Centrality. *University of Konstanz*. Available at: <http://www.schochastics.net/sna/periodic.html>.

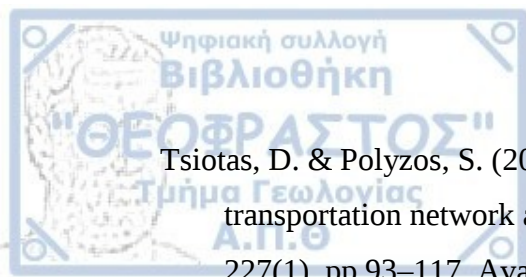
Shannon, C.E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, 27(3), pp.379–423. Available at: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>.

sigma (2018). *Natural catastrophes and man-made disasters in 2017: a year of record-breaking losses (No 1 /2018)*, Available at: <https://www.preventionweb.net/publications/view/57805>.

Stergiou, C. & Siganos, D, Neural Network. *SURPRISE 96 Journal*. Available at: https://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html [Accessed March 14, 2018].

The R Foundation (2017). The R Project for Statistical Computing. Available at: <https://www.r-project.org>.

Tomasini, R. & Van Wassenhove, L. (2009). *Humanitarian Logistics*, Palgrave Macmillan UK. Available at: <https://books.google.gr/books?id=E72GDAAAQBAJ>.



- Tsiotas, D. & Polyzos, S. (2015). Introducing a new centrality measure from the transportation network analysis in Greece. *Annals of Operations Research*, 227(1), pp.93–117. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10479-013-1434-0>.
- Wand, M.P. (1997). Data-Based Choice of Histogram Bin Width. *Australian Graduate School of Management, Statistics Working Paper*, 51.
- Wang, W, Huang, L. & Liang, X. (2018). On the Simulation-Based Reliability of Complex Emergency Logistics Networks in Post-Accident Rescues. *International journal of environmental research and public health*, 15(1), p.79. Available at: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/29316614>.
- Van Wassenhove, L.N. (2006). Humanitarian Aid Logistics: Supply Chain Management in High Gear. *The Journal of the Operational Research Society*, 57(5), pp.475–489. Available at: <http://www.jstor.org/stable/4102445>.
- Watts, D.J. & Strogatz, S.H. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 393(6684), pp.440–442. Available at: <https://doi.org/10.1038/30918>.
- Weng, W. et al. (2007). Modeling the dynamics of disaster spreading from key nodes in complex networks. *International Journal of Modern Physics C*, 18(05), pp.889–901. Available at: <https://doi.org/10.1142/S0129183107010619>.
- Wikipedia (2019). 2011 Tōhoku earthquake and tsunami. *Wikimedia Foundation*. Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/2011_Tōhoku_earthquake_and_tsunami [Accessed February 10, 2019].
- Yan, E. & Ding, Y. (2009). Applying centrality measures to impact analysis: A coauthorship network analysis. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 60(10), pp.2107–2118. Available at: <http://dx.doi.org/10.1002/asi.21128>.
- Yin, L. et al. (2006). Connection and stratification in research collaboration: An analysis of the COLLNET network. *Information Processing & Management*, 42(6), pp.1599–1613. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457306000422>.

Αγγελίδης, Γ. & Ταουκτσής, Ξ. (2018). Η μίμηση και η μάθηση του καλού και του κακού από την ανθρώπινη επικοινωνία σε ένα Νευρωνικό Δίκτυο «Βαθιάς Μάθησης». In Ελληνική Μαθηματική Εταιρεία-Παράρτημα Κεντρικής Μακεδονίας, p. 13.

Αντωνίου, Ι. (2018). Θεωρία Πληροφορίας, Εντροπία, Πολυπλοκότητα - Εξάρτηση από Εντροπία.

Γαλάνης, Π. (2008). Στατιστικές μέθοδοι ανάλυσης δεδομένων (Statistical methods of data analysis). *ARCHIVES OF HELLENIC MEDICINE*, 26(5)(Athens Medical Society), pp.699–711. Available at: <http://www.mednet.gr/archives/2009-5/pdf/699.pdf>.

Γκόγκογλου, Β. (2016). *Ανάλυση online κοινωνικών δικτύων. Μία εφαρμογή σε δίκτυο από το Youtube*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης. Available at: <http://ikee.lib.auth.gr/record/282827>.

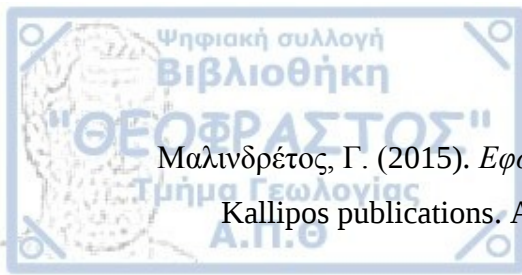
Γρηγοριάδης, Ι.Λ. (2014). *Μέτρα σε δίκτυα: ιδιότητες και εφαρμογές*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ). Available at: <http://ikee.lib.auth.gr/record/135703>.

Ζωϊκα, Δ. (2010). *Προσομοίωση Πραγματικού Συστήματος Επιχείρησης*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ). Available at: <http://ikee.lib.auth.gr/record/124076>.

Καραγιάννης, Β. & Μωυσιάδης, Χ. (2017). Τυχαία δίκτυα.

Κολυβά-Μαχαίρα, Φ. & Μπόρα-Σέντα, Ε. (2013). *Στατιστική: Θεωρία και Εφαρμογές* Β΄ Έκδοση, Θεσσαλονίκη: Ζήτη.

Μακρής, Γ.Χ. (2015). *Κρυπτογραφία με Χάος*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ). Available at: <http://hdl.handle.net/10442/hedi/37024>.



Μαλινδρέτος, Γ. (2015). *Εφοδιαστική αλυσίδα, logistics και εξυπηρέτηση πελατών*, Kallipos publications. Available at: <http://hdl.handle.net/11419/5391>.

Μανωλόπουλος, Ι. (2015). Μονοπάτια και κύκλοι (Hamiltonian). Available at: <https://opencourses.auth.gr/modules/units/?course=OCRS264&id=2808>.

Μενεξές, Γ. & Κουτσός, Θ. (2016). Σπουδαιότητα και ιδιότητες του συντελεστή παραλλακτικότητας. Αναρτημένη ανακοίνωση (poster) στο 16ο Πανελλήνιο Συνέδριο Γενετικής Βελτίωσης Φυτών.

Νενεκούμη, Α. (2016). *Μοντέλα γραμμικού προγραμματισμού για το πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ). Available at: <http://ikee.lib.auth.gr/record/283293>.

Παπαϊωάννου, Χ. (2018). Αλγόριθμοι Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης και Εξομάλυνση με χρήση της μεθόδου Dropout. , p.90. Available at: <https://pergamos.lib.uoa.gr/uoa/dl/object/2698969>.

Παπατσούμα, Ι.Ν. (2018). *Συμβολή στη δειγματοληπτική ανάδειξη μοντέλων κατανομών με χρήση του συντελεστή μεταβλητότητας*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ). Available at: <https://ikee.lib.auth.gr/record/301517>.

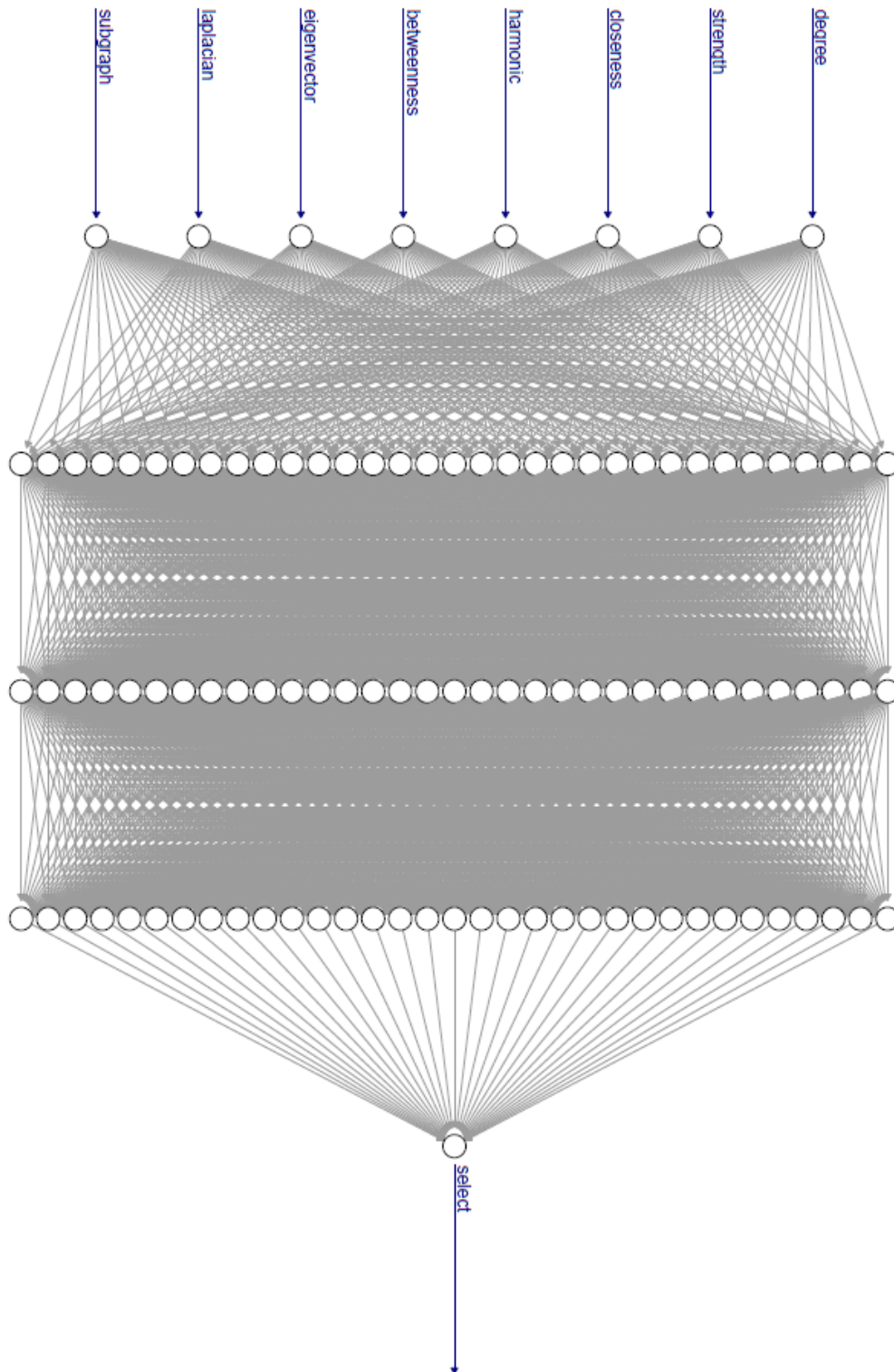
Στυλιανού, Ν. (2013). *Προσεγγίζοντας το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή*. Πανεπιστήμιο Πατρών. Available at: <http://hdl.handle.net/10889/6347>.

Ταουκτσής, Ξ. (2016). *Εφοδιαστική Αλυσίδα Κλειστού Βρόγχου: Βιβλιογραφική Ανάλυση και Μαθηματική Μοντελοποίηση*. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ). Available at: <http://ikee.lib.auth.gr/record/287203>.

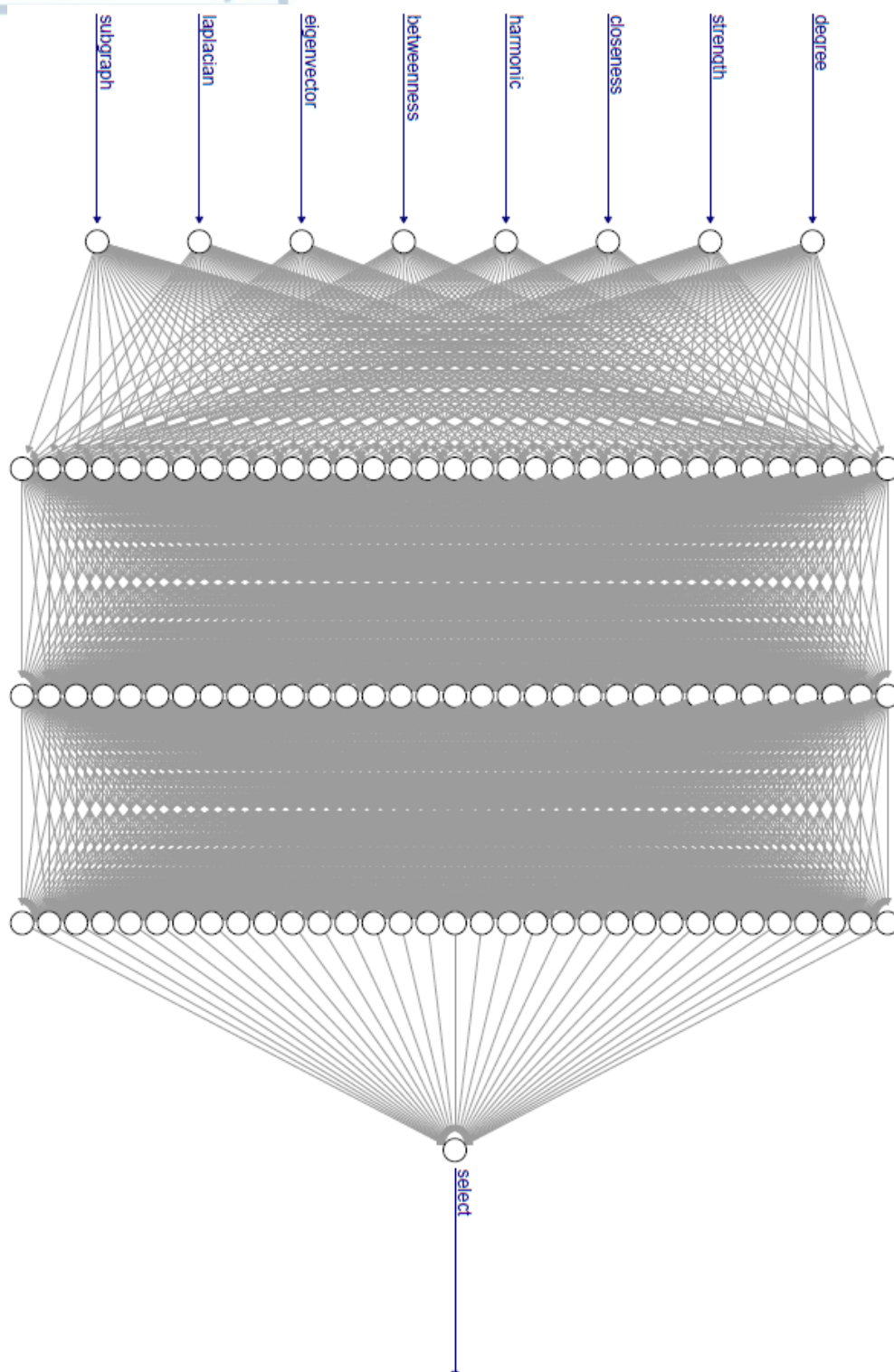
Χυτούδη, Θ. (2016). *Η αιτιότητα συνεπάγεται συσχέτιση; Ανάλυση προσομοιωμένων συστημάτων χρονολικών σειρών*. Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, Θεσσαλονίκη. Available at: <http://dspace.lib.uom.gr/handle/2159/19596>.

A1 – ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

«Σχεδιασμός Νευρωνικού Δικτύου»



*Παράρτημα A1.1. Απεικόνιση «Νευρωνικού Δικτύου», τριών επιπέδων
με 33 νευρώνες σε κάθε επίπεδο*



Παράρτημα Α1.2. Απεικόνιση «Νευρωνικού Δικτύου», τριών επιπέδων
με 29 νευρώνες σε κάθε επίπεδο

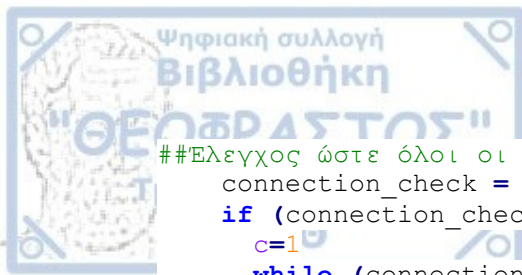
Στο συγκεκριμένο παράρτημα, γίνεται παρουσίαση επιλεγμένου «κώδικα» όπως αναπτύχθηκε στη γλώσσα στατιστικής ανάλυσης «R» και εφαρμόστηκε στην ερευνητική διαδικασία. Περισσότερα τμήματα του κώδικα θα ανέβουν στην πλατφόρμα «GitHub» (<https://github.com>) σε μελλοντικό χρόνο, λόγω του πλήθους και της πολυπλοκότητας της ανάλυσης των «επιθέσεων» με τη δημιουργία μιας βιβλιοθήκης στη γλώσσα στατιστικής ανάλυσης «R» ώστε να είναι προσβάσιμη από όλους.

- Διαδικασίες Δημιουργίας Λίστας με Τυχαία Δίκτυα
- Υπολογισμοί «Μέτρων Κεντρικότητας»
- Υπολογισμοί της «Εντροπίας»
- Υπολογισμοί συσχετίσεων με τη μέθοδο «bootstrap»
- Προσομοίωση «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης»

Δημιουργία Τυχαίων Δικτύων

Συνάρτηση παραγωγής τυχαίων δικτύων και διαδικασίες μετατροπής, με σύντομη παρουσίαση του κώδικα στη γλώσσα «R»

```
#Δημιουργία λίστας τυχαίων δικτύων erdos (directed) με βάρη
#nets_number = πόσα δίκτυα θέλω να φτιάξω
#nodes_number = πόσους κόμβους να έχει το κάθε δίκτυο
#range_w_start = Αρχική τιμή εύρους βαρών
#range_w_end = Τελική τιμή εύρους βαρών
random_erdos_nets = function(nets_number,nodes_number,
                             range_w_start,range_w_end,a) {
  total_nets = nets_number
  total_net_list = list()
  range_s = range_w_start
  range_e = range_w_end
  set.seed(1234)
  for (i in 1:total_nets) {
    N = nodes_number
    m = (N*(N-1)/2)*a
    nd_net = erdos.renyi.game(N, m, type="gnm", directed = T)
    E(nd_net)$weight = runif(length(E(nd_net)), range_s, range_e)
    vertex_attr(nd_net) = list(name = c(sprintf("ND%02dA",
                                                  seq(1,N))))
    vertex_attr(nd_net, "label") = V(nd_net)$name
    total_net_list[[i]] = nd_net
  }
}
```



```
##Έλεγχος ώστε όλοι οι κόμβοι να συνδέονται##
connection_check = is.connected(total_net_list[[i]])
if (connection_check==F) {
  c=1
  while (connection_check==F | c<=100) {
    N = nodes_number
    m = (N*(N-1)/2)*a
    nd_net = erdos.renyi.game(N, m, type="gnm", directed = T)
    E(nd_net)$weight = runif(length(E(nd_net)), range_s, range_e)
#Βάρος μεταξύ του range_s έως range_e τυχαία
    vertex_attr(nd_net) = list(name = c(sprintf("ND%02dA",
seq(1,N))))
    vertex_attr(nd_net, "label") = V(nd_net)$name
    total_net_list[[i]] = nd_net
    connection_check = is.connected(total_net_list[[i]])
    c=c+1
  }
  print(paste0("check connection complete net number: ", i))
}
##Τέλος - Έλεγχος ώστε όλοι οι κόμβοι να συνδέονται##
}
return(total_net_list)
}

#####
#Εισάγω ένα directed network
#Αποτελέσματα δύο δίκτυα undirected
#με min το ένα και max το άλλο σε χιλιομετρικές αποστάσεις (βάρη)
#μεταξύ των κόμβων καθώς και τους adjacency matrix από το καθένα
drd_to_und_routes = function(directed_net){

  net_und_min = as.undirected(directed_net,edge.attr.comb = "min")
  net_und_max = as.undirected(directed_net,edge.attr.comb = "max")

  adj_und_min = as.data.frame(round(get.adjacency(net_und_min,
                                                    type="both",
                                                    sparse=FALSE,
                                                    attr =
"weight"),3))

  adj_und_max = as.data.frame(round(get.adjacency(net_und_max,
                                                    type="both",
                                                    sparse=FALSE,
                                                    attr =
"weight"),3))

  results = list()
  results[[1]] = net_und_min
  results[[2]] = adj_und_min
  results[[3]] = net_und_max
  results[[4]] = adj_und_max
  names(results)=c("net_routes_min_dist",
                  "adj_matrix_min_dist",
                  "net_routes_max_dist",
                  "adj_matrix_max_dist")

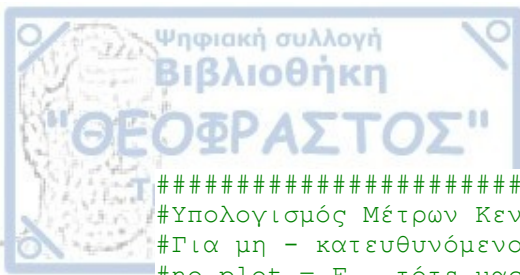
  return(results)
}
#####
```



Υπολογισμών Μέτρων Κεντρικότητας

Συνάρτηση Υπολογισμού των Μέτρων Κεντρικότητας και του «Πλοταρίσματος» με σύντομη παρουσίαση του κώδικα στη γλώσσα «R»

```
plot_centrality = function(graph_net,cent_datas,cent_name) {  
  #Κατασκευή Χρωματικής Παλέτιας  
  l = layout.circle  
  fine = 500  
  palette = colorRampPalette(c('firebrick4','burlywood1'))  
  
  #Αποχρώσεις μεταξύ Κόκκινου και Πράσινου  
  #Universal Egdes Values για τις απεικονίσεις μας  
  E(graph_net)$color = 'gray58'  
  E(graph_net)$width = 1.8  
  #Συνάρτηση Προσαρμογής Μεγέθους  
  rescale = function(nchar,low,high) { #προσαρμογή του μεγέθους των  
    min_d = min(nchar) #κορυφών  
    max_d = max(nchar)  
    rscl = ((high-low)*(nchar-min_d))/(max_d-min_d)+low  
    rscl  
  }  
  #Μέγιστη και Ελάχιστη τιμή για το μέγεθος των Κορυφών  
  size_rescale = rescale(cent_datas,3,20) graphColl =  
  palette(fine)[as.numeric(cut(size_rescale,breaks = fine))]  
  #Παρουσίαση Δικτύου - Centrality  
  plot(graph_net, edge.arrow.size=0.10,  
        vertex.size=size_rescale,  
        layout=l,  
        vertex.color=graphColl,  
        vertex.label.dist=0,  
        vertex.label.degree=-pi/2,  
        main=cent_name)  
  #####  
  #Υπολογισμός Λαπλασιανού Μέτρου Κεντρικότητας (με βάρη)  
  laplacian_cent = function(net_input){  
    net_nodes = length(V(net_input))  
    lp_mtrx = laplacian_matrix(net_input,norm=F,sparse = F)  
    eig_values = as.double(eigen(lp_mtrx, only.values = TRUE)$values)  
    lap_net_energy = sum(eig_values^2) #Υπολογισμός Λαπλασιανής  
    #Ενέργειας όλου του Δικτύου  
  
    laplacian_centrality = data.frame()  
    for (i in 1:net_nodes) {  
      net_v_drop = delete_vertices(net_input, i)  
      lp_mtrx_tmp = laplacian_matrix(net_v_drop,norm=F,sparse = F)  
      eig_values_tmp = as.double(eigen(lp_mtrx_tmp, only.values =  
TRUE)$values)  
      lap_net_energy_tmp = sum(eig_values_tmp^2)  
      lap_node_cent = (lap_net_energy -  
lap_net_energy_tmp)/lap_net_energy  
      laplacian_centrality =  
rbind(laplacian_centrality,lap_node_cent,make.row.names = F)  
    }  
    rownames(laplacian_centrality) = c(V(net_input)$name)  
    colnames(laplacian_centrality) = c("laplacian")  
    return(laplacian_centrality)  
  }  
}
```



```
#####
#Υπολογισμός Μέτρων Κεντρικότητας
#Για μη - κατευθυνόμενο δίκτυο (με βάρη και χωρίς)
#no_plot = F , τότε μας κάνει «πλοτάρισμα» στα αποτελέσματα
#plot_all = T , Σε μια σελίδα όλα τα δίκτυα με βάση τα μέτρα
#κεντρικότητας

und_net_metrics = function(graph_net, no_plot, plot_all){
  #Κατασκευή Χρωματικής
  #Παλέτιας Παράδειγμα
  g = graph_net
  max_weight = max(E(g)$weight)
  net_nodes = length(V(g))

  #Όλα τα «πλοτάρισματα» σε μια εικόνα ή ξεχωριστά
  if (no_plot == F) {
    if (plot_all == T) {
      par(mfrow=c(2,4))
    } else {
      par(mfrow=c(1,1))
    }
  }
  #####
  #Υπολογισμός Μέτρων Κεντρικότητας
  #για μη - κατευθυνόμενο Δίκτυο
  #Degree Centrality
  degree_cent = degree(g, mode = "all",
                        loops = F, normalized = T)

  #Weighted Vertex Degree
  wdc_str = strength(g, mode = "all",
                     loops = F, weights = E(g)$weight)
  wdc_str_norm = wdc_str/((net_nodes - 1)*max_weight)

  #Closeness Centrality (Freeman)
  clc = closeness.freeman(g, mode = "all",
                          weights = E(g)$weight, normalized = T)

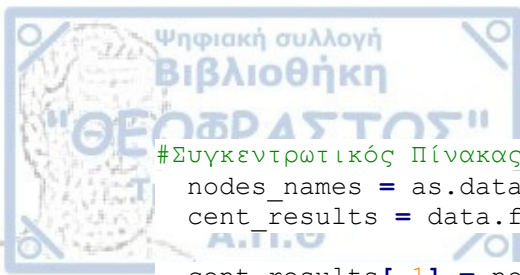
  #Harmonic Centrality
  hrc = harmonic Centrality(g, mode = "all",
                             weights = E(g)$weight)
  hrc_norm = hrc/(net_nodes - 1)*max_weight)

  #Shortest-Paths Betweenness Centrality
  btc = betweenness(g, directed = F, weights = E(g)$weight,
                    nobigint = T, normalized = T)

  #Eigenvector centralities
  eigc = eigen Centrality(g, directed = F,
                           scale = T, weights = E(g)$weight,
                           options = arpack_defaults)

  #Laplacian centrality
  lapc = as.vector(as.matrix(laplacian_cent(g)))

  #subgraph centrality scores
  sbc = subgraph Centrality(g, diag = F)
  sbc_norm = sbc/sum(sbc)
  #####
```



```
#Συγκεντρωτικός Πίνακας των Μέτρων Κεντρικότητας
nodes_names = as.data.frame(V(g)$name)
cent_results = data.frame(matrix(NA, nrow=nrow(nodes_names),
                                   ncol=9)) #Δημιουργία κενού Πίνακα

cent_results[,1] = nodes_names
cent_results[,2] = degree_cent
cent_results[,3] = wdc_str_norm
cent_results[,4] = clc
cent_results[,5] = hrc_norm
cent_results[,6] = btc
cent_results[,7] = eigc$vector
cent_results[,8] = lapc
cent_results[,9] = sbc_norm

#Εισαγωγή Ονομάτων στις στήλες
colnames(cent_results) = c("nodes",
                           "degree",
                           "strength",
                           "closeness",
                           "harmonic",
                           "betweenness",
                           "eigenvector",
                           "laplacian",
                           "subgraph")

#Plots - Centralities
if (no_plot == F && max(cent_results[["degree"]]) -
min(cent_results[["degree"]]) != 0) {
  plot Centrality(g, cent_results[["degree"]], "Degree Centrality")
}

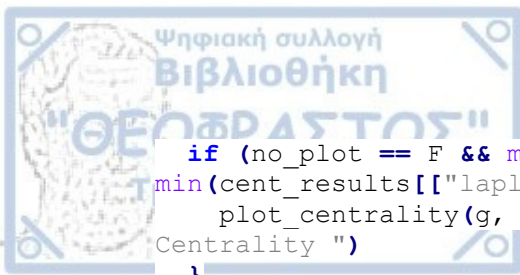
if (no_plot == F && max(cent_results[["strength"]]) -
min(cent_results[["strength"]]) != 0) {
  plot Centrality(g, cent_results[["strength"]], "Strength
Centrality")
}

if (no_plot == F && max(cent_results[["closeness"]]) -
min(cent_results[["closeness"]]) != 0) {
  plot Centrality(g, cent_results[["closeness"]], "Closeness
Centrality")
}

if (no_plot == F && max(cent_results[["harmonic"]]) -
min(cent_results[["harmonic"]]) != 0) {
  plot Centrality(g, cent_results[["harmonic"]], "Harmonic
Centrality")
}

if (no_plot == F && max(cent_results[["betweenness"]]) -
min(cent_results[["betweenness"]]) != 0) {
  plot Centrality(g, cent_results[["betweenness"]], "Betweenness
Centrality")
}

if (no_plot == F && max(cent_results[["eigenvector"]]) -
min(cent_results[["eigenvector"]]) > 0.0001) {
  plot Centrality(g, cent_results[["eigenvector"]], "Eigenvector
Centrality")
}
```



```
if (no_plot == F && max(cent_results[["laplacian"]]) -  
min(cent_results[["laplacian"]]) != 0) {  
  plot_centrality(g, cent_results[["laplacian"]], "Laplacian  
Centrality")  
}  
  
if (no_plot == F && max(cent_results[["subgraph"]]) -  
min(cent_results[["subgraph"]]) != 0) {  
  plot_centrality(g, cent_results[["subgraph"]], "Subgraph  
Centrality")  
}  
#####  
cent_results[is.na(cent_results)==T]=0  
return(cent_results)  
} #Τέλος Συνάρτησης
```

Υπολογισμοί συσχετίσεων με τη μέθοδο «bootstrap»

Συναρτήσεις Υπολογισμού των συσχετίσεων με την εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap» με σύντομη παρουσίαση του κώδικα στη γλώσσα «R»

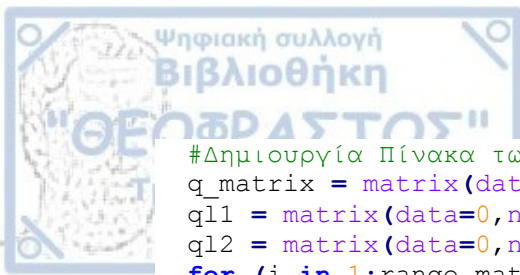
Παρουσίαση Συνάρτησης Υπολογισμού Συσχετίσεων με επιλογή μεθόδου:

```
correlation_methods = function(data_A, data_B, method_name) {  
  df_data_A = data_A  
  df_data_B = data_B  
  range_matrix_A = ncol(df_data_A)  
  range_matrix_B = ncol(df_data_B)  
  cor_data = matrix(data=0, nrow = range_matrix_A,  
                    ncol = range_matrix_B)  
  for (i in 1:range_matrix_A) {  
    for (j in 1:range_matrix_B){  
      cor_data[i,j] = cor(df_data_A[,i], df_data_B[,j],  
                        method = method_name) #Επιλογή δεδομένων  
                        #και μεθόδου "pearson", "spearman"  
    }  
  }  
  colnames(cor_data) = colnames(df_data_B)  
  rownames(cor_data) = colnames(df_data_A)  
  return(cor_data)  
}
```

Παρουσίαση Συνάρτησης Υπολογισμού Συσχετίσεων με εφαρμογή της μεθόδου «bootstrap»:

```
library(huxtable)
```

```
TB_corr_methods = function(corr_matrix, data_A, data_B, method_name,  
iterations) {  
  iterations_sh = iterations #Πλήθος Επαναλήψεων της διαδικασίας  
  df_data_A = data_A #Τα δεδομένα ως μεταβλητή A  
  df_data_B = data_B #Τα δεδομένα ως μεταβλητή B  
  range_matrix_A = ncol(df_data_A)  
  range_matrix_B = ncol(df_data_B)
```



```
#Δημιουργία Πίνακα των quantile
q_matrix = matrix(data=0,nrow=1,ncol=interactions_sh)
ql1 = matrix(data=0,nrow=range_matrix_A,ncol=range_matrix_B)
ql2 = matrix(data=0,nrow=range_matrix_A,ncol=range_matrix_B)
for (i in 1:range_matrix_A) {
  for (j in 1:range_matrix_B){
    for (c in 1:interactions_sh){
      df_data_B[,j] = sample(df_data_B[,j])
      q_matrix[1,c] = cor(df_data_A[,i],df_data_B[,j],
        method = method_name)
      ql1[i,j] = quantile(q_matrix, 0.005) #0.025 a=5%, #0.005 a=1%
      ql2[i,j] = quantile(q_matrix, 0.995) #0.975 a=5%, #0.995 a=1%
    }
  }
}
threshold_pears_ql1 = ql1
colnames(threshold_pears_ql1) = colnames(df_data_B)
rownames(threshold_pears_ql1) = colnames(df_data_A)
threshold_pears_ql2 = ql2
colnames(threshold_pears_ql2) = colnames(df_data_B)
rownames(threshold_pears_ql2) = colnames(df_data_A)

#Καθαρισμός με βάση το Threshold
corr_pears = corr_matrix
# 0.025 < Εδώ Θέλω Μηδενικά <0.975
#το κέντρο πιάνω και μηδενίζω τα άκρα
corr_pears[corr_pears < threshold_pears_ql2 & corr_pears >
threshold_pears_ql1] = 0

colnames(corr_pears) = colnames(df_data_B)
rownames(corr_pears) = colnames(df_data_A)

#Καθαρισμός με βάση το Threshold - Excel Εξαγωγή Αποτελέσματος
huxtable_output = as_hux(corr_matrix)
%>%
  set_background_color(where(corr_matrix < threshold_pears_ql2 &
corr_matrix > threshold_pears_ql1 ), 'red')

huxtable_output = huxtable_output
%>%
  huxtable::add_rownames(colname = 'CORR-RESULTS')
%>%
  huxtable::add_colnames()
%>%
  set_bold(1, everywhere, TRUE)
%>%
  set_bold(everywhere, 1, TRUE)
%>%
  set_number_format(4)
%>%
  set_all_borders(1)

quick_xlsx (huxtable_output, file = paste(method_name,
"results.xlsx", sep="_"))

return(corr_pears)
}
```

«Υπολογισμοί της Εντροπίας»

Συναρτήσεις Υπολογισμού της «Εντροπίας» με χρήση της διαμέρισης «binning» με σύντομη παρουσίαση του κώδικα στη γλώσσα «R»

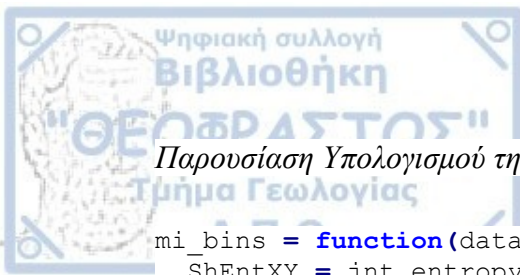
Παρουσίαση Υπολογισμού της Shannon Entropy με Διαμέριση:

```
sh_entropy_bins = function(data_inp, bins){
  w = (max(data_inp) - min(data_inp))/bins #Το πλάτος του κάθε «Bin»
  z = seq(min(data_inp),max(data_inp),w) #ο αριθμός των «Bins»
  hist_data = hist(data_inp, breaks = z, plot=F) #δεδομένα
                                           #ιστογράμματος
                                           #σύμφωνα με τα
                                           #«Bins»

  #Υπολογισμός της «εντροπίας» Shannon
  #με εφαρμογή της διαμέρισης (Binning)
  shn_h = 0
  for (i in hist_data$counts) {
    if (i != 0){
      shn_h = shn_h - (i/length(data_inp))*log2((i/length(data_inp)))
    }
  }
  return(shn_h)
}
```

Παρουσίαση Υπολογισμού της Joint Shannon Entropy με Διαμέριση:

```
jnt_entropy_bins = function(dataX,dataY,bins_x,bins_y) {
  hist_data = hist2d(dataX,dataY,c(bins_x,bins_y),show=F)
  h_jnt = 0
  for (i in 1:dim(hist_data$counts)[1]) {
    for (j in 1:dim(hist_data$counts)[2]) {
      if (hist_data$counts[i,j] != 0) {
        h_jnt = h_jnt -
        (hist_data$counts[i,j]/sum(hist_data$counts))*log2((hist_data$counts[
i,j]/sum(hist_data$counts)))
      }
    }
  }
  return(h_jnt)
}
```



Παρουσίαση Υπολογισμού της Mutual Information με Διαμέριση:

```
mi_bins = function(dataX,dataY,bins_x,bins_y) {  
  ShEntXY = jnt_entropy_bins(dataX,dataY,bins_x,bins_y)  
  ShEntX = sh_entropy_bins(dataX,bins_x)  
  ShEntY = sh_entropy_bins(dataY,bins_y)  
  
  h_mi = ShEntX + ShEntY - ShEntXY  
  h_mi_norm = h_mi / min(ShEntX, ShEntY) #Κανονικοποίηση της MI  
  h_mi_norm = round(h_mi_norm,4)  
  return(h_mi_norm)  
}
```

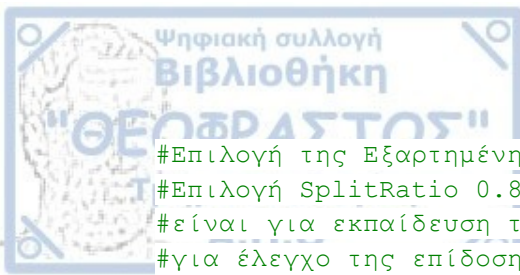
Παρουσίαση Υπολογισμού της Conditional Entropy με Διαμέριση:

```
cond_causality_bins = function(data_A, data_B, bins) {  
  df_data_A = data_A  
  df_data_B = data_B  
  range_matrix_A = ncol(df_data_A)  
  range_matrix_B = ncol(df_data_B)  
  cond_mtrx = matrix(data=0,nrow=range_matrix_A,ncol=range_matrix_B)  
  for (i in 1:range_matrix_A) {  
    for (j in 1:range_matrix_B){  
      cond_mtrx[i,j] = cond_entropy_bins(df_data_A[,i],  
                                          df_data_B[,j],bins,bins)  
    }  
  }  
  colnames(cond_mtrx) = colnames(df_data_B)  
  rownames(cond_mtrx) = colnames(df_data_A)  
  return(cond_mtrx)  
}
```

«Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης»

Προσομοίωση «Κύκλων Μάθησης» (epochs) και Πλήθος «Υπολογιστικών Νευρώνων»
(hidden layer) σύντομη παρουσίαση του κώδικα στη γλώσσα «R»

```
#####  
#Βιβλιοθήκες  
library(caTools)  
library(h2o)  
library(data.table)  
#####  
  
{#Αρχή Διαδικασιών  
s.time = proc.time() #Αρχή μέτρησης του χρόνου της προσομοίωσης  
set.seed(1234)  
dataset = dl_dataset[-9] #Εισαγωγή της βάσης δεδομένων  
range_num = ncol(dataset)  
  
#Ανακάταμα των γραμμών της βάσης δεδομένων  
for (i in 1:200) {  
  dataset = dataset[sample(nrow(dataset)), ]  
}
```



```
#Επιλογή της Εξαρτημένης Μεταβλητής «select»
#Επιλογή SplitRatio 0.80. Δηλαδή το 80% των συνολικών τιμών θα
#είναι για εκπαίδευση την εκπαίδευση του δικτύου και το 20%
#για έλεγχο της επίδοσης του δικτύου
split = sample.split(dataset$select, SplitRatio = 0.80)
training_set = subset(dataset, split == TRUE) #dataset
test_set = subset(dataset, split == FALSE) #data_case[-9]

#Εφαρμογή κανονικοποίησης (Feature Scaling)
#των τιμών των βάσεων δεδομένων
training_set[-range_num] = scale(training_set[-range_num])
test_set[-range_num] = scale(test_set[-range_num])

#Επιλογή nthreads με -1 για όλους τους πυρήνες
#Επιλογή max_mem_size 4gb για θέματα μνήμης RAM του υπολογιστή
h2o.init(nthreads = -1, max_mem_size = "4g")

#Επιλέγουμε ως μοντέλο από την h2o την συνάρτηση για DeepLearning
#Αρχικοποίηση Δεδομένων για Simulation
#των κύκλων μάθησης και του πλήθους των νευρώνων σε 3 επίπεδα
cm.list=list()
ac.list=list()
cm.list.H=list()
ac.list.H=list()
total_epochs = 1000 #Σύνολο επιθυμητών κύκλων μάθησης
start_epochs = total_epochs
step_epochs = 100
start_h = 8 #Έναρξη αριθμού νευρώνων
hdn = 100 #Επιθυμητός τερματισμός επιλογής νευρώνων

for (h in start_h:hdn){
  for (i in seq(from=start_epochs, to=total_epochs, by=step_epochs))
  {
    model = h2o.deeplearning(y = 'select',
                             training_frame = as.h2o(training_set), #τα δεδομένα μάθησης
                             export_weights_and_biases=F,

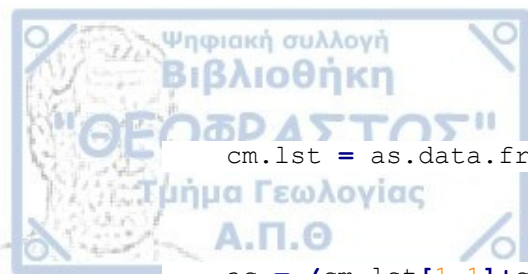
                             activation = 'Rectifier', #Συνάρτηση Ενεργοποίησης
                             hidden = c(hdn,hdn,hdn),
                             variable_importances = F,
                             epochs = i, #Πλήθος επαναλήψεων
                             train_samples_per_iteration = -2)

    #Πιθανότητες Πρόβλεψης για τα δεδομένα του Test set
    #Τα δεδομένα του Test Set είναι ουσιαστικά τα Actual Values
    #που θα συγκρίνουμε με αυτά από την μάθηση του δικτύου
    y_pred = h2o.predict(model,
                          newdata = as.h2o(test_set[-range_num]))

    y_pred = (y_pred > 0.50) #Κατώφλι αποδοχής πρόβλεψης
    y_pred = as.vector(y_pred)

    #Confusion Matrix
    cm = table(test_set[,range_num], y_pred); cm ;

    cm.df=as.data.frame.matrix(cm)
    cm.list[[i]] = as.list(cm.df)
```



```
cm.lst = as.data.frame(cm.lst[[i]]) #Λίστα αποθήκευσης
                                     #Confusion Matrix για κάθε
                                     #κύκλο εκπαίδευσης

ac = (cm.lst[1,1]+cm.lst[2,2])/nrow(test_set)*100;ac #Ποσοστό
                                                         #ακρίβειας
                                                         #πρόβλεψης

ac.lst[[i]] = ac #Δημιουργία λίστας αποθήκευσης αποτελεσμάτων
names(ac.lst)= c(sprintf("EP%02dL", seq(1,length(ac.lst))))
ac.lst[which(lapply(ac.lst,is.null) == T)]=0
#Για κάθε δοκιμή hidden Layer δέσμευση δεδομένων
cm.lst.H[[h]] = cm.lst
ac.lst.H[[h]] = ac.lst
print(paste0("total epochs ", i, " is complete"))
}#Τέλος κύκλων εκπαίδευσης
print(paste0("total hidden neurons ", h, " is complete"))
}#τέλος δοκιμής hidden neurons

names(ac.lst.H)= c(sprintf("H%02dN", seq(1,length(ac.lst.H))))
ac.lst.H = ac.lst.H[-which(lapply(ac.lst.H,is.null) == T)]

#Εύρεση Μέγιστης τιμής ακρίβειας πρόβλεψης από το simulation των
#κύκλων εκπαίδευσης και του πλήθους
#των νευρώνων στα 3επίπεδα του Νευρωνικού Δικτύου Βαθιάς Μάθησης
ac.all = rbindlist(ac.lst.H, fill=F)
ac.all.df = as.data.frame(ac.all,colnames=F)
rownames(ac.all.df)=names(ac.lst.H)
index.max = which(ac.all.df == max(ac.all.df), arr.ind = T,
                  useNames = F)

max.all = max(ac.all.df);max.all
index.H = index.max[1,1];index.H #Δέσμευση καλύτερου πλήθους Νευρώνων
index.E = index.max[1,2];index.E #Δέσμευση καλύτερου κύκλου Μάθησης
best_h_name = rownames(ac.all.df[index.H,])
best_e_name = colnames(ac.all.df[index.E])
best_prd = rbind(best_h_name,best_e_name)

last.time = proc.time() - s.time #Χρόνος ολοκλήρωσης
                                   #της προσομοίωσης (elapsed)
sim_hours = last.time[3]/3600

}#Τέλος διαδικασιών προσομοίωσης
h2o.shutdown()
```