



Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας
Συστήματα Κινητού και Διάχυτου Υπολογισμού

Διπλωματική Εργασία

Ευφυής ενσωμάτωση εικονικών δικτύων (virtual network embedding) με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων.

Παντελεήμων Ρόδης

Επιβλέπων καθηγητής: Παναγιώτης Παπαδημητρίου

Πάτρα, Ιούλιος 2020

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία του φοιτητή («συγγραφέας/δημιουργός») που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο ΕΑΠ, μη αποκλειστική άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, προσαρμογής, δημόσιου δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσής τους διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος και για όλο το χρόνο διάρκειας των δικαιωμάτων πνευματικής ιδιοκτησίας. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο για μελέτη και ανάγνωση δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, αποθήκευση, πώληση, εμπορική χρήση, μετάδοση, διανομή, έκδοση, εκτέλεση, «μεταφόρτωση» (downloading), «ανάρτηση» (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού. Ο συγγραφέας/δημιουργός διατηρεί το σύνολο των ηθικών και περιουσιακών του δικαιωμάτων.



Ευφυής ενσωμάτωση εικονικών δικτύων (virtual network embedding) με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων

Παντελεήμων Ρόδης

Επιτροπή Επίβλεψης Διπλωματικής Εργασίας

Επιβλέπων Καθηγητής:
Παναγιώτης Παπαδημητρίου
Επίκουρος καθηγητής,
Πανεπιστήμιο Μακεδονίας

Συν-Επιβλέπων Καθηγητής:
Περικλής Χατζημίσιος
Καθηγητής,
Διεθνές Πανεπιστήμιο Ελλάδας

Πάτρα, Ιούλιος 2020

*Στην Κυριακή και την Ελεάννα,
για την υποστήριξη τους.*

Περίληψη

Η σύγχρονη τάση στην ανάπτυξη δικτύων είναι η εικονικοποίηση των συστατικών μερών τους. Στα υπό ανάπτυξη δίκτυα 5G η εικονικοποίηση συσκευών και δικτύων είναι μία τεχνική που προσφέρει ευελιξία κατά την ανάπτυξη αλλά και στις μελλοντικές αναβαθμίσεις. Επίσης δίνει την δυνατότητα βελτιστοποίησης και μεταβολής της τοπολογίας των δικτύων όταν κριθεί απαραίτητο.

Η εικονικοποίηση χρησιμοποιείται και σαν ένας ευέλικτος και αποδοτικός τρόπος υλοποίησης δικτύων και υπηρεσιών σε υποδομές νεφών. Σε αυτές τις περιπτώσεις το εικονικοποιημένο δίκτυο εκμεταλλεύεται τους πόρους της υποδομής αναπτύσσοντας την δική του τοπολογία μέσω της οποίας θα εγκαταστήσει τις λειτουργίες του.

Σαν ενσωμάτωση ενός εικονικού δικτύου σε ένα φυσικό δίκτυο ορίζεται η εικονικοποίηση της τοπολογίας και των λειτουργιών του δικτύου, αντιστοιχώντας τους εικονικούς πόρους με τους αντίστοιχους φυσικούς. Η αντιστοίχιση αυτή πρέπει να προσφέρει την βέλτιστη απόδοση για το φυσικό δίκτυο εκμεταλλεζόμενη τους πόρους του με τον ιδανικότερο τρόπο.

Το πρόβλημα της ενσωμάτωσης εικονικών δικτύων είναι NP-hard. Σε πραγματικές συνθήκες ο υπολογισμός του είναι απαιτητικός και δεν μπορεί να προσφέρει λύσεις σε πραγματικό χρόνο με παραδοσιακές αναλυτικές μεθόδους υπολογισμού. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος οι ερευνητές στρέφονται σε μεθόδους και τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης.

Στην εργασία μελετήθηκε το πρόβλημα και για την αποδοτική επίλυσή του αναπτύχθηκε μία μέθοδος τεχνητής νοημοσύνης βασισμένη σε γενετικό αλγόριθμο. Το αποτέλεσμα είναι η υλοποίηση μίας μεθόδου που επιλύει αποδοτικά το πρόβλημα προσφέροντας μία ικανοποιητική λύση για την αντιστοίχιση των πόρων του φυσικού δικτύου με τους πόρους του εικονικού δικτύου. Για την εκτίμηση της αποδοτικότητας της μεθόδου έγινε μελέτη της υπολογιστικής πολυπλοκότητας του γενετικού αλγορίθμου.

Λέξεις – Κλειδιά

εικονικοποίηση δικτύου, τεχνητή νοημοσύνη, γενετικοί αλγόριθμοι.

Intelligent virtual network embedding using genetic algorithms

Panteleimon Rodis

Abstract

The modern trend in network development is the virtualization of the network resources. In developing 5G networks the technique of device and network virtualization provides flexibility during the stage of development and on future upgrades. It also enables the optimization and modification of the network topology when necessary.

Virtualization is also used as a flexible and efficient technique for the development of networks and services in cloud infrastructures. In these cases the virtualized network exploits the resources of the infrastructure and develops its own topology through which it will deploy its functions.

The embedding of a virtual network into a physical network is defined as the virtualization of the network topology and functions that is achieved by mapping the virtual resources to physical resources. This mapping must provide optimum performance for the physical network by exploiting its resources in the most ideal way.

The virtual network embedding problem is NP-hard. In real terms, its computation is demanding and cannot provide real-time solutions with traditional analytical methods. To address the problem, researchers are turning to artificial intelligence methods and techniques.

In this thesis, the problem of virtual network embedding is studied and for its efficient solution an artificial intelligence method based on genetic algorithm is developed. The result is the implementation of a method that efficiently solves the problem by providing satisfactory solutions for the mapping of physical network resources with the virtual network resources. In order to estimate the efficiency of the method, the computational complexity of the genetic algorithm was studied.

Keywords

network virtualization, artificial intelligence, genetic algorithms.

Περιεχόμενα

| | |
|--|------|
| Περίληψη | v |
| Abstract | vi |
| Περιεχόμενα | vii |
| Κατάλογος Εικόνων / Σχημάτων | viii |
| Κατάλογος Πινάκων | ix |
| Συντομογραφίες & Ακρωνύμια | x |
| 1. Εισαγωγή | 1 |
| 1.1 Η ενσωμάτωση εικονικών δικτύων και η χρήση τεχνητής νοημοσύνης | 1 |
| 1.2 Δομή εργασίας | 3 |
| 2. Η έννοια της εικονικοποίησης | 5 |
| 2.1 Εικονικοποίηση υπολογιστικών πόρων | 5 |
| 2.2 Εικονικοποίηση δικτύων και ενσωμάτωση εικονικών δικτύων | 9 |
| 3. Βιβλιογραφική ανασκόπηση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης στην ενσωμάτωση εικονικών δικτύων | 13 |
| 3.1 Ενσωμάτωση εικονικών δικτύων | 13 |
| 3.2 Ενσωμάτωση αλυσίδας υπηρεσιών (service chain embedding) | 16 |
| 4. Μοντελοποίηση και αναπαράσταση δικτύων | 21 |
| 4.1 Μοντελοποίηση δικτύων | 21 |
| 4.2 Αναπαράσταση γράφων με Διάνυσμα Ακμών | 23 |
| 4.3 Υπολογιστική και περιγραφική πολυπλοκότητα αναπαραστάσεων | 26 |
| 5. Γενετικοί αλγόριθμοι | 29 |
| 5.1 Σχεδιασμός και φιλοσοφία | 29 |
| 5.2 Περιορισμοί, αδυναμίες και τρόποι αντιμετώπισής τους | 33 |
| 6. Ορισμός και περιγραφή επίλυσης προβλήματος | 39 |
| 6.1 Ορισμός προβλήματος | 39 |
| 6.2 Περιγραφή γενετικού αλγορίθμου | 40 |
| 7. Υλοποίηση, πολυπλοκότητα και αξιολόγηση | 45 |
| 7.1 Υλοποίηση | 45 |
| 7.2 Πολυπλοκότητα αλγορίθμου | 45 |
| 7.3 Αποδοτικότητα αλγορίθμου | 51 |
| 7.4 Σύγκριση με άλλες μεθόδους | 53 |
| 8. Συμπεράσματα | 56 |
| 8.1 Σύνοψη | 56 |
| 8.2 Μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας | 57 |
| Βιβλιογραφία | 59 |

Κατάλογος Εικόνων / Σχημάτων

| | |
|--|----|
| Σχήμα 1.1.1 Ενσωμάτωση εικονικού σε φυσικό δίκτυο τοπολογίας fat-tree | 2 |
| Σχήμα 2.1.1 Εικονικά περιβάλλοντα διαμεσολαβούν για την επικοινωνία των εικονικών μηχανών VM1-VM6 με το hardware και με το δίκτυο | 6 |
| Σχήμα 2.1.2 Εικονικοποιημένο δίκτυο σε υποδομή cloud που είναι προσπελάσιμο από φυσικές συσκευές | 7 |
| Σχήμα 2.2.1 Κάθε φυσικός κόμβος μπορεί να φιλοξενεί περισσότερους από έναν εικονικό κόμβο | 10 |
| Σχήμα 4.1.1 Απεικόνιση γράφου G τεσσάρων κόμβων | 24 |
| Σχήμα 5.2.1 Δομή διαδικασιών | 37 |
| Σχήμα 7.2.1 Χρόνοι εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση κόμβων εικονικής τοπολογίας | 48 |
| Σχήμα 7.2.2 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση κόμβων φυσικού δικτύου | 49 |
| Σχήμα 7.2.3 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση πληθυσμού | 49 |
| Σχήμα 7.2.4 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση αριθμού γενεών | 50 |
| Σχήμα 7.2.5 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση πληθυσμού και κόμβων εικονικής τοπολογίας | 51 |
| Σχήμα 7.3.1 Ευρωστία εξόδων με κλιμακούμενη αύξηση γενεών και ανάλογη αύξηση πληθυσμού σε φυσικό δίκτυο τυχαίας τοπολογίας 4000 κόμβων και εικονική τυχαία τοπολογία 40 κόμβων | 52 |
| Σχήμα 7.3.2 Ευρωστία εξόδων με κλιμακούμενη αύξηση γενεών και ανάλογη αύξηση πληθυσμού σε φυσικό δίκτυο τοπολογίας fat-tree 2000 κόμβων και εικονική τοπολογία 100 κόμβων | 52 |

Κατάλογος Πινάκων

| | |
|--|----|
| Πίνακας 4.1.2 Πίνακας γειτνίασης γράφου G | 24 |
| Πίνακας 4.2.3 Λίστα ακμών γράφου G | 25 |
| Πίνακας 4.3.4 Λίστα γειτνίασης γράφου G | 25 |
| Πίνακας 7.4.1 Σύγκριση ευρωστίας των εξόδων των δύο αλγορίθμων | 55 |

Συντομογραφίες & Ακρωνύμια

| | |
|------|------------------------------|
| ΕΕΔ | Ενσωμάτωση Εικονικών Δικτύων |
| ΑΤΛ | Αλγόριθμος Τυχαίων Λύσεων |
| VNE | Virtual Network Embedding |
| VNF | Virtual Network Function |
| SDN | Software Defined Network |
| NF | Network Function |
| SaaS | Software as a Service |
| PaaS | Platform as a Service |
| IaaS | Infrastructure as a Service |
| NaaS | Network as a Service |
| VPN | Virtual Private Network |
| VFG | Virtual Forwarding Graph |

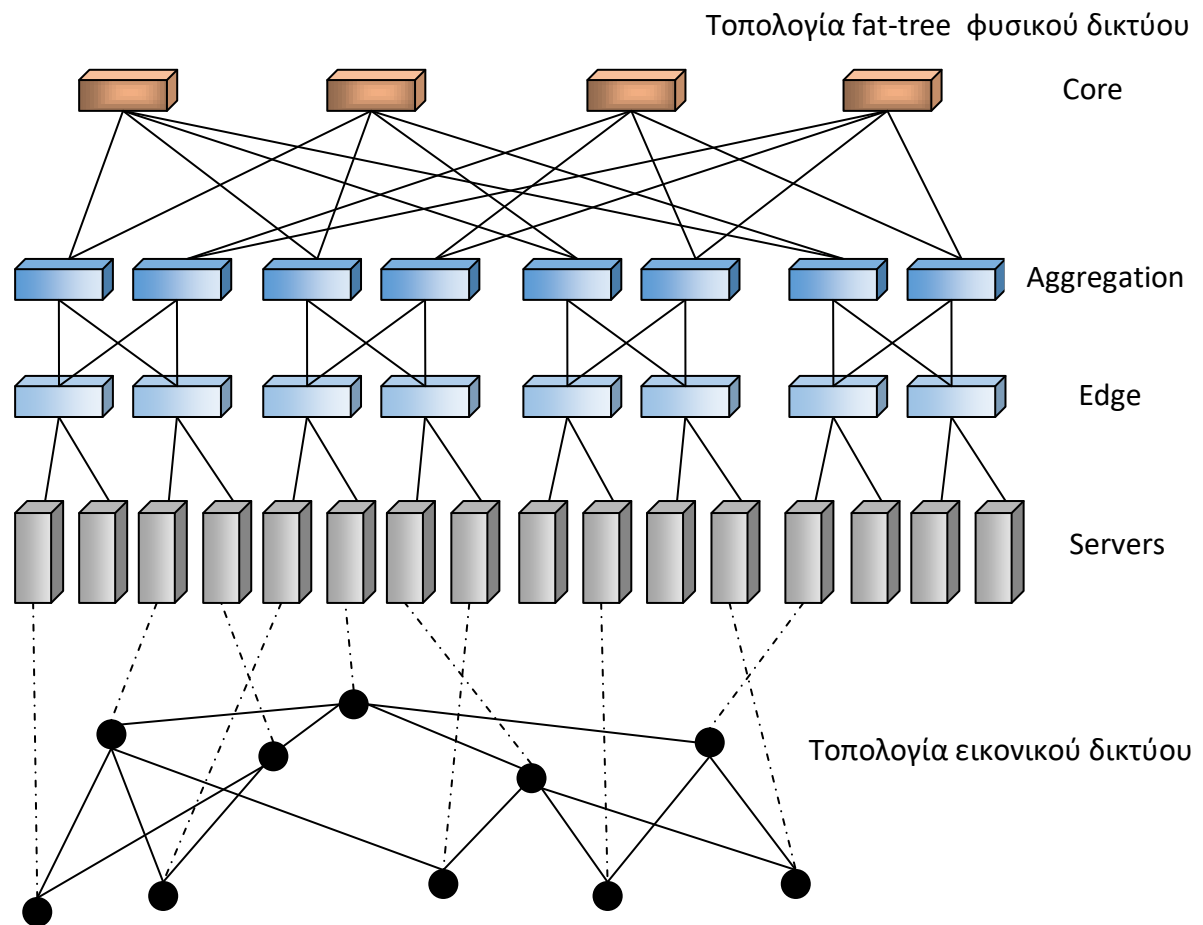
1. Εισαγωγή

1.1 Η ενσωμάτωση εικονικών δικτύων και η χρήση τεχνητής νοημοσύνης

Η εικονικοποίηση των συστατικών μερών ενός δικτύου είναι μία τεχνική που προσφέρει ευελιξία κατά την ανάπτυξη, την συντήρηση αλλά και πιθανή αναβάθμιση του δικτύου. Η αντικατάσταση, παραμετροποίηση και επιδιόρθωση των εικονικοποιημένων συσκευών και υπηρεσιών μπορεί να γίνεται απομακρυσμένα και δεν υπόκειται σε περιορισμούς από το hardware. Η ενσωμάτωση εικονικών δικτύων (ΕΕΔ), δηλαδή η εικονικοποίηση ολόκληρων δικτύων σε ένα περιβάλλον cloud ή data center προσφέρει ευελιξία στην βελτιστοποίηση και μεταβολή της τοπολογίας του δικτύου κατ' απαίτηση. Για αυτούς τους λόγους η εικονικοποίηση αποτελεί σύγχρονη τάση στην ανάπτυξη δικτύων και βρίσκει πεδίο εφαρμογής και έντονου ερευνητικού ενδιαφέροντος στην ανάπτυξη υπηρεσιών σε υποδομές cloud αλλά και στα υπό ανάπτυξη δίκτυα 5G.

Σαν ενσωμάτωση ενός εικονικού δικτύου σε ένα φυσικό δίκτυο ορίζεται η εικονικοποίηση της τοπολογίας και των λειτουργιών του δικτύου, η αντιστοίχιση δηλαδή των εικονικών πόρων με τους αντίστοιχους φυσικούς. Σαν υπολογιστικό πρόβλημα η ΕΕΔ αφορά την εύρεση της ιδανικής αντιστοίχισης εικονικών και φυσικών πόρων ώστε το δίκτυο να έχει τη βέλτιστη απόδοση κατά τη λειτουργία του. Στο σχήμα 1.1.1 παρουσιάζεται γραφικά η ΕΕΔ σε φυσικό δίκτυο τοπολογίας fat-tree.

Το πρόβλημα της ΕΕΔ είναι NP-hard (Chakrabarti, 2002) και μη επιλύσιμο αποδοτικά ακόμα και αν το εύρος των παραμέτρων του προβλήματος έχει πολυωνυμικά όρια (Dräxler et.al., 2018) ή εάν τεθούν περιορισμοί στις παραμέτρους του προβλήματος (Gong et. al., 2016). Σύμφωνα με τους Amaldi et. al. (2016) το πρόβλημα είναι υπολογιστικά δύσκολο ακόμα και αν περιοριστούμε σε ειδικές κατηγορίες δικτύων.



Σχήμα 1.1.1 Ενσωμάτωση εικονικού σε φυσικό δίκτυο τοπολογίας fat-tree

Στα προβλήματα που ανήκουν στην κλάση NP και η επίλυσή τους με αναλυτικές μεθόδους είναι μη αποδοτική, η τεχνητή νοημοσύνη προσφέρει πρακτικές λύσεις προσεγγίζοντας ικανοποιητικά το επιθυμητό αποτέλεσμα σε αποδεκτό χρόνο υπολογισμού. Είναι αρκετά διαδεδομένη η χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης (Guo & Hsu, 2007), βελτιστοποίησης (Renzi et. al., 2014) και ευρετικής αναζήτησης (Colomi et. al., 1996) σε τέτοια προβλήματα όπου το ζητούμενο πλέον δεν είναι η εύρεση της βέλτιστης λύσης αλλά η εύρεση μίας αρκετά καλής λύσης που θα έχει ικανοποιητικά αποτελέσματα αν εφαρμοστεί σε πρακτικό επίπεδο. Σε αυτή την κατεύθυνση θα κινηθούμε στο πλαίσιο της εργασίας προσεγγίζοντας την ΕΕΔ σαν πρόβλημα βελτιστοποίησης. Το ζητούμενο σε αυτή την προσέγγιση είναι η εύρεση της βέλτιστης δυνατής αντιστοίχισης ανάμεσα στους κόμβους του εικονικού και φυσικού δικτύου ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση του κόστους λειτουργίας του εικονικοποιημένου

δικτύου. Η αντιστοίχιση αυτή πρέπει να μπορεί να υπολογιστεί αποδοτικά ώστε να είναι και εφαρμόσιμη σε πραγματικές συνθήκες.

Η μέθοδος τεχνητής νοημοσύνης που επιλέχθηκε είναι η βελτιστοποίηση με χρήση γενετικού αλγορίθμου. Αποτελεί μία κλασική μέθοδο βελτιστοποίησης που προσφέρει αποδοτικές λύσεις και παρουσιάζει ερευνητικό ενδιαφέρον. Η χρήση γενετικών αλγορίθμων στην επίλυση της ΕΕΔ έχει περιορισμένες αναφορές στην βιβλιογραφία οπότε αποτελεί ένα γόνιμο πεδίο μελέτης.

Οι λειτουργίες των γενετικών αλγορίθμων καθορίζονται από πολλούς παράγοντες και παραδοχές και αποτελεί πολυδιάστατο αντικείμενο μελέτης η αλλαγή της συμπεριφοράς των αλγορίθμων με βάση την διαφοροποίηση των παραμέτρων λειτουργίας τους. Ενδιαφέρον έχει και η δυνατότητα ανάπτυξης παραλλαγών της βασικής δομής του γενετικού αλγορίθμου για την προσαρμογή στις απαιτήσεις του σε κάθε υπολογιστικό πρόβλημα. Στόχος της εργασίας είναι η διερεύνηση όλων αυτών των ζητημάτων.

1.2 Δομή εργασίας

Στο επόμενο κεφάλαιο 2 παρουσιάζονται οι έννοιες της εικονικοποίησης υπολογιστικών πόρων, δικτύων και της ΕΕΔ. Ακολούθως, στο κεφάλαιο 3, παρουσιάζεται ανασκόπηση των μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται για την ενσωμάτωση εικονικών δικτύων.

Για την μελέτη και επίλυση του προβλήματος είναι κρίσιμη η μοντελοποίηση και η αναπαράσταση των τοπολογιών των δικτύων, φυσικών και εικονικών. Η μοντελοποίηση όπως συνηθίζεται βασίστηκε σε γράφους και για την αναπαράστασή τους αναπτύχθηκε μία πρωτότυπη αναπαράσταση που ονομάζεται Διάνυσμα Ακμών και έχει σημαντικά πλεονεκτήματα σε απαιτήσεις μνήμης. Η παρουσίαση της μοντελοποίησης, της αναπαράστασης με Διάνυσμα Ακμών καθώς και της πολυπλοκότητάς της παρουσιάζεται στο κεφάλαιο 4.

Ακολούθως γίνεται μία αναφορά στον σχεδιασμό και φιλοσοφία των γενετικών αλγορίθμων και μία αναλυτική περιγραφή των περιορισμών και αδυναμιών που ενέχει ο σχεδιασμός τους, κεφάλαιο 5. Επίσης προτείνονται τρόποι αντιμετώπισης των αδυναμιών και περιορισμών που προκύπτουν με αναφορά στα πειραματικά αποτελέσματα που

οδήγησαν στην διαφοροποίηση μας από το καθιερωμένο μοντέλο του απλού γενετικού αλγορίθμου.

Έχοντας προσδιορίσει το πλαίσιο μελέτης, το πρόβλημα και τον τρόπο επίλυσης του, δίνουμε στο κεφάλαιο 6 ένα μαθηματικό ορισμό του προβλήματος και περιγράφουμε λεπτομερώς τις διαδικασίες του γενετικού αλγορίθμου με ψευδοκώδικα.

Ακολουθούν στο κεφάλαιο 7 η περιγραφή της υλοποίησης, η ανάλυση πολυπλοκότητας του αλγορίθμου, η πειραματική τεκμηρίωση της αποδοτικότητάς του και η αξιολόγηση της λύσης που αναπτύχθηκε σε σχέση και με άλλες λύσεις.

Τέλος, τα συμπεράσματα και οι μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας αναφέρονται στο κεφάλαιο 8.

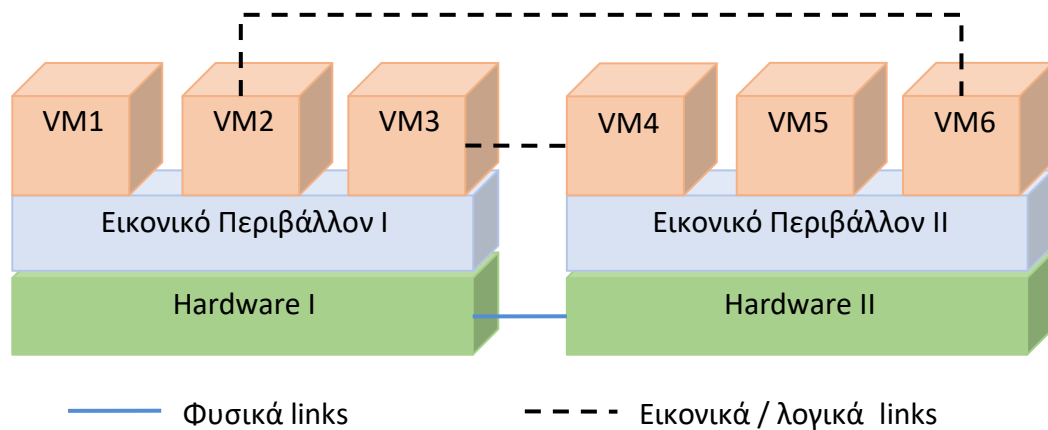
2. Η έννοια της εικονικοποίησης

2.1 Εικονικοποίηση υπολογιστικών πόρων

Ο όρος εικονικοποίηση (virtualization) αναφέρεται στην δημιουργία και χρήση μίας εικονικής έκδοσης κάποιας υπολογιστικής οντότητας αντί για τη χρήση της φυσικής έκδοσής της. Αφορά το hardware στις περιπτώσεις όπου αντί για την δημιουργία μίας φυσικής υπολογιστικής συσκευής δημιουργείται μία εικονική software έκδοση της συσκευής η οποία τρέχει σε ένα περιβάλλον που προσομοιώνει το φυσικό. Σε ό,τι αφορά το software, ο όρος χρησιμοποιείται για τις περιπτώσεις όπου software που προορίζεται να τρέξει σε φυσικές υπολογιστικές συσκευές, τρέχει σε εικονικό περιβάλλον που προσομοιώνει το φυσικό.

Αρχικά ο όρος χρησιμοποιήθηκε για την περιγραφή των μεθόδων λογικού διαχωρισμού των mainframes στις δεκαετίες 1960-1970 ώστε να επιτυγχάνεται πολυδιεργασία και αργότερα πολυχρηστικότητα σε ένα φυσικό μηχάνημα, (Graziano, 2011). Σήμερα αναφέρεται σε μία πληθώρα τεχνολογιών όπου επιτρέπει σε πολλά φυσικά στοιχεία υπολογιστικών υποδομών και δικτύων να εικονικοποιούνται σε data centers και υποδομές cloud και να παρέχονται πολλαπλές εκδοχές τους σαν υπηρεσίες σε χρήστες ή άλλα συστήματα.

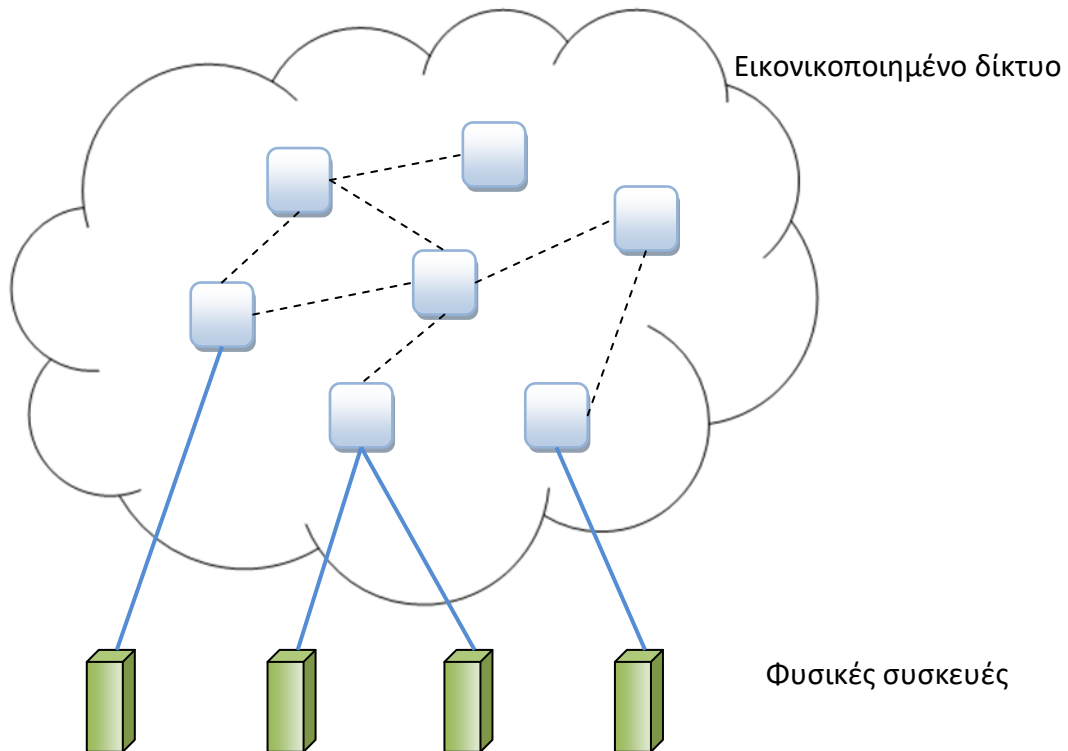
Στα μη εικονικοποιημένα συστήματα το λειτουργικό σύστημα έχει απευθείας πρόσβαση και έλεγχο στο hardware. Η κύρια λειτουργική διαφοροποίηση των εικονικοποιημένων συστημάτων είναι η ύπαρξη ενός επιπέδου software ανάμεσα στο hardware και στους εικονικοποιημένους πόρους, το οποίο συνιστά ένα εικονικό περιβάλλον και διαμεσολαβεί ώστε πολλοί εικονικοποιημένοι πόροι, όπως εικονικές μηχανές, να χρησιμοποιούν το ίδιο hardware ακολουθώντας κάποια πολιτική διαμοίρασης και να δικτυώνονται με άλλες μηχανές, όπως φαίνεται στο παράδειγμα του σχήματος 2.1.1. Οι εικονικοποιημένοι αυτοί πόροι είναι εικονικές μηχανές δηλαδή εφαρμογές software που προσομοιώνουν τη λειτουργία φυσικών μηχανών, καναλιών επικοινωνίας ή software οντοτήτων όπως οι Network Functions (NF). Οι εικονικοποιημένοι πόροι λειτουργούν όπως και οι μη εικονικοποιημένοι, πολλές φορές με το ίδιο software και λειτουργικότητα, με τη διαφορά ότι η διάδραση με εξωτερικές οντότητες, όπως το hardware ή το υπόλοιπο δίκτυο, γίνεται μέσω του εικονικοποιημένου περιβάλλοντος και όχι με απευθείας επικοινωνία.



Σχήμα 2.1.1 Εικονικά περιβάλλοντα διαμεσολαβούν για την επικοινωνία των εικονικών μηχανών VM1-VM6 με το hardware και με το δίκτυο

Η τεχνική της εικονικοποίησης βρίσκει εφαρμογές σε software και hardware. Σε ό,τι αφορά το software, επιτρέπει την παροχή πολλών στιγμιότυπων της κάθε software εφαρμογής οι οποίες λειτουργούν ανεξάρτητα σαν υπηρεσίες προς τους χρήστες, SaaS (Software as a Service) (Kiess & Beker, 2015). Η εικονικοποίηση λειτουργικών συστημάτων και hardware υπολογιστικών μηχανών προσφέρει τη δυνατότητα παροχής εικονικών πλατφορμών στους χρήστες, PaaS (Platform as a Service) (Keller & Rexford, 2010). Ενώ η εικονικοποίηση φυσικών υποδομών δίνει την δυνατότητα πρόσβασης των χρηστών σε μία εικονική υπολογιστική υποδομή η οποία παρέχεται σαν υπηρεσία με την ίδια λειτουργικότητα που έχουν και οι φυσικές υποδομές, IaaS (Infrastructure as a Service) (Bhardwaj et. al., 2010).

Σε αυτό το πλαίσιο ορίζεται και η έννοια της εικονικοποίησης δικτύων που θα παρουσιαστεί στην επόμενη ενότητα και αφορά στις περιπτώσεις όπου όλα τα στοιχεία ενός δικτύου εικονικοποιούνται έτσι ώστε, ολόκληρη η λειτουργία του δικτύου που αφορά υπολογιστικούς πόρους και κανάλια επικοινωνίας, να είναι εικονικοποιημένη και το δίκτυο να μπορεί να παρέχεται σαν υπηρεσία NaaS (Network as a Service). Στο σχήμα 2.1.2 παρουσιάζεται ένα δίκτυο εικονικοποιημένο στο cloud το οποίο λειτουργεί όπως ένα πλήρες φυσικό δίκτυο και οι πόροι του είναι προσπελάσιμοι από φυσικές συσκευές εκτός της υποδομής του cloud. Στη συνέχεια αυτής της ενότητας θα επικεντρωθούμε στην εικονικοποίηση των συστατικών των εικονικοποιημένων δικτύων τους servers, τις NF και τα κανάλια επικοινωνίας (links).



Σχήμα 2.1.2 Εικονικοποιημένο δίκτυο σε υποδομή cloud που είναι προσπελάσιμο από φυσικές συσκευές

Οι εικονικοποιημένοι servers και οι Virtual Network Functions (VNF) αποτελούν τους κόμβους των εικονικών δικτυακών τοπολογιών και τα εικονικοποιημένα links τα κανάλια επικοινωνίας μεταξύ τους. Η εικονικοποίηση server αφορά στην εγκατάσταση μίας εικονικής μηχανής η οποία λειτουργεί σαν κόμβος δικτύου σε ένα εικονικό περιβάλλον. Η πρακτική αυτή σε σχέση με τη λειτουργία ενός φυσικού server έχει τα εξής πλεονεκτήματα (Steinder, 2007)

- Παύση και ενεργοποίηση. Οι λειτουργίες της εικονικής μηχανής μπορούν να διακόπτονται και να ενεργοποιούνται εκ νέου, με την τρέχουσα κατάσταση της μηχανής να διατηρείται στην μνήμη του συστήματος.
- Αναστολή λειτουργίας. Η εικόνα της μηχανής απορρίπτεται από την μνήμη του συστήματος και τερματίζεται η λειτουργία της, χωρίς επιπτώσεις στο hardware.
- Γρήγορη και αυτοματοποιημένη αποκατάσταση. Μία νέα εικόνα της μηχανής φορτώνεται στην μνήμη του συστήματος και γίνεται άμεσα λειτουργική. Σε περίπτωση αναβάθμισης, η νέα εικόνα μπορεί να είναι μία νέα έκδοση του server που θα αντικαταστήσει την προηγούμενη, εύκολα και αυτοματοποιημένα.

- Μεταφορά της μηχανής. Η τρέχουσα εικόνα μίας μηχανής μπορεί να μεταφερθεί σε άλλο φυσικό κόμβο ενός δικτύου και να τεθεί εκεί εκ νέου σε λειτουργία.
- Μεταβολή των χρησιμοποιούμενων πόρων. Το ποσοστό των φυσικών ή εικονικών πόρων που χρησιμοποιεί η εικονική μηχανή μπορεί να μεταβληθεί κατά απαίτηση.

Ένα δίκτυο παροχής υπηρεσιών αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό ενδιάμεσων λειτουργιών NF οι οποίες εκτελούν λειτουργίες όπως έλεγχος μετάδοσης δεδομένων, διαμοίραση πόρων, έλεγχος πρόσβασης και πολλές άλλες. Η παραδοσιακή προσέγγιση είναι για την κάθε μία NF να δημιουργείται μία φυσική συσκευή και να εγκαθίσταται στο δίκτυο, π.χ. load balancers, firewalls. Η σύγχρονη τάση είναι οι εικονικοποίηση αυτών των συσκευών. Τα πλεονεκτήματα είναι παρόμοια με αυτά της εικονικοποίησης servers και ειδικά για τις VNF συμπεριλαμβάνουν την ευκολία παραμετροποίησης, τη δυνατότητα απομακρυσμένου ελέγχου και συντήρησης, εργασίες που είναι δύσκολο να πραγματοποιηθούν όταν οι NF υλοποιούνται σε εξειδικευμένο, πολλές φορές ακριβό, hardware. Στις εικονικές τοπολογίες οι NF αποτελούν κόμβους του δικτύου με ροή δεδομένων προς και από αυτές. Η ενσωμάτωση των VNF σε ένα δίκτυο εντάσσεται στο πρόβλημα της ΕΕΔ. Υπάρχει όμως και μία εξειδικευμένη μορφή του προβλήματος, όταν παρουσιάζεται η απαίτηση οι NF ενός δικτύου να έχουν συγκεκριμένη σύνδεση μεταξύ τους, με τη μορφή αλυσίδας αλληλοεξαρτώμενων λειτουργιών, NF chaining. Σε αυτή την περίπτωση, η εικονική τοπολογία που καλούμαστε να ενσωματώσουμε στο φυσικό δίκτυο, έχει συγκεκριμένους περιορισμούς στην διασύνδεση των στοιχείων της, οι οποίοι πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την αντιστοίχιση φυσικών και εικονικών πόρων (Mehraghdam et. al., 2014). Οι NF που αποτελούν την αλυσίδα των υπηρεσιών, αποτελούν ένα διατεταγμένο σύνολο, καθώς η διασύνδεση μεταξύ τους πρέπει να έχει συγκεκριμένη σειρά και οι κόμβοι να έχουν αλληλεξαρτήσεις όχι απλά αλληλεπιδράσεις.

Τα κανάλια επικοινωνίας (links) που μεταφέρουν πληροφορίες ανάμεσα στους κόμβους ενός δικτύου μπορούν επίσης να εικονικοποιηθούν. Σε αφαιρετικό επίπεδο τα εικονικοποιημένα κανάλια συνδέουν άμεσα τους κόμβους ενός εικονικοποιημένου δικτύου, ενώ στην πραγματικότητα χρησιμοποιούν φυσικά κανάλια επικοινωνίας ενσύρματων ή ασύρματων δικτύων, τα οποία μπορεί να μην συνδέονται άμεσα και να παρουσιάζουν πολύπλοκη τοπολογία. Η εικονικοποίηση σε αυτή την περίπτωση παρουσιάζει ένα αφαιρετικό επίπεδο διαχείρισης των πόρων και της μετάδοσης πληροφορίας ανάμεσα στους κόμβους του δικτύου, (van de Belt et. al., 2017). Οι

τεχνολογίες που υποστηρίζουν αυτές τις λειτουργίες χρησιμοποιούνται εκτεταμένα στα Virtual Private Networks (VPN) και πιο πρόσφατα σε Software Defined Networks (SDN).

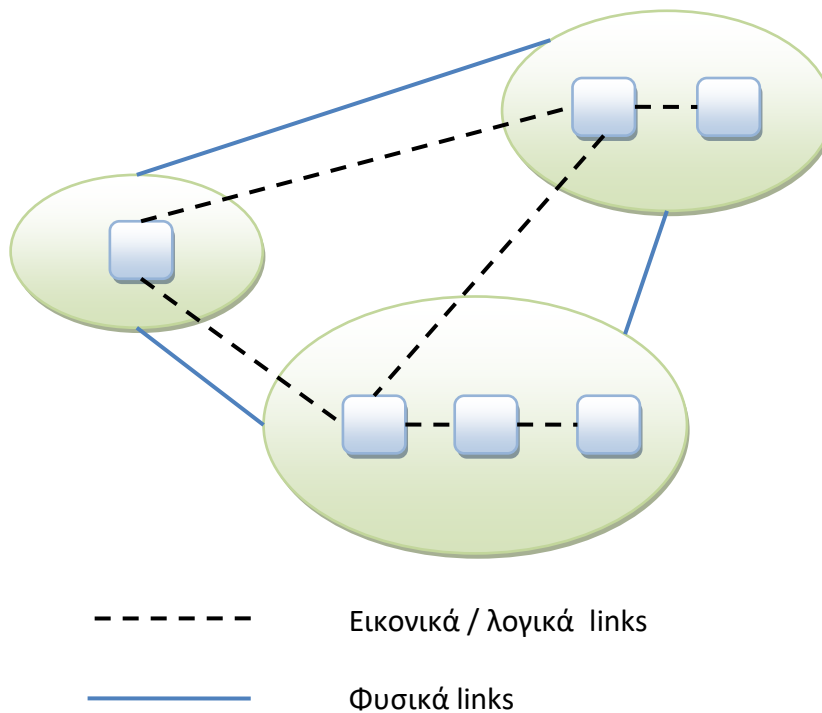
Οι τεχνολογίες της εικονικοποίησης και η θεωρία που αναπτύχθηκε γύρω από αυτές φαίνονται ανεξάρτητες από την κλασική θεωρία του υπολογισμού. Παρόλα αυτά από την θεμελίωση της θεωρίας του υπολογισμού είχαν αναπτυχθεί μαθηματικά μοντέλα που μπορούν να θεωρηθούν πρόδρομοι αυτών των τεχνολογιών. Στην θεμελιώδη εργασία του Alan Turing είχε αναπτυχθεί το μοντέλο της Universal Turing machine, (Turing , 1937). Είναι ένα θεωρητικό μοντέλο υπολογιστικής μηχανής που δέχεται την περιγραφή άλλων υπολογιστικών μηχανών και προσομοιώνει την λειτουργία τους, περίπου όπως η εικονικοποίηση. Εάν συμπεριλάβουμε και τα υπολογιστικά μοντέλα διαδραστικού υπολογισμού (Goldin, 2000) και δικτυακού υπολογισμού (Rodis, 2018), τότε μας δίνονται εργαλεία μοντελοποίησης εικονικοποιημένων δικτύων και υπηρεσιών, αρκεί να βρεθεί γόνιμο έδαφος για τη χρήση τους.

2.2 Εικονικοποίηση δικτύων και ενσωμάτωση εικονικών δικτύων

Ένα εικονικοποιημένο δίκτυο έχει όλα τα συστατικά στοιχεία του όπως servers, NF και links εικονικοποιημένα και συνδεδεμένα μεταξύ τους, έτσι ώστε να λειτουργούν όπως ένα φυσικό δίκτυο. Αυτή η απαίτηση σύνδεσης και δικτύωσης των στοιχείων, κάνει ένα εικονικοποιημένο δίκτυο να μην είναι απλά ένα σύνολο εικονικών συσκευών και καναλιών, αλλά μία πλήρης δικτυακή τοπολογία υλοποιημένη σε εικονικό περιβάλλον.

Κάθε κόμβος της εικονικής τοπολογίας φιλοξενείται σε ένα κόμβο φυσικού δικτύου και πολλές φορές πολλοί εικονικοί κόμβοι μοιράζονται τον ίδιο φυσικό κόμβο. Επίσης, για κάθε εικονικό link που συνδέει δύο κόμβους, υπάρχει ένα φυσικό μονοπάτι δρομολόγησης των δεδομένων το οποίο υλοποιεί αυτό το link. Στο σχήμα 2.2.1 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα τέτοιου δικτύου.

Όπως αναφέραμε στο προηγούμενο κεφάλαιο τα εικονικοποιημένα στοιχεία μπορούν να μεταβάλλονται κατά απαίτηση, οπότε και η εικονική τοπολογία μπορεί να μεταβάλλεται και να τροποποιείται, με την προϋπόθεση ότι κάθε μεταβολή θα διατηρεί τη δικτύωση ανάμεσα στα μέρη τις τοπολογίας που πρέπει να συνδέονται.



Σχήμα 2.2.1 Κάθε φυσικός κόμβος μπορεί να φιλοξενεί περισσότερους από έναν εικονικό κόμβο

Στη βιβλιογραφία η ενσωμάτωση αλυσίδας NF αντιμετωπίζεται σαν ένα διαφορετικό πρόβλημα από την ΕΕΔ. Παρά τις ομοιότητες των δύο προβλημάτων, η απαίτηση αλληλεξάρτησης ανάμεσα στους εικονικούς κόμβους, διαφοροποιεί τα δύο προβλήματα. Οι You et. al. (2016) αναφέρουν και το πρόβλημα της δημιουργίας του Virtual Forwarding Graph (VFG), δηλαδή του γράφου που ορίζει τη σειρά αλληλεξάρτησης ανάμεσα στις NF, σαν μία επιπλέον διαφορά των δύο προβλημάτων. Η δημιουργία των αλληλεξαρτήσεων πολλές φορές μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, με τον βέλτιστο σε απόδοση να είναι ο επιθυμητός. Αυτή η διαφοροποίηση κάνει την τοπολογία να είναι ευέλικτη σε σχέση με το πρόβλημα της ενσωμάτωσης δικτύων. Επίσης τα φυσικά δίκτυα στα οποία ενσωματώνονται οι αλυσίδες υπηρεσιών είναι κατά κανόνα ετερογενή (Xie et. al., 2016) κάτι που δεν ισχύει συνήθως για την ΕΕΔ. Η ενσωμάτωση μίας εικονικής τοπολογίας σε ένα Data Center είναι η πιο απλή περίπτωση.

Στα πλεονεκτήματα της εικονικοποίησης δικτύων και αλυσίδας υπηρεσιών, εκτός όσων αναφέρθηκαν στην προηγούμενη ενότητα, συγκαταλέγονται επίσης ο έλεγχος του κύκλου ζωής των στοιχείων του δικτύου και οι δυνατότητες κλιμάκωσης που εμφανίζονται στα

SDN (Drutskoy et. al., 2012) καθώς μπορούν να ανταποκρίνονται σε πραγματικό χρόνο σε αιτήματα μεταβολής της τοπολογίας και των εικονικών πόρων τους.

Το πρόβλημα της ΕΕΔ που μελετάμε σε αυτή την εργασία, αφορά στην υλοποίηση μίας δοθείσης εικονικής τοπολογίας σε ένα φυσικό δίκτυο. Σε αυτή την περίπτωση, παίρνοντας σαν είσοδο την περιγραφή μίας εικονικής τοπολογίας, πρέπει ένα σύστημα διαχείρισης ενός φυσικού δικτύου να αποφασίσει πως θα αντιστοιχηθούν οι εικονικοί πόροι στους φυσικούς πόρους και να υλοποιηθούν και οι απαραίτητες συνδέσεις ανάμεσα στους κόμβους. Η λειτουργία της ενσωμάτωσης, πρέπει να μπορεί να γίνεται κατά απαίτηση, αφού η λογική του NaaS προϋποθέτει την αυτοματοποιημένη δημιουργία εικονικών δικτύων καθώς και την επίσης αυτοματοποιημένη ικανοποίηση αιτημάτων τροποποίησης των εικονικών τοπολογιών.

Η δυσκολία στον υπολογισμό της ΕΕΔ παρουσιάζεται από την εύλογη απαίτηση η αντιστοίχιση εικονικών με φυσικούς πόρους να είναι η βέλτιστη, ώστε το δίκτυο να έχει την καλύτερη δυνατή απόδοση, αλλά και να εκμεταλλεύεται τους φυσικούς πόρους με τον πιο αποδοτικό τρόπο. Για παράδειγμα, μία NF χαμηλών απαιτήσεων δεν είναι καλό να απασχολεί ένα φυσικό κόμβο μεγάλης χωρητικότητας και δύο κόμβοι είναι επιθυμητό να συνδέονται με τη συντομότερη δρομολόγηση.

Πλεονέκτημα της εικονικοποίησης δικτύου και της δυναμικής ΕΕΔ, είναι η δυνατότητα αποδοτικότερης διαχείρισης των πόρων του δικτύου (Chen et. al., 2015) μέσω ενός έξυπνου και κεντροποιημένου συστήματος ελέγχου των εικονικών μηχανών και λειτουργιών, οπότε η βελτιστοποίηση είναι επιβεβλημένη.

Η ανάγκη για βέλτιστη απόδοση σε συνδυασμό με την ετερογένεια αλλά και την πληθώρα τοπολογιών που παρατηρείται στα σύγχρονα δίκτυα κάνει το πρόβλημα πολυσύνθετο. Ένα εικονικό δίκτυο μπορεί να εγκατασταθεί σε πολλαπλά δίκτυα διαφορετικών παρόχων αλλά και να υπάρχει περιορισμένη γνώση για τις τοπολογίες των φυσικών δικτύων και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους (Dietrich et. al., 2015, 2017), (Quang et. al., 2019). Σαν υπολογιστικό πρόβλημα, όπως προαναφέρθηκε, η ΕΕΔ είναι NP-hard ακόμα και εάν εφαρμοστούν περιορισμοί στις προδιαγραφές των δικτύων κάνοντας την επίλυσή του απαιτητική σε κάθε περίπτωση.

Η σημασία της εικονικοποίησης στα σύγχρονα δίκτυα τονίζεται σε πολλές μελέτες. Οι Duan, Yan & Vasilakos (2012) αναφέρονται στην σύγκλιση του cloud με το network

computing και την ανάπτυξη αρχιτεκτονικών προσανατολισμένων στην παροχή υπηρεσιών (Service Oriented Architectures). Σε αυτό το πλαίσιο η εικονικοποίηση δικτύων δίνει τη δυνατότητα, ώστε η δικτύωση συσκευών και λειτουργιών να παρέχεται σαν υπηρεσία μέσω μίας NaaS λογικής.

Η εικονικοποίηση δικτύων έχει εφαρμογή στην ανάπτυξη SDN, τα οποία μεταξύ άλλων εφαρμογών θα είναι κύριο χαρακτηριστικό και των δικτύων κινητής τηλεφωνίας 5G (Yahia et. al., 2017). Η χρήση αυτής της τεχνολογίας έχει σαν κύριο στόχο την αποσύνδεση του software από το hardware με στόχο την οργάνωση και διαχείριση των λειτουργιών του δικτύου σαν διαχείριση VNF. Οι αυξημένες δυνατότητες διαχείρισης επεκτείνονται και στην διαχείριση συσκευών και υπηρεσιών που βρίσκονται στην άκρη του δικτύου και υποστηρίζουν λειτουργίες Mobile Edge Computing (Han et. al., 2018) αλλά και σε Wireless SDN (Zhou et. al., 2015).

Εικονικοποίηση δικτύων μεταξύ πολλών άλλων εφαρμογών χρησιμοποιείται και σε συστήματα κινητού και διάχυτου υπολογισμού. Υπάρχουν εφαρμογές σε δίκτυα ασύρματων αισθητήρων (Islam & Huh, 2012), (Khan et. al., 2013, 2015), (Abdelwahab et. al., 2016). Ο κάθε φυσικός ασύρματος αισθητήρας αντιστοιχείται σε ένα εικονικό κόμβο, ο οποίος διαχειρίζεται τα δεδομένα που καταγράφει ο αισθητήρας από το περιβάλλον.

3. Βιβλιογραφική ανασκόπηση μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης στην ενσωμάτωση εικονικών δικτύων

3.1 Ενσωμάτωση εικονικών δικτύων

Στην βιβλιογραφία υπάρχουν αρκετές μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης που έχουν εφαρμοστεί για την αντιμετώπιση της υπολογιστικής δυσκολίας του προβλήματος της ΕΕΔ στην γενική μορφή του και παρουσιάζονται σε αυτό το κεφάλαιο. Στις περισσότερες εργασίες οι μέθοδοι που αναπτύσσονται συγκρίνονται με τις μεθόδους του γραμμικού προγραμματισμού ή με άπληστους αλγορίθμους για να τεκμηριωθεί η αποτελεσματικότητα και η αποδοτικότητά τους.

Ένα σημείο κριτικής είναι ότι τα πειραματικά δεδομένα που παρατίθενται αφορούν σε πολλές περιπτώσεις μία μόνο κατηγορία δικτύων, π.χ. μόνο τυχαίες τοπολογίες ή μόνο fat-tree δίκτυα. Επίσης, σε πολλές εργασίες οι προσομοιώσεις γίνονται σε μικρά δίκτυα 50 ή 100 κόμβων χωρίς να είναι εμφανείς οι συμπεριφορές των αλγορίθμων σε πραγματικά δύσκολες υπολογιστικά καταστάσεις μεγάλων δικτύων.

Για αυτές τις παρατηρήσεις, έχουμε να σημειώσουμε ότι η ποικιλομορφία δικτύων και τοπολογιών που συναντιούνται στις σύγχρονες υπολογιστικές υποδομές, επιβάλλει την δοκιμή της κάθε λύσης σε δίκτυα διαφορετικών τύπων, καθώς είναι απαραίτητη η προσαρμοστικότητα σε διαφορετικούς τύπους δικτύων και υποδομών για να είναι ένας αλγόριθμος πραγματικά χρήσιμος. Καθώς η ασυμπτωτική πολυπλοκότητα του προβλήματος είναι εκθετική, η πειραματική εφαρμογή της κάθε λύσης πρέπει να γίνεται και σε τοπολογίες μεγάλου μεγέθους ώστε να γίνει εμφανής η αποτελεσματικότητά της.

Ακέραιος γραμμικός προγραμματισμός

Για την διαχείριση και την βελτιστοποίηση της κατανομής εικονικών πόρων σε δίκτυα, παραδοσιακά χρησιμοποιείται η μέθοδος του ακέραιου γραμμικού προγραμματισμού (Integer Linear Programming), με το μειονέκτημα ότι αυτή η προσέγγιση απαιτεί ώρες για την προσαρμογή του δικτύου (Rankothge et. al., 2017).

Στις μεθόδους αυτές η ΕΕΔ αντιμετωπίζεται σαν πρόβλημα βελτιστοποίησης. Ενδεικτική είναι η χρήση της μεθόδου στις εργασίες των Dietrich et. al., (2015), (2017).

Ευρετικές και μεταευρετικές μέθοδοι

Η ευρετική αναζήτηση βασίζεται στην αναζήτηση κάποιας ιδιότητας ή δομής μέσα στο φυσικό δίκτυο, βάσει της οποίας η αντιστοίχιση φυσικών και εικονικών πόρων θα είναι αποδοτική. Οι μεταευρετικές μέθοδοι είναι υψηλού επιπέδου διαδικασίες οι οποίες καθοδηγούν και τροποποιούν τη λειτουργία υποδεέστερων ευρετικών διαδικασιών.

Οι Dräxler et.al. (2018) παρουσιάζουν έναν ευρετικό αλγόριθμο που έχει καλύτερη επίδοση σε σχέση με ένα mixed integer αλγόριθμο σε ένα σύστημα που ανταποκρίνεται στις μεταβολές του δικτύου και τις πιθανές απαιτήσεις κλιμάκωσης, μεταβάλλοντας το εικονικοποιημένο δίκτυο και την αντιστοίχιση εικονικών με φυσικούς πόρους.

Οι Riggio et. al., (2013) χρησιμοποιούν τοπική αναζήτηση σαν ευρετικό για την ανάπτυξη αλγορίθμου. Η αξιολόγηση και στις δύο εργασίες βασίζεται σε μικρά δίκτυα το πολύ 45 κόμβων.

Έναν υβριδικό ευρετικό αλγόριθμο παρουσιάζουν οι Rahman & Boutaba (2013) με πλεονεκτήματα στην απόδοση σε σχέση με άλλους ευρετικούς και άπληστους αλγορίθμους.

Στην εργασία των Fajjari et. al. (2011) αναπτύσσεται μία μεταευρετική μέθοδος βελτιστοποίησης βασισμένη στην αποικία μυρμηγκιών (ant colony optimization), η οποία αποτελεί μία αποδοτικότερη λύση για το πρόβλημα σε σχέση με ευρετικές μεθόδους.

Σε ευρετικούς αλγορίθμους στηρίζεται και η εργασία των Cai et. al. (2010), όπου μελετά την περίπτωση της ΕΕΔ σε εξελισσόμενα μη στατικά δίκτυα. Τα πειραματικά δεδομένα που υποστηρίζουν την αποδοτικότητα της προσέγγισής τους βασίζονται σε μικρά δίκτυα.

Οι Mijumbi et. al. (2015), μελετούν μία γενίκευση του προβλήματος, προσθέτοντας και την παράμετρο της χρονοδρομολόγησης των Network Functions στο πρόβλημα. Για την επίλυση προτείνουν ένα μεταευρετικό Tabu-Search based αλγόριθμο, ο οποίος έχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με έναν άπληστο αλγόριθμο που παρουσιάζουν.

Μηχανική μάθηση

Οι Blenk et. al. (2016) χρησιμοποιούν αλγόριθμους νευρωνικών δικτύων με και χωρίς ανατροφοδότηση και καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (recurrent neural networks) επιλύουν αποτελεσματικότερα το πρόβλημα.

Οι Yao et. al. (2018) παρουσιάζουν έναν αλγόριθμο ενισχυτικής μάθησης που εφαρμόζεται σε δίκτυα των οποίων η κατανομή πόρων θεωρείται αμετάβλητη και παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα σε σχέση με προϋπάρχοντες αλγόριθμους.

Στην εργασία των Mijumbi et. al. (2014) ο αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης που παρουσιάζεται αξιολογείται ως προς την ποιότητα της ενσωμάτωσης αλλά και την ποιότητα των υπηρεσιών του ενσωματωμένου δικτύου. Η αξιολόγηση βασίζεται σε δίκτυο μικρής τοπολογίας.

Γενετικοί αλγόριθμοι

Οι Rankothge et. al. (2017) χρησιμοποιούν γενετικό αλγόριθμο για την επίλυση του προβλήματος που αναφέρεται σαν network function virtualization. Αλλά και την μελέτη της περίπτωσης όπου απαιτείται κλιμάκωση του εικονικού δικτύου (Rankothge et. al., 2017). Η μέθοδος υπερτερεί του Integer Linear Programming παράγοντας ικανοποιητικές λύσεις πιο αποδοτικά. Τα πειραματικά δεδομένα της αξιολόγησης περιορίζονται σε δίκτυα μικρής τοπολογίας

Οι Lu et. al. (2020) παρουσίασαν την υλοποίηση ενός κατανεμημένου γενετικού αλγορίθμου που τρέχει παράλληλα σε πολλές μηχανές. Η παραλληλία συμβάλει στην πολλαπλή εκτέλεση του αλγορίθμου αλλά οι παραγόμενες λύσεις από κάθε μηχανή δεν συνδυάζονται μεταξύ τους, απλά τελικά επιλέγεται η καλύτερη από αυτές που αποτελεί την έξοδο του αλγορίθμου. Η αναπαράσταση των χρωμοσωμάτων είναι πολύπλοκη και με μεταβλητό μήκος, αυξάνοντας τις υπολογιστικές απαιτήσεις του αλγορίθμου. Τα πειραματικά δεδομένα που παρουσιάζονται αφορούν στην εκτέλεση του αλγορίθμου μόνο σε δίκτυα τυχαίας τοπολογίας και σχετικά μικρού μεγέθους, μέχρι 150 κόμβους.

Οι Lagwal & Bhardwaj (2017) προτείνουν τη χρήση γενετικού αλγορίθμου για την επίλυση του προβλήματος του load balancing. Αφορά στην κατανομή του φόρτου στους

πόρους του φυσικού δικτύου ώστε να επιτευχθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα, να μην υπάρχουν υποφορτωμένοι και υπερφορτωμένοι κόμβοι στο δίκτυο.

Οι Tang & Pan (2015) προτείνουν ένα υβριδικό γενετικό αλγόριθμο ο οποίος προσανατολίζεται προς την ενεργειακή βελτιστοποίηση των data centers στα οποία υπάρχουν εικονικοποιημένα δίκτυα. Στον συγκεκριμένο αλγόριθμο υπολογίζεται και η κατανάλωση ενέργειας σαν μία από τις παραμέτρους αξιολόγησης των παραγόμενων λύσεων. Επεκτείνει το μοντέλο του απλού γενετικού αλγορίθμου, εφαρμόζοντας μία διαδικασία επιδιόρθωσης μη έγκυρων λύσεων και μία διαδικασία τοπικής βελτιστοποίησης, οι οποίες ενισχύουν την αποδοτικότητα του αλγορίθμου. Για την πειραματική εφαρμογή του αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκαν τυχαία δίκτυα μικρής τοπολογίας.

Στις παραπάνω εργασίες, όπως και στην πλειοψηφία των εργασιών που αφορούν εφαρμογές γενετικών αλγορίθμων, η αξιολόγηση της αποδοτικότητάς τους περιορίζεται στην παρουσίαση δεδομένων που αφορούν στους χρόνους εκτέλεσης διαφόρων στιγμιότυπων του προβλήματος. Η κύρια αιτία για αυτή την προσέγγιση, όπως θα αναλυθεί και στα επόμενα κεφάλαια, είναι η αδυναμία πλήρους τεκμηρίωσης της λειτουργίας των γενετικών αλγορίθμων. Η προσέγγιση που ακολουθήσαμε είναι διαφορετική. Μέσω των πειραματικών δεδομένων έγινε εκτίμηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας του αλγορίθμου ώστε να εκτιμηθεί η ασυμπτωτική συμπεριφορά και η αποδοτικότητά του.

3.2 Ενσωμάτωση αλυσίδας υπηρεσιών (service chain embedding)

Το πρόβλημα της ενσωμάτωσης αλυσίδας υπηρεσιών είναι παρόμοιο με το πρόβλημα της ΕΕΔ. Αφορά στην αντιστοίχιση εικονικοποιημένων NF με φυσικούς πόρους με την απαίτηση να ικανοποιούνται οι αλληλεξαρτήσεις ανάμεσα στις NF της ίδιας αλυσίδας.

Σαν πρόβλημα μπορεί να χωριστεί σε δύο υποπροβλήματα. Το ένα είναι η δημιουργία της αλυσίδας με το ορισμό ενός VFG που περιγράφει της αλληλεξαρτήσεις των NF. Το δεύτερο είναι η αντιστοίχιση των NF με φυσικούς πόρους. Στις εργασίες που μελετήθηκαν άλλοι ερευνητές προτίμησαν να μελετήσουν ένα από τα δύο υποπροβλήματα και άλλοι να παρουσιάσουν μία συνολική λύση.

Μελετώντας την σχετική βιβλιογραφία προκύπτει η διαπίστωση ότι οι ερευνητές προσεγγίζουν το πρόβλημα με διαφορετικές οπτικές, καθώς στις περισσότερες εργασίες που μελετήθηκαν στον ορισμό του προβλήματος είχαν προστεθεί επιπλέον παράμετροι που αφορούσαν διάφορες ιδιότητες του δικτύου που αλληλοεπιδρά με τις αλυσίδες υπηρεσιών ή ιδιαίτερες παραμέτρους που εξειδικεύουν το πρόβλημα. Κάθε εργασία είχε διαφορετική προσέγγιση στην εξειδίκευση του προβλήματος και αναφερόταν σε διαφορετικές ιδιότητες. Αυτό δείχνει πως πρόκειται για ένα πολυδιάστατο πρόβλημα.

Σχεδόν όλες οι εργασίες σύγκριναν τις λύσεις που πρότειναν με λύσεις ακέραιου προγραμματισμού και όπως και στις εργασίες της προηγούμενης ενότητας, οι πειραματικές εφαρμογές που αναφέρονταν αφορούσαν σχεδόν σε όλες δίκτυα μικρής τοπολογίας.

Ακέραιος γραμμικός προγραμματισμός

Η μέθοδος παρουσιάστηκε σαν λύση σε πολλές εργασίες όπως στην εργασία των Gupta et. al. (2015).

Οι Liou et. al. (2017) παρουσιάζουν μία μέθοδο βασισμένη σε ακέραιο προγραμματισμό με ένα ευρετικό που επιταχύνει τη διαδικασία. Η επιπλέον παράμετρος που προσθέτουν στο πρόβλημα είναι τα αιτήματα των χρηστών που μεταβάλλουν δυναμικά τις VNF και επίσης η λύση πρέπει να είναι αποδοτική από άποψη κόστους.

Μία τροποποιημένη έκδοση ακέραιου προγραμματισμού με υπολογιστικά οφέλη σε σχέση με την κλασσική προσέγγιση παρουσιάζουν και οι Rost & Schmid (2019).

Ευρετικές μέθοδοι και άπληστοι αλγόριθμοι

Οι Kouah et. al. (2018) παρουσιάζουν μία ευρετική μέθοδο για το πρόβλημα στο οποίο προσθέτουν την επιπλέον παράμετρο του ενεργειακού κόστους λειτουργίας του ενσωματωμένου δικτύου.

Στην εργασία των Alhussein et. al. (2020) παρουσιάζονται ευρετικοί αλγόριθμοι για την προσέγγιση του προβλήματος με την επιπλέον παράμετρο ότι εφαρμόζεται σε multicast services για core networks.

Οι Truong-Huu et. al. (2019) μελετούν το πρόβλημα της ενσωμάτωσης αλυσίδας υπηρεσιών για 5G με μεταβαλλόμενες slices. Χρησιμοποιούν τον Goodness factor σαν ευρετικό για την ανάπτυξη της μεθόδου τους, η οποία παρουσιάζει βελτιωμένα αποτελέσματα σε σχέση με προηγούμενες προσπάθειες. Στην πειραματική εφαρμογή χρησιμοποίησαν δίκτυα μεγάλης τοπολογίας.

Οι Bari et. al. (2015) παρουσίασαν μία ευρετική μέθοδο η οποία παράγει ένα VFG των υπηρεσιών και των αλληλεξαρτήσεων τους και τον βελτιστοποιεί επαναληπτικά σε πολλά στάδια εκτέλεσης, εκτιμώντας το κόστος της κάθε λύσης ώστε να παράγει τελικά μία λύση κοντά στην βέλτιστη.

Οι Quang et. al. (2018) παρουσιάζουν μία ευρετική μέθοδο για την επίλυση του προβλήματος της ενσωμάτωσης ενός VFG σε ετερογενές δίκτυο πολλαπλών παρόχων. Έχει καλύτερες επιδόσεις από μεθόδους ακέραιου προγραμματισμού στην πειραματική εφαρμογή που έγινε σε φυσικά δίκτυα μικρού μεγέθους και μικρές αλυσίδες.

Την παράμετρο της ενσωμάτωσης αλυσίδας υπηρεσιών σε δίκτυο Edge Computing πρόσθεσαν στον ορισμό του προβλήματος οι Sun et. al. (2018). Για το λόγο αυτό όρισαν επιπλέον περιορισμούς στην ανάπτυξη του συστήματος λόγω της φύσης του Edge Computing. Η μέθοδος επίλυσης που πρότειναν, συμπεριλάμβανε έναν ευρετικό αλγόριθμο ο οποίος αντιστοιχεί αλληλεξαρτώμενες NF με κοινά χαρακτηριστικά στον ίδιο φυσικό κόμβο, παρουσιάζοντας καλές επιδόσεις.

Ευρετική μέθοδο για την επίλυση του προβλήματος σε δύο στάδια παρουσίασαν οι Wang et. al. (2019). Καταρχήν επιλύουν το πρόβλημα της δημιουργίας της αλυσίδας υπηρεσιών και μετά την επίλυση του προβλήματος της ενσωμάτωσης, παρουσιάζοντας καλύτερες επιδόσεις από λύσεις με ακέραιο προγραμματισμό.

Οι Spinnewyn et. al. (2018) εισάγουν στο πρόβλημα την παράμετρο των γεωγραφικών περιορισμών στην αντιστοίχιση NF με φυσικούς πόρους. Η μέθοδος επίλυσης που παρουσιάζουν είναι η Greedy Chain Selection και παρουσιάζει βελτιωμένη απόδοση σε σχέση με άλλες μεθόδους.

Μηχανική μάθηση

Οι Quang et. al. (2019a) παρουσιάζουν ένα σύστημα Deep Reinforcement Learning για την ενσωμάτωση αλυσίδων σε ετερογενή δίκτυα διαφορετικών παρόχων μη συνεργατικά μεταξύ τους. Με αυτή τη μέθοδο ο agent διαπραγματεύεται με τους διαφορετικούς παρόχους (domains) για να επιτύχει καλύτερη απόδοση στην τελική αντιστοίχιση.

Ένα σύστημα Deep Reinforcement Learning και για το πρόβλημα της δημιουργίας του VFG παρουσιάζουν οι Quang et. al. (2019b). Βελτιώνει προηγούμενες προσπάθειες με την χρήση ευρετικών και έχει καλύτερες επιδόσεις από μεθόδους ακέραιου προγραμματισμού και άλλες μεθόδους της ίδιας κατηγορίας.

Οι Fu et. al. (2019) μελετούν το πρόβλημα προσανατολισμένο στην διαχείριση πόρων για το Internet of Things με τη χρήση NF. Προσεγγίζουν το πρόβλημα με Deep Reinforcement Learning. Οι δοκιμές περιορίζονται σε μικρές τυχαίες τοπολογίες.

Οι Kim et. al. (2019) ανέπτυξαν ένα σύστημα μηχανικής μάθησης με χρήση νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη των απαιτήσεων σε πόρους των VNF. Η πρόβλεψη είναι σημαντική και για την μετέπειτα αποδοτική επίλυση του προβλήματος της ενσωμάτωσης.

Οι Li et. al. (2018) προσθέτουν στο πρόβλημα της δυναμικής διαχείρισης των VNF την κατά απαίτηση δημιουργία τους και την αποδοτική από πλευράς κόστους λειτουργίας τους. Για την επίλυση αναπτύσσουν ένα σύστημα Deep Learning.

Οι Zheng et. al. (2019) εφαρμόζουν την ενσωμάτωση αλυσίδας NFV σε Software Defined Cellular Cores. Προτείνουν λύση βασισμένη σε Reinforcement Learning και είναι μία από τις λίγες εργασίες από όσες μελετήθηκαν που παρουσιάζει πειραματική εφαρμογή σε μεγάλα δίκτυα. Δεν παρέχεται σύγκριση της προτεινόμενης λύσης με άλλες μεθόδους, αλλά παρέχονται αρκετά πειραματικά δεδομένα και θεωρητική τεκμηρίωση για την αποτελεσματικότητα της μεθόδου.

Γενετικοί αλγόριθμοι / εξελικτικός προγραμματισμός

Οι Mensoum et. al. (2020) αναπτύσσουν ένα σύστημα που χωρίζει το φυσικό δίκτυο σε clusters, χρησιμοποιώντας την μέθοδο k-medoids για να μειωθεί η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου ενσωμάτωσης, ο οποίος εφαρμόζεται σε κάθε cluster χωριστά. Για την

επίλυση της ενσωμάτωσης, εφαρμόζουν στα clusters γενετικό αλγόριθμο και τη μέθοδο Chemical Reaction Optimization με καλά αποτελέσματα των δύο μεθόδων σε σχέση με λύσεις ακεραίου προγραμματισμού.

Γενετικό αλγόριθμο χρησιμοποιούν και οι Pham et. al. (2020) για την επίλυση του υποπροβλήματος της δημιουργίας VFG. Στον αλγόριθμο προστέθηκε και ένας επιδιορθωτής (repairer) για την διόρθωση μη έγκυρων αποτελεσμάτων. Η πειραματική εφαρμογή έγινε σε πραγματικά δίκτυα μεσαίου μεγέθους, όμως δεν παρουσιάζουν σύγκριση με κάποια άλλη μέθοδο.

4. Μοντελοποίηση και αναπαράσταση δικτύων

4.1 Μοντελοποίηση δικτύων

Είσοδοι στον αλγόριθμο που λύνει το πρόβλημα της ΕΕΔ είναι το φυσικό δίκτυο (substrate network) και η τοπολογία του εικονικού δικτύου που θέλουμε να ενσωματωθεί στο φυσικό δίκτυο. Η έξοδος είναι η αντιστοίχιση εικονικών πόρων σε φυσικούς πόρους. Η κλασική προσέγγιση στην μοντελοποίηση δικτύων είναι η μοντελοποίηση τους με γράφους και αυτή θα ακολουθήσουμε στη συνέχεια.

Για το φυσικό δίκτυο ορίζουμε γράφο $G_s(V_s, E_s)$ όπου οι κόμβοι του συνόλου V_s αναπαριστούν τους πόρους του δικτύου στους οποίους μπορούν να εικονικοποιηθούν οι λειτουργίες του εικονικού δικτύου (π.χ. servers). Το σύνολο ακμών E_s αναπαριστά τα κανάλια επικοινωνίας ανάμεσα στους κόμβους. Κάθε ακμή $p(u, z) \in E_s$ αντιπροσωπεύει το ελάχιστο μονοπάτι που συνδέει τους κόμβους u, z στο φυσικό δίκτυο. Αυτό συνεπάγεται ότι οι δύο κόμβοι στην πραγματικότητα μπορεί να μην συνδέονται με απευθείας κανάλι επικοινωνίας αλλά να επικοινωνούν μέσω άλλων κόμβων. Στον γράφο G_s θα αναπαρίσταται η σύνδεσή τους από μία ακμή.

Αυτή η παραδοχή, σε συνδυασμό με την παραδοχή ότι όλοι οι κόμβοι του δικτύου επικοινωνούν μεταξύ τους, συνεπάγεται και το ότι ο G_s είναι πλήρης γράφος, καθώς κάθε δύο κόμβοι του συνδέονται από μία ακμή. Η επιλογή της μοντελοποίησης του φυσικού δικτύου με ένα πλήρη και όχι με έναν αραιό γράφο δικαιολογείται από το ότι δίνει την δυνατότητα να αναπτύξουμε ένα αλγόριθμο χαμηλότερης πολυπλοκότητας, καθώς δεν θα χρειάζεται κατά την εκτέλεσή του να υπολογίζει δυναμικά το συντομότερο μονοπάτι ανάμεσα στους πόρους του δικτύου, αλλά θα υπάρχει σαν πληροφορία στην περιγραφή του G_s που θα δίνεται σαν είσοδο στον αλγόριθμο.

Τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά που διαφοροποιούν τους πόρους του δικτύου αναπαρίστανται με την ανάθεση βαρών στους κόμβους V_s και δηλώνουν την υπολογιστική ικανότητα των πόρων και με την ανάθεση βαρών στις ακμές E_s που δηλώνουν το κόστος χρήσης τους. Το εικονικό δίκτυο επίσης μοντελοποιείται σαν γράφος $G_v(V_v, E_v)$ όπου οι κόμβοι του συνόλου V_v αναπαριστούν τις λειτουργίες του δικτύου που απαιτείται να εικονικοποιηθούν και οι ακμές του συνόλου E_v τις απαραίτητες συνδέσεις μεταξύ τους. Οι

απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ για τους κόμβους V_v αναπαριστώνται με την ανάθεση βαρών.

Η αντιστοίχιση των εικονικών πόρων με τους πόρους του φυσικού δικτύου απαιτεί, βάσει του ορισμού του προβλήματος, για κάθε εικονικό πόρο v να υπάρχει αντιστοίχιση με φυσικό πόρο s . Επίσης, για κάθε δύο γειτονικούς εικονικούς κόμβους a, b του εικονικού δικτύου που έχουν αντιστοιχηθεί στους κόμβους u, z του φυσικού δικτύου, να υπάρχει ακμή ανάμεσα στους κόμβους u, z του G_s , η οποία αντιστοιχεί σε άμεσο ή έμμεσο κανάλι επικοινωνίας του φυσικού δικτύου και το οποίο θα υλοποιεί την σύνδεση που ορίζει η ακμή $e(a, b)$ του γράφου G_v .

Ορίζουμε τα κατηγορήματα

$e(a, b)$: η ακμή ανάμεσα στους κόμβους a, b του εικονικού δικτύου

$p(u, z)$: η ακμή ανάμεσα στους κόμβους v_e, v_d του φυσικού δικτύου

$c(v, s)$: ο κόμβος v αντιστοιχείται στον κόμβο s

οι παραπάνω απαιτήσεις μπορούν να τυποποιηθούν ως ακολούθως

$$\forall v \exists s \rightarrow v \in V_v \wedge s \in V_s \wedge c(v, s)$$

$$\forall e(a, b) \exists p(u, z) \rightarrow e(a, b) \in E_v \wedge p(u, z) \in E_s \wedge c(a, u) \wedge c(b, z)$$

Είναι απαραίτητο, ο κάθε κόμβος του φυσικού δικτύου στον οποίο θα αντιστοιχηθεί κόμβος του εικονικού δικτύου, να μπορεί να καλύψει τις απαιτήσεις του εικονικού κόμβου σε υπολογιστική ισχύ. Για κόμβους p και v του φυσικού και εικονικού δικτύου αντίστοιχα με αντίστοιχα βάρη w_p και w_v απαιτείται $w_p > w_v$.

Η αντιστοίχιση ανάμεσα στους πόρους των δύο δικτύων που θα προκύψει σαν έξοδος στον αλγόριθμο αρκεί να αναπαρασταθεί από ένα διάνυσμα H όπου το στοιχείο στην θέση h του H θα παίρνει την τιμή της αρίθμησης του κόμβου $p \in V_s$ στον οποίο θα αντιστοιχηθεί ο κόμβος $h \in V_v$.

Οι κόμβοι του φυσικού δικτύου είναι servers, στους οποίους μπορούν να εγκατασταθούν network functions ή εικονικές μηχανές και αποτελούν τους κόμβους των εικονικών τοπολογιών που μας ενδιαφέρουν. Επικεντρωθήκαμε σε server-centric τοπολογίες και οι switches και routers θεωρήθηκαν μέρος των καναλιών επικοινωνίας και εκτιμήθηκε η

συμβολή τους στη λειτουργία του δικτύου με την ανάθεση του κατάλληλου βάρους στις ακμές των γράφων οι οποίες αναπαριστούν τα κανάλια επικοινωνίας.

4.2 Αναπαράσταση γράφων με Διάνυσμα Ακμών

Ο τρόπος αναπαράστασης των γράφων που αναπαριστούν τα δίκτυα, έχει καθοριστική επίδραση στην λειτουργία και την απόδοση των αλγορίθμων που υπολογίζουν τις παραμέτρους και τις ιδιότητές τους και που επιλύουν το πρόβλημα που εξετάζουμε στην εργασία. Οι αιτίες για αυτό είναι η μνήμη που απαιτείται για την αναπαράσταση του γράφου και η υπολογιστική πολυπλοκότητα που απαιτεί η κωδικοποίηση και αποκωδικοποίηση των συστατικών του γράφου και κατ' επέκταση του δικτύου.

Οι γνωστοί τρόποι αναπαράστασης γράφων κατά τους Cormen et. al. (2001) είναι ο πίνακα γειτνίασης (adjacency matrix), η λίστα ακμών (edge list) και η λίστα γειτνίασης (adjacency list). Όπως θα αναλυθεί στη επόμενη ενότητα έχουν σαν μειονέκτημα μεγάλες απαιτήσεις σε μνήμη και δεν είναι ιδανικοί για τις απαιτήσεις της μεθόδου επίλυσης του προβλήματος που μας ενδιαφέρει. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας αναπτύχθηκε ένας νέος τρόπος αναπαράστασης γράφων που απαιτεί σημαντικά λιγότερη μνήμη, επιτυγχάνοντας κωδικοποίηση μικρότερης περιγραφικής πολυπλοκότητας και με γραμμική υπολογιστική πολυπλοκότητα κατά την κωδικοποίηση και αποκωδικοποίηση του. Την αναπαράσταση αυτή ονομάζουμε *Διάνυσμα Ακμών* (Edge Vector).

Ορισμός αναπαράστασης μη κατευθυντικού γράφου.

Έστω διάνυσμα s που αναπαριστά μη κατευθυντικό γράφο $G(V, E)$, v κόμβων και e ακμών. Αριθμούμε τα στοιχεία του διανύσματος στο διάστημα $[0, e)$, με $e = v(v-1) / 2$.

Το σύμβολο στην θέση q του s παίρνει την τιμή w εάν γειτνιάζουν οι κόμβοι a και b του G ενώ είναι 0 εάν δεν γειτνιάζουν.

Όπου $q = a + \sum_0^{b-1} x$, με $a < b$ και $a, b \in [0, v)$. Η τιμή w ορίζεται 1 για μη βεβαρημένους γράφους και για βεβαρημένους γράφους παίρνει την τιμή του βάρους της ακμής (a, b) .

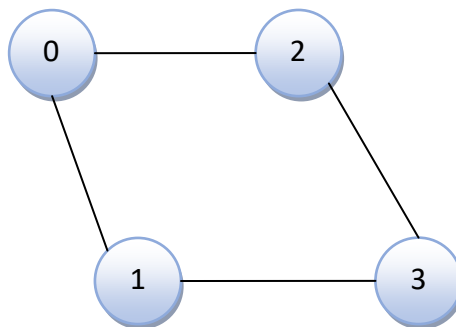
Ορισμός αναπαράστασης κατευθυντικού γράφου.

Έστω διάνυσμα d που αναπαριστά κατευθυντικό γράφο $G(V, E)$, v κόμβων και e ακμών. Αριθμούμε τα στοιχεία του διανύσματος στο διάστημα $[0, e)$, με $e = v(v-1)/2$.

Για τους κόμβους a, b , εάν ο G είναι μη βεβαρημένος, τοποθετούμε στην θέση q του d τη συμβολοσειρά 00 εάν οι δύο κόμβοι δεν γειτνιάζουν, 10 εάν $a \rightarrow b$, 01 εάν $b \leftarrow a$ και 11 για $a \leftrightarrow b$.

Για βεβαρημένο γράφο οι συμβολοσειρές είναι αντίστοιχα 00, $10w$, $01w$ και $11w$ με w το βάρος της ακμής (a, b) , με $a < b$ και $a, b \in [0, v)$.

Στο παράδειγμα που ακολουθεί παρουσιάζεται ο γράφος του σχήματος 4.1.1 με τις γνωστές αναπαραστάσεις στους πίνακες 4.1.2, 4.1.3 και 4.1.4 και την αναπαράσταση του διανύσματος ακμών.



Σχήμα 4.1.1 Απεικόνιση γράφου G τεσσάρων κόμβων

| | | | |
|---|---|---|---|
| 0 | 1 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 1 | 0 |

Πίνακας 4.1.2 Πίνακας γειτνίασης γράφου G

| | |
|---|---|
| 0 | 1 |
| 0 | 2 |
| 1 | 3 |
| 2 | 3 |

Πίνακας 4.2.3 Λίστα ακμών γράφου G

| | | |
|---|---|---|
| 0 | 1 | 2 |
| 1 | 0 | 3 |
| 2 | 0 | 3 |
| 3 | 1 | 2 |

Πίνακας 4.3.4 Λίστα γειτνίασης γράφου G

Αναπαράσταση διανύσματος ακμών γράφου G : $\langle 110011 \rangle$

Είναι φανερό ότι με το διάνυσμα ακμών επιτυγχάνεται με λιγότερα σύμβολα η αναπαράσταση της δομής του γράφου και των βαρών των ακμών, οπότε έχει χαμηλότερη περιγραφική πολυπλοκότητα όπως θα δούμε και στην επόμενη ενότητα. Η αναπαράσταση του διανύσματος ακμών μπορεί να συμπιεστεί ακόμα περισσότερο. Στο παραπάνω παράδειγμα το διάνυσμα ακμών $\langle 110011 \rangle$ μπορεί να αντικατασταθεί από τον αριθμό 51 του οποίου η συμβολοσειρά 110011 αποτελεί την δυαδική αναπαράσταση. Μία τέτοια λογική δεν εξυπηρετεί τους σκοπούς της παρούσας εργασίας και δεν θα χρησιμοποιηθεί. Στην εργασία θα ασχοληθούμε με μη κατευθυντικούς γράφους βεβαρημένους στις ακμές και τους κόμβους.

Σε περίπτωση γράφου με βεβαρημένους κόμβους, τα βάρη των κόμβων θα πρέπει σε όλες τις παραπάνω περιπτώσεις αναπαραστάσεων να τα αναπαραστήσουμε σε ξεχωριστή οντότητα. Θα χρησιμοποιήσουμε για αυτό το σκοπό το *Διάνυσμα Βαρών Κόμβων*, ώστε για γράφο G ορίζουμε το διάνυσμα $\langle w_0, w_1, w_2, \dots, w_v \rangle$ όπου σε κάθε w_i ορίζεται η τιμή του βάρους του κόμβου i .

4.3 Υπολογιστική και περιγραφική πολυπλοκότητα αναπαραστάσεων

Θα επικεντρωθούμε στην πολυπλοκότητα των αναπαραστάσεων της δομής μη κατευθυντικών γράφων κυρίως σε ό,τι αφορά το μέγεθος της μνήμης που καταλαμβάνουν αλλά και την ταχύτητα ανάκτησης πληροφοριών, δηλαδή την περιγραφική και υπολογιστική πολυπλοκότητά τους. Την περιγραφική πολυπλοκότητα που απαιτεί η κάθε αναπαράσταση θα την εκτιμήσουμε με το πλήθος των συμβόλων που απαιτούνται να καταχωρηθούν στην μνήμη για την αναπαράσταση γράφου $G(V, E)$ με πλήθος κόμβων $|V|$ και ακμών $|E|$.

- Στον πίνακα γειτνίασης το κάθε ζευγάρι κόμβων αναπαρίσταται δύο φορές. Για τους κόμβους i και j η ύπαρξη ή μη μεταξύ τους ακμής, αναπαρίσταται στα κελιά (i, j) και (j, i) ενός πίνακα διάστασης $|V| \times |V|$, με ένα δυαδικό σύμβολο. Το μέγεθος της αναπαράστασης είναι $|V|^2$.
- Στη λίστα ακμών η αναπαράσταση απαιτεί για κάθε ακμή την καταγραφή της αρίθμησης των κόμβων τους οποίους συνδέει. Έστω m ο μέσος αριθμός συμβόλων που απαιτούνται για την αναπαράσταση της αρίθμησης ενός κόμβου. Το μέγεθος της αναπαράστασης είναι $|E| \cdot 2 \cdot m$ σύμβολα.
- Στη λίστα γειτνίασης για τον κάθε κόμβο καταχωρούνται οι κόμβοι με τους οποίους γειτνιάζει. Για γράφο με μέσο βαθμό γειτνίασης g για κάθε κόμβο και m μέσο αριθμό συμβόλων για την αναπαράσταση του κάθε κόμβου, το μέγεθος της αναπαράστασης είναι $|V| \cdot g \cdot m$ σύμβολα.
- Το διάνυσμα ακμών όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα απαιτεί για κάθε γράφο $|V|(|V|-1)/2$ δυαδικά σύμβολα.

Για πυκνούς γράφους όπου $|E| \rightarrow (|V|(|V|-1)/2)$ και $g \rightarrow (|V|-1)$ το διάνυσμα ακμών προσφέρει την συντομότερη αναπαράσταση. Μόνο στην περίπτωση αραιών γράφων η λίστα ακμών προσφέρει ουσιαστικά πλεονεκτήματα. Στην παρούσα εργασία, μας ενδιαφέρει η αναπαράσταση πυκνών αλλά και πλήρων γράφων, οπότε θα χρησιμοποιηθεί η αναπαράσταση διανύσματος ακμών.

Στο ζήτημα της υπολογιστικής πολυπλοκότητας μας ενδιαφέρει η δυνατότητα κωδικοποίησης των στοιχείων του G στην κάθε αναπαράσταση και η αποκωδικοποίησή τους. Όπως αναφέρουν και οι Cormen et. al. (2001) στις περιπτώσεις του πίνακα

γεινίασης, της λίστας ακμών και της λίστας γεινίασης, οι δύο διεργασίες μπορούν να γίνουν αποδοτικά.

Για την αναπαράσταση διανύσματος ακμών παραθέτουμε σε ψευδοκώδικα τους αλγορίθμους κωδικοποίησης (coder) και αποκωδικοποίησης (decoder).

Στον ψευδοκώδικα 1 δίνονται σαν είσοδοι οι αριθμοί δύο κόμβων που γειτνιάζουν στον G και στην έξοδο παράγεται η θέση της ακμής τους στο διάνυσμα. Ο αλγόριθμος έχει γραμμική χρονική πολυπλοκότητα με βάση τον μεγαλύτερο αριθμό εισόδου, οπότε $\Theta(b)$.

Στον ψευδοκώδικα 2 δίνεται η θέση μίας ακμής αποθηκευμένης στο διάνυσμα ακμών και παράγεται στην έξοδο το ζευγάρι κόμβων του G που ενώνει. Ο αλγόριθμος έχει γραμμική πολυπλοκότητα ως προς την είσοδο, επομένως $\Theta(q)$. Η αναπαράσταση διανύσματος άκμων λειτουργεί αποδοτικά.

```
function coder(integer a, integer b){
    // valid for a<b
    integer x=0;
        x=((b-1)*(1+(b-1)))/2;
    result=x+a;
    return result;
}
```

Ψευδοκώδικας 1 Κωδικοποίηση

```
function decoder(integer q){
    integer x=0;
    integer y=1;
    integer cnt=0;

    y = square roott(2*q);
    y++;
    x= q-((y*y)-y)/2;

    if(x<0){
        y--;
        x=q-((y*y)-y)/2;
    }
}
```

```
    }  
    int result[]={x,y};  
    return result;  
}
```

Ψευδοκώδικας 2 Αποκωδικοποίηση

5. Γενετικοί αλγόριθμοι

5.1 Σχεδιασμός και φιλοσοφία

Οι γενετικοί αλγόριθμοι προτάθηκαν από τον John Holland (1975) σαν τεχνικές βελτιστοποίησης και είναι εμπνευσμένοι από τις θεωρίες του Δαρβίνου περί της εξέλιξης των ειδών. Όπως και άλλα είδη εξελικτικού προγραμματισμού προσομοιώνουν με αφαιρετικό τρόπο φυσικές και βιολογικές διαδικασίες προκειμένου να επιτύχουν το επιθυμητό αποτέλεσμα. Σαν μέθοδοι βελτιστοποίησης, οι γενετικοί αλγόριθμοι προσφέρουν γρήγορες και αποδοτικές λύσεις σε υπολογιστικά δύσκολα προβλήματα, όπως συνδυαστικά NP-hard προβλήματα (Diveen & Bobr, 2017). Με την μόνη επισημάνση ότι η παραγόμενη λύση πολλές φορές μπορεί να μην είναι η βέλτιστη αλλά μία αρκετά καλή και αποδεκτή λύση (Green et al, 2017).

Για το κάθε πρόβλημα που επιλύουν οι γενετικοί αλγόριθμοι, αρχικά δημιουργούν ένα πληθυσμό πιθανών λύσεων. Οι λύσεις είναι στοιχεία του χώρου καταστάσεων (state space) του προβλήματος, δηλαδή του συνόλου των πιθανών λύσεων που μπορεί να έχει το πρόβλημα. Ο πληθυσμός δημιουργείται συνήθως τυχαία αλλά μπορεί να είναι και προϊόν ευρετικής διαδικασίας προκειμένου να διαθέτει κάποια επιθυμητά χαρακτηριστικά (Paul et al, 2015).

Οι λύσεις αυτές ονομάζονται χρωμοσώματα, ο όρος αυτός υποδηλώνει ότι η λογική του αλγορίθμου προσομοιώνει βιολογικές διαδικασίες. Το κάθε χρωμόσωμα κωδικοποιεί μία λύση βάσει της κωδικοποίησης που έχει επιλεγεί και είναι μία συμβολοσειρά, κάθε διακριτό μέρος της οποίας ονομάζεται γονίδιο.

Η επιλογή της κωδικοποίησης είναι σημαντική για την λειτουργία του αλγορίθμου. Όπως θα δούμε και στη συνέχεια, η κωδικοποίηση μπορεί να κάνει περισσότερο ή λιγότερο αποδοτική τη λειτουργία του αλγορίθμου, επηρεάζοντας τις λειτουργίες της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

Καθοριστική για την λειτουργία των διαδικασιών είναι και η συνάρτηση ευρωστίας (fitness function) η οποία αποτελεί κριτήριο για το πόσο κοντά στην επιθυμητή λύση βρίσκεται η λύση που κωδικοποιείται σε ένα χρωμόσωμα και αποτελεί κριτήριο ευρωστίας ανάμεσα στα χρωμοσώματα του πληθυσμού. Ο ορισμός της συνάρτησης

ευρωστίας εξαρτάται από το υπό μελέτη πρόβλημα και δεν υπάρχουν συγκεκριμένοι κανόνες για τον ορισμό της.

Όπως θα δούμε πιο αναλυτικά στα επόμενα κεφάλαια, στην μέθοδο που υλοποιήσαμε, το κριτήριο στο οποίο επιλέχθηκε να βασιστεί η συνάρτηση ευρωστίας είναι το κόστος λειτουργίας του εικονικοποιημένου δικτύου και ο βαθμός στον οποίο επιτυγχάνεται βέλτιστη εκμετάλλευση των διαθέσιμων πόρων. Το κόστος υπολογίζεται από το άθροισμα των βαρών των ακμών του δικτύου και η εκμετάλλευση των πόρων από την διαφορά των διαθέσιμων πόρων σε σχέση με τις απαιτήσεις σε πόρους της κάθε αντιστοίχησης.

Ορίζουμε ως w_s το βάρος φυσικού κόμβου s , ως w_p το βάρος της ακμής $p(u, z)$ του φυσικού δικτύου και ως w_v το βάρος του εικονικού κόμβου v . Η συνάρτηση ευρωστίας η οποία εκφράζει το κόστος λειτουργίας του εικονικοποιημένου δικτύου είναι

$$C_m = \sum (w_s - w_v) + \sum w_p$$

Το εικονικοποιημένο δίκτυο επιβαρύνεται από τις καθυστερήσεις και την χωρητικότητα των καναλιών επικοινωνίας ανάμεσα στους κόμβους του φυσικού δικτύου. Επίσης επιβαρύνεται και από την μη βέλτιστη ανάθεση κόμβων με βάση τους διαθέσιμους πόρους. Ο πιο απαιτητικός σε πόρους κόμβος του εικονικού δικτύου πρέπει να αντιστοιχηθεί με τον κόμβο του φυσικού δικτύου με τους περισσότερους διαθέσιμους πόρους. Με βάση όλα αυτά, η συνάρτηση ευρωστίας καθορίζεται από το άθροισμα των βαρών των ακμών του φυσικού δικτύου και το άθροισμα των διαφορών των βαρών φυσικών και αντίστοιχων εικονικών πόρων. Η διαφορά βάρους ανάμεσα σε φυσικό και εικονικό κόμβο δείχνει το βαθμό στον οποίο υπάρχουν ανεκμετάλλευτοι πόροι στο εικονικοποιημένο δίκτυο.

Η λειτουργία των γενετικών αλγορίθμων βασίζεται στις διαδικασίες της επιλογής, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης. Οι διαδικασίες εκτελούνται επαναληπτικά με κάθε επανάληψη τους να παράγει μία νέα γενιά του πληθυσμού, όπως και στα βιολογικά συστήματα.

Επιλογή (Selection)

Προσομοιώνει τη διαδικασία της φυσικής επιλογής, κατά την οποία τα ισχυρότερα μέλη ενός πληθυσμού επιβιώνουν στην επόμενη γενιά, με τα πιο αδύναμα να μην επιβιώνουν.

Κριτήριο αποτελεί η τιμή που παράγει για το καθένα η συνάρτηση ευρωστίας. Στην απλή μορφή της διαδικασίας, παράγεται μία τυχαία τιμή και εξετάζεται ποια μέλη του πληθυσμού έχουν τιμή ευρωστίας μεγαλύτερη από αυτήν και αυτά είναι που διατηρούνται στον νέο πληθυσμό. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι ο νέος πληθυσμός να αποκτήσει το επιθυμητό μέγεθος.

Διασταύρωση (Crossover)

Κατά τη διαδικασία της διασταύρωσης δύο χρωμοσώματα ανταλλάσσουν μέρος του γενετικού τους υλικού. Με τυχαίο τρόπο επιλέγονται τα κομμάτια της κωδικοποίησης των δυο χρωμοσωμάτων που θα ανταλλαχθούν. Από την διαδικασία παράγονται οι γόνοι που αντιπροσωπεύουν διαφορετικές λύσεις από τους γεννήτορες τους. Στην απλή μορφή του γενετικού αλγορίθμου οι γεννήτορες δεν διατηρούνται στον νέο πληθυσμό.

Η σημασία αυτής της διαδικασίας για την εξέλιξη του αλγορίθμου απορρέει από τον τρόπο επιλογής των χρωμοσωμάτων που θα διασταυρωθούν. Η επιλογή γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε χρωμοσώματα μεγαλύτερης ευρωστίας να έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες να συμμετέχουν σε διασταύρωση. Αυτό έχει τη λογική, ότι συνδυάζοντας λύσεις με μεγαλύτερη ευρωστία, είναι πιθανόν να παραχθεί λύση που θα έχει επίσης μεγάλη ευρωστία. Το βιολογικό ανάλογο αυτής της επιλογής, είναι ότι τα δυνατά και εύρωστα μέλη ενός πληθυσμού έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες να συμμετέχουν σε διαδικασίες αναπαραγωγής και μεγαλύτερες πιθανότητες οι γόνοι τους να είναι επίσης δυνατοί και εύρωστοι, αφού θα κληρονομήσουν τα χαρακτηριστικά των γεννητόρων τους.

Μετάλλαξη (Mutation)

Η διαδικασία της μετάλλαξης όπως και στην βιολογία αφορά στην τυχαία μετάλλαξη γονιδίου ενός χρωμοσώματος. Τόσο η επιλογή του γονιδίου, όσο και του χρωμοσώματος, είναι τυχαία και η αλλαγή της τιμής του γονιδίου σχετίζεται με την κωδικοποίηση που έχει επιλεγεί. Συνήθως επιλέγεται σε κάθε γενιά ένα μικρό μέρος του πληθυσμού να συμμετέχει στην διαδικασία της μετάλλαξης. Τυπική τάξη μεγέθους είναι το 0,5% του πληθυσμού. Εάν εφαρμοστεί η μετάλλαξη σε μεγάλο μέρος του πληθυσμού, το

αποτέλεσμα μπορεί να είναι η τυχαία δημιουργία ενός νέου πληθυσμού, κάτι που δεν εξυπηρετεί τη λογική του αλγορίθμου.

Σε πρακτικό επίπεδο η τυχαία μετάλλαξη μπορεί να δημιουργήσει λύσεις που δεν θα προκύψουν από την διασταύρωση, οδηγώντας τον αλγόριθμο σε αναζήτηση σε άλλα τμήματα του χώρου καταστάσεων. Όπως και στην βιολογία η μετάλλαξη μπορεί να δώσει νέες ιδιότητες σε ένα πληθυσμό.

Η επαναληπτική εφαρμογή των παραπάνω διαδικασιών σε κάθε γενιά, έχει σαν αποτέλεσμα ο πληθυσμός σταδιακά να ομογενοποιείται συγκλίνοντας σε μία λύση. Ο κύριος λόγος για αυτό είναι ότι τα χρωμοσώματα με μεγάλη ευρωστία επικρατούν των πιο αδύναμων χρωμοσωμάτων μέσω της επιλογής και τα γονίδια που κυρίως ευθύνονται για την μεγάλη ευρωστία μεταδίδονται μέσω της διασταύρωσης σε μεγάλο μέρος του πληθυσμού της νέας γενιάς. Ο αλγόριθμος τερματίζεται όταν έχει επιτευχθεί η επιθυμητή λύση ή όταν ο πληθυσμός έχει ομογενοποιηθεί, οπότε περαιτέρω εκτέλεση των διαδικασιών δεν θα αλλάξει κάτι.

Η αποδοτικότητα των γενετικών αλγορίθμων επιβεβαιώνεται κυρίως με πειραματικές μεθόδους. Όπως αναφέρει η Stephanie Forrest (1993) δεν υπάρχει μία μαθηματικά τεκμηριωμένη εξήγηση της αποτελεσματικότητας των γενετικών αλγορίθμων αν και έχουν προταθεί πολλές πιθανές ερμηνείες όπως αναφέρουν και οι Green et al (2017). Μία απλοϊκή εξήγηση της αποτελεσματικότητάς τους είναι ότι με τις διαδικασίες που εκτελούνται προωθείται η επικράτηση και ο συνδυασμός λύσεων μεγαλύτερης ευρωστίας που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή λύση. Οπότε η έξοδος του αλγορίθμου έχει μεγάλη πιθανότητα να βρίσκεται κοντά στην επιθυμητή λύση.

Για τους παραπάνω λόγους η τεκμηρίωση της λειτουργίας του αλγορίθμου που παρουσιάζεται σε αυτή την εργασία, είναι κυρίως πειραματική και βασίζεται σε παρατηρήσεις και δοκιμές που έγιναν κατά την ανάπτυξή του.

Η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου επίσης βασίζεται σε πειραματικά δεδομένα καθώς η αδυναμία τεκμηρίωσης της λειτουργίας έχει σαν αποτέλεσμα την αδυναμία πρόβλεψης της σύγκλισης του αλγορίθμου. Όπως θα αναλυθεί στο κεφάλαιο 7.2 η λειτουργία του αλγορίθμου καθορίζεται από πολλές παραμέτρους οι οποίες καθιστούν δύσκολη την ανάλυση της συμπεριφοράς του με μεθόδους όπως η ασυμπτωτική ανάλυση.

5.2 Περιορισμοί, αδυναμίες και τρόποι αντιμετώπισής τους

Κατά την υλοποίηση των γενετικών αλγορίθμων, συχνά εμφανίζονται περιορισμοί και αδυναμίες στη χρήση τους, που έχουν σχέση με τις ιδιαίτερες απαιτήσεις του κάθε προβλήματος. Αυτά τα ζητήματα απαιτούν για την αντιμετώπισή τους αλλαγή στην σχεδιαστική φιλοσοφία του αλγορίθμου και συχνά το αποτέλεσμα είναι ένας αλγόριθμος που παρεκκλίνει λίγο ή περισσότερο από την φιλοσοφία του απλού γενετικού αλγόριθμου. Σαν παράδειγμα μπορούμε να αναφέρουμε τις παραλλαγές στην σχεδίαση των διαδικασιών της επιλογής και της μετάλλαξης (Lim et al, 2017), αλλά και τις παραλλαγές στη δημιουργία του πληθυσμού των γονιδίων ή χρωμοσωμάτων (Paul et al, 2015).

Κατά την ανάπτυξη του γενετικού αλγορίθμου, ο οποίος θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο της εργασίας, εμφανίστηκαν τέτοια ζητήματα. Αφορούσαν γνωστούς περιορισμούς που εμφανίζονται στην χρήση γενετικών αλγορίθμων αλλά και αδυναμία αντιμετώπισης ζητημάτων που αφορούν στο συγκεκριμένο πρόβλημα που μελετάμε. Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε αυτά τα ζητήματα αλλά και τους τρόπους αντιμετώπισης τους, τεκμηριώνοντας με αυτό τον τρόπο τις σχεδιαστικές επιλογές του αλγορίθμου που τελικά αναπτύχθηκε και είναι προϊόντα κυρίως πειραματικών δοκιμών κατά τις διάφορες φάσεις ανάπτυξης του αλγορίθμου.

Διατήρηση της καλύτερης λύσης

Αντιμετωπίζοντας την ΕΕΔ σαν πρόβλημα βελτιστοποίησης αναζητούμε το χρωμόσωμα που αντιπροσωπεύει την καλύτερη λύση. Οι διαδικασίες της επιλογής και της μετάλλαξης είναι πιθανό να μην διατηρήσουν την καλύτερη λύση στην επόμενη γενιά καθώς η επιλογή των χρωμοσωμάτων που συμμετέχουν στις δύο διαδικασίες βασίζεται σε τυχαίες πιθανότητες. Η λύση για αυτό είναι η διατήρηση της καλύτερης λύσης της κάθε γενιάς και η ενσωμάτωση της στον πληθυσμό της επόμενης γενιάς.

Επίσης η διαδικασία της διασταύρωσης πάντα εμπεριέχει τον κίνδυνο η καλύτερη λύση που θα εμφανιστεί σε μία γενιά να χαθεί εάν διασταυρωθεί με άλλο χρωμόσωμα και από την διασταύρωση να προκύψουν γόνιμοι μικρότερης ευρωστίας. Εξετάζοντας γενικότερα το πρόβλημα, δεν μπορούμε να είμαστε σίγουροι ότι οι γόνιμοι είναι πάντα πιο εύρωστοι από τους γονείς και ότι είναι βέλτιστη λύση ο αποκλεισμός των γονέων από την επόμενη διαδικασία επιλογής. Αυτό το συμπέρασμα επιβεβαιώθηκε και πειραματικά.

Το ζήτημα αυτό αντιμετωπίζεται με την διατήρηση σε κάθε γενιά όλου του πληθυσμού των γονέων και των παραγόμενων γόνων ώστε να συμμετέχουν όλα τα χρωμοσώματα στην επόμενη διαδικασία επιλογής. Έτσι δεν αλλοιώνεται ο αρχικός γονότυπος των γονέων μετά από κάθε διασταύρωση απλά αυξάνεται ο πληθυσμός με την προσθήκη των γόνων.

Μπορούμε να βρούμε αναλογίες ανάμεσα στη λύση που προτείνουμε και σε πληθυσμούς έμβιων όντων. Στη φύση αλλά και στις ανθρώπινες κοινωνίες δεν υπερισχύουν πάντα οι γόνοι έναντι των γονέων και κάθε στιγμή ο πληθυσμός είναι μείγμα γονέων και των γόνων τους, άτομα από διαφορετικές γενιές. Επίσης, με την αλλοίωση του γονότυπου των γονέων και τον αποκλεισμό τους από την επόμενη διαδικασία επιλογής, μπορεί να χαθούν εύρωστα χρωμοσώματα και να προκριθούν λιγότερο εύρωστα στην επόμενη γενιά.

Ο τελικός πληθυσμός που θα προκύψει μετά την διαδικασία επιλογής των γονέων και γόνων, αποφασίστηκε να έχει σταθερό πλήθος ώστε να είναι ελεγχόμενη η υπολογιστική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου.

Αναζήτηση σε ομοιογενή χώρο καταστάσεων

Στην περίπτωση όπου το φυσικό δίκτυο αποτελείται σε μεγάλο βαθμό από υπολογιστικές μονάδες ίδιων ή παρόμοιων προδιαγραφών, ο χώρος καταστάσεων που δημιουργείται παρουσιάζει μεγάλη ομοιογένεια. Οι περισσότερες λύσεις που μπορούν να κωδικοποιηθούν σε χρωμοσώματα έχουν παραπλήσια ευρωστία και αυτό δυσκολεύει τον αλγόριθμο στο να εντοπίσει τη βέλτιστη λύση σε ένα σύνολο παρόμοιων λύσεων.

Μία λύση που αντιμετωπίζει μερικώς το ζήτημα και υλοποιήθηκε, είναι η εισαγωγή στον αρχικό πληθυσμό του αλγορίθμου χρωμοσωμάτων που καλύπτουν τον χώρο καταστάσεων ομοιόμορφα. Παίρνοντας σαν βήμα τη τιμή $h = V_s / V_v$ δημιουργούμε n χρωμοσώματα που το γονίδιό τους στην θέση q έχει την τιμή $i = q \cdot h + c$ με τη σταθερά c να παίρνει τιμές στο διάστημα $[0, n)$. Έτσι καλύπτεται ομοιόμορφα ο χώρος καταστάσεων και ο υπόλοιπος πληθυσμός χρωμοσωμάτων δημιουργείται με τυχαίο τρόπο.

Με αυτό τον τρόπο, ο κάθε πόρος του δικτύου αντιπροσωπεύεται σε περισσότερα του ενός χρωμοσώματα και οι πόροι που αποτελούν την βέλτιστη λύση, υπάρχουν σε κάποια

χρωμοσώματα του πληθυσμού. Και πάλι δεν μπορεί να θεωρηθεί σίγουρο ότι ο αλγόριθμος θα συγκλίνει στη βέλτιστη λύση.

Πρόωρη σύγκλιση και σύγκλιση σε τοπικά ακρότατα του χώρου καταστάσεων

Η πρόωρη σύγκλιση αφορά στην περίπτωση όπου ο αλγόριθμος συγκλίνει σε μία λύση του χώρου καταστάσεων η οποία δεν είναι η επιθυμητή, με τον πληθυσμό να γίνεται ομοιογενής, πριν προσεγγίσει την βέλτιστη λύση. Η συνήθης αιτία είναι ο εγκλωβισμός της αναζήτησης σε τμήμα του χώρου καταστάσεων που περιέχει μία τοπικά βέλτιστη λύση ή αλλιώς ένα τοπικό ακρότατο της συνάρτησης ευρωστίας. Σε αυτή την περίπτωση τα χρωμοσώματα δεν έχουν γονίδια που να οδηγήσουν στην βέλτιστη λύση.

Άλλη αιτία, με το ίδιο όμως αποτέλεσμα, είναι η ύπαρξη χρωμοσώματος με σημαντική διαφορά στην τιμή ευρωστίας σε σχέση με τα υπόλοιπα. Το οποίο τελικά θα επικρατήσει στις επόμενες γενιές του πληθυσμού κληροδοτώντας τα γονίδια του στα υπόλοιπα μέλη του πληθυσμού και ομογενοποιώντας τον.

Στην βιβλιογραφία οι λύσεις που προτείνονται, αφορούν στη διατήρηση της ποικιλομορφίας στον πληθυσμό των χρωμοσωμάτων και την αποφυγή της ομογενοποίησης ώστε να προσεγγιστεί η βέλτιστη λύση, την τμηματοποίηση του χώρου καταστάσεων και την εύρεση πολλών τοπικών ακρότατων με σκοπό την εύρεση του ολικού ακρότατου.

Οι (Hrstka & Kučerová, 2004) χρησιμοποιούν διαφορετικούς τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης για να αποφύγουν την ομογενοποίηση. Το μειονέκτημα που παρουσιάστηκε στο πρόβλημα που μελετάμε είναι ότι για διαφορετικούς τύπου δικτύων δεν είναι το ίδιο αποτελεσματική λύση.

Όπως αναφέρουν οι Rocha και Neves (1999) αρκετοί ερευνητές έχουν προτείνει τεχνικές που προσανατολίζονται στην δημιουργία χρωμοσωμάτων με τυχαίο ή ευρετικό τρόπο και την προσθήκη τους στον πληθυσμό που τείνει να ομογενοποιηθεί διατηρώντας την καλύτερη λύση μέχρι εκείνη τη στιγμή. Η διαφοροποίηση στις τεχνικές που αναφέρονται αφορά στο εάν θα προστεθούν τα νέα μέλη του πληθυσμού κατά την διάρκεια μίας γενιάς ή κατά την διαδικασία επιλογής των χρωμοσωμάτων για την επόμενη γενιά και τον τρόπο δημιουργίας τους.

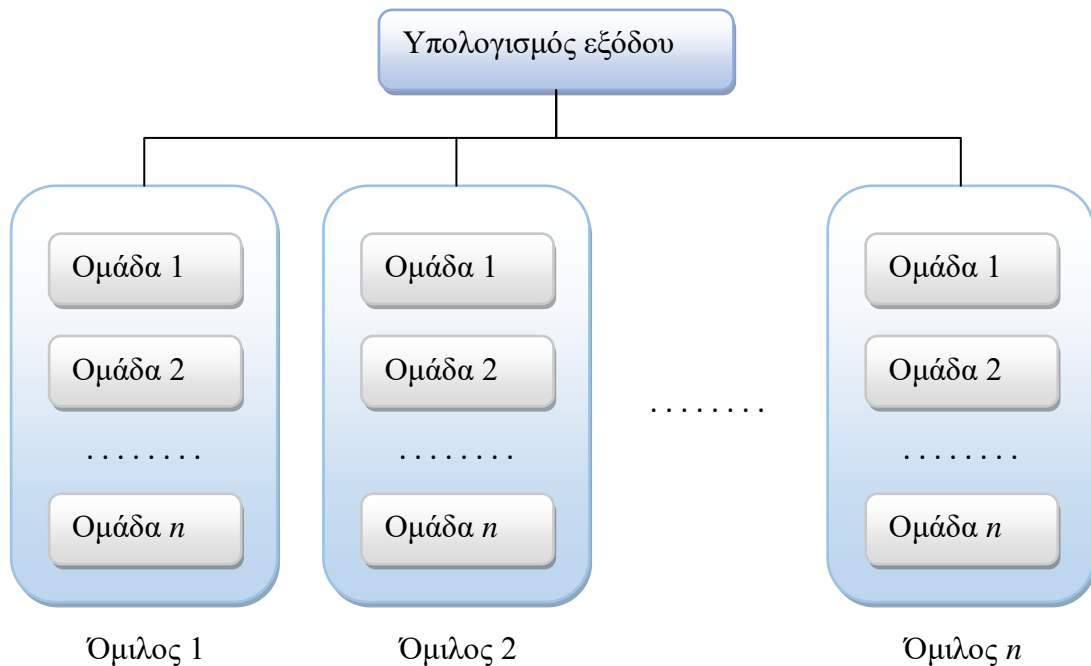
Η δημιουργία νέου πληθυσμού με διατήρηση μόνο της καλύτερης λύσης του προηγούμενου δοκιμάστηκε πειραματικά και δεν απέδωσε αφού ο πληθυσμός εξακολουθούσε να συγκλίνει σε κάποια τοπική βέλτιστη λύση αργά ή γρήγορα και ήταν υπολογιστικά απαιτητική.

Οι Squillero & Tonda (2016) παρουσιάζουν αρκετές τεχνικές τμηματοποίησης του χώρου καταστάσεων. Σε κάθε τμήμα εντοπίζεται η βέλτιστη λύση με σκοπό τον συνδυασμό των βέλτιστων λύσεων σε επόμενο στάδιο του αλγορίθμου. Δεν προτιμήθηκαν σαν λύσεις για την ανάπτυξη του αλγορίθμου της εργασίας, καθώς μία τεχνική τμηματοποίησης είναι πιθανό να μην λειτουργήσει το ίδιο αποδοτικά σε διαφορετικούς τύπους δικτύων με διαφορετικές τοπολογίες στις οποίες θα πρέπει να μεταβάλλονται και τα κριτήρια τμηματοποίησης. Θα απουσιάζει το στοιχείο της προσαρμοστικότητας σε κάθε διαφορετικό στιγμιότυπο του προβλήματος.

Αναπτύχθηκε η παρακάτω λύση η οποία λειτούργησε αποδοτικά σε διάφορους τύπους δικτύων και προσέγγισε ικανοποιητικά την βέλτιστη λύση ακόμα και σε δύσκολες περιπτώσεις δικτύων που παρουσίαζαν ομοιογενή χαρακτηριστικά σε μεγάλο βαθμό αλλά αποδίδει και σε τύπους δικτύων με τυχαία χαρακτηριστικά.

Η λύση που αναπτύχθηκε βασίζεται στην ιδέα του διαγωνισμού ο οποίος διενεργείται σε ξεχωριστές ομάδες από τις οποίες προκρίνονται οι καλύτεροι για την επόμενη φάση του διαγωνισμού στην οποία θα διαγωνιστούν μεταξύ τους κ.ο.κ. Μέλη της κάθε ομάδας είναι τα χρωμοσώματα που διαγωνίζονται μέσω της εναλλαγής των γενεών για την πρόκριση στον επόμενο γύρο στην φάση των ομίλων. Οι πρώτοι κάθε ομίλου διαγωνίζονται μεταξύ τους για την παραγωγή της τελικής λύσης. Τέτοια συστήματα πρόκρισης εφαρμόζονται σε αθλητικές διοργανώσεις όπως το Champions League στο ποδόσφαιρο.

Τα χρωμοσώματα χωρίζονται σε n ομίλους από n ομάδες με p χρωμοσώματα η καθεμία. Στην κάθε ομάδα εκτελείται γενετικός αλγόριθμος για g γενιές. Η καλύτερη λύση από κάθε ομάδα προκρίνεται στην επόμενη φάση όπου ο αλγόριθμος εκτελείται σε επίπεδο ομίλου με πληθυσμό τις n λύσεις που έχουν προκύψει σαν καλύτερες λύσεις από τις ομάδες. Εκτελείται και πάλι για g γενιές. Στην τελική φάση εκτελείται ο αλγόριθμος με πληθυσμό που αποτελείται από τις καλύτερες λύσεις που έχουν προκύψει από όλους τους ομίλους και παράγεται το τελικό αποτέλεσμα. Η δομή της διαδικασίας φαίνεται στο σχήμα 5.2.1.



Σχήμα 5.2.1 Δομή διαδικασιών

Από την πειραματική εφαρμογή προέκυψε ότι η εκτέλεση της συγκεκριμένης δομής διαδικασιών παράγει καλύτερα αποτελέσματα από ότι εάν εκτελεστεί ο αλγόριθμος μία φορά με πληθυσμό το σύνολο των χρωμοσωμάτων που θα υπολογιστούν με τις παραπάνω διαδικασίες, τα οποία είναι σε πλήθος $n^2 \cdot p + n$. Η ερμηνεία είναι ότι με μία εκτέλεση θα καταστραφούν ως αδύναμα πολλά χρωμοσώματα που τελικά συνθέτουν στη φάση των ομίλων καλές λύσεις και ο αλγόριθμος θα συγκλίνει τελικά γρήγορα σε ένα ακρότατο. Με την διαδικασία που υλοποιήθηκε εξετάζονται πολλά ακρότατα σαν πιθανές λύσεις στις φάσεις των ομάδων και των ομίλων.

Ένα πλεονέκτημα αυτής της σχεδίασης είναι ότι η προτεινόμενη λύση μπορεί να υλοποιηθεί και σε σύστημα παράλληλου υπολογισμού. Ο αλγόριθμος μπορεί να τρέξει παράλληλα και ανεξάρτητα για την κάθε ομάδα και μετά για τον κάθε όμιλο σε διαφορετικές μηχανές. Μόνο στο τελικό στάδιο είναι απαραίτητο ο συγκεντρωτικός υπολογισμός για την παραγωγή της τελικής λύσης.

Σε πολλές υλοποιήσεις παραλλήλων αλγορίθμων, όπως και στην σχετική με εικονικοποίηση εργασία των Lu et. al. (2020), η παράλληλη επεξεργασία χρησιμοποιείται

απλά για την πολλαπλή εκτέλεση των διαδικασιών και τελικά επιλέγεται η καλύτερη λύση που θα έχει παραχθεί στις εξόδους όλων των μηχανών. Με την σχεδίαση της λύσης που προτείνουμε, τα αποτελέσματα της εκτέλεσης σε κάθε παράλληλη μηχανή αποτελούν τον ενδιαμέσο πληθυσμό που δίνεται σαν είσοδος στο επόμενο στάδιο της εκτέλεσης του αλγορίθμου και εκ νέου στις μηχανές για παράλληλη επεξεργασία. Στο τελικό στάδιο τα αποτελέσματα από όλες τις μηχανές επαναυπολογίζονται. Έτσι συνδυάζονται τα παράλληλα επεξεργασμένα αποτελέσματα για τον υπολογισμό της τελικής λύσης. Στη παρούσα εργασία δεν υλοποιήθηκε λύση παράλληλης επεξεργασίας καθώς ήταν εκτός του πλαισίου της εργασίας, αλλά η σχεδίαση του αλγορίθμου ευνοεί μια τέτοια υλοποίηση εφόσον είναι επιθυμητό.

Η παραπάνω δομή διαδικασιών είναι στην ουσία μία τμηματοποίηση του χώρου καταστάσεων, καθώς τα χρωμοσώματα που δημιουργούνται στις ομάδες ορίζουν υποσύνολα του χώρου καταστάσεων. Όμως αυτή η τμηματοποίηση δεν δημιουργείται με προκαθορισμένο τρόπο, όπως στις τεχνικές που αναφέρουν οι Squillero & Tonda (2016), αλλά ο αλγόριθμος την δημιουργεί από μόνος του με βάση τη εξελικτική λογική του και επομένως προσαρμόζεται σε διαφορετικούς τύπους τοπολογίας δικτύων.

Η εκτέλεση του αλγορίθμου σε κάθε ομάδα προκρίνει κάποιο τοπικό ακρότατο του χώρου καταστάσεων σαν λύση. Η μετέπειτα εκτέλεση σε επίπεδο ομίλου επιτυγχάνει τον συνδυασμό των τοπικών ακρότατων της προηγούμενης φάσης για την εύρεση ενός ολικού ακρότατου και έτσι επιτυγχάνεται λύση που ξεπερνά σε μεγάλο βαθμό το πρόβλημα της πρόωρης σύγκλισης.

6. Ορισμός και περιγραφή επίλυσης προβλήματος

6.1 Ορισμός προβλήματος

Έστω βεβαρυμμένοι γράφοι $G_s(V_s, E_s)$ και $G_v(V_v, E_v)$ που μοντελοποιούν το φυσικό και το εικονικό δίκτυο αντίστοιχα. Ορίζουμε την αντιστοίχιση m των κόμβων του V_v με υποσύνολο κόμβων $V_s' \subseteq V_s$ ώστε $\forall v \exists s \rightarrow v \in V_v \wedge s \in V_s' \wedge c(v, s)$ όπου

$c(v, s)$: ο κόμβος v αντιστοιχεί στον κόμβο s .

Επίσης ορίζουμε σαν m την αντιστοίχιση των ακμών του G_v με ακμές του G_s ώστε

$\forall e(a, b) \exists p(u, z) \rightarrow e(a, b) \in E_v \wedge (p(u, z) \in G_s) \wedge c(a, u) \wedge c(b, z)$ όπου

$e(a, b)$: η ακμή που συνδέει τους κόμβους a, b του G_v

$p(u, z)$: η ακμή που συνδέει τους κόμβους u και z του G_s , αντιπροσωπεύει το ελάχιστο μονοπάτι του φυσικού δικτύου που συνδέει τους δύο κόμβους.

Ορίζουμε ως w_s το βάρος κόμβου s , ως w_p το βάρος της ακμής $p(u, z)$ και ως w_v το βάρος του κόμβου v . Το κόστος λειτουργίας του εικονικοποιημένου δικτύου είναι

$$C_m = \sum (w_s - w_v) + \sum w_p$$

Η τιμή C_m , η οποία είναι και το κριτήριο της συνάρτησης ευρωστίας του γενετικού αλγορίθμου, ορίζει το κόστος λειτουργίας του δικτύου με την υλοποίηση της αντιστοίχισης m . Το βάρος w_p αντιστοιχεί στο κόστος χρήσης του κάθε καναλιού ανάμεσα στους κόμβους. Η τιμή της διαφοράς $w_s - w_v$ ορίζει το κατά πόσο η συγκεκριμένη αντιστοίχιση εκμεταλλεύεται τους πόρους του φυσικού κόμβου s . Η τιμή αυτή μηδενίζεται εάν οι απαιτήσεις του εικονικού κόμβου είναι ίδιες με τους διαθέσιμους πόρους του φυσικού κόμβου και μεγιστοποιείται εάν οι διαθέσιμοι πόροι μένουν ανεκμετάλλευτοι, κάτι που δεν είναι επιθυμητό. Το πρόβλημα της ενσωμάτωσης εικονικού δικτύου τυποποιείται ως

ΕΕΔ : Εύρεση αντιστοίχισης m ώστε $\min(C_m)$

6.2 Περιγραφή γενετικού αλγορίθμου

Η λειτουργία του γενετικού αλγορίθμου βασίζεται στην δημιουργία ενός αρχικού πληθυσμού χρωμοσωμάτων και στην επαναληπτική εφαρμογή των διαδικασιών της διασταύρωσης, μετάλλαξης και επιλογής σε αυτόν. Ο πληθυσμός όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 5.2 αποτελείται από χρωμοσώματα που καλύπτουν ομοιόμορφα τον χώρο καταστάσεων και από χρωμοσώματα που δημιουργήθηκαν τυχαία.

Η εκτέλεση των γενετικών διαδικασιών σε κάθε χρωμόσωμα καθορίζεται από την ευρωστία του η οποία παίρνει την τιμή C_m όπως ορίζεται στην προηγούμενη ενότητα.

Για τον διαχωρισμό του πληθυσμού σε ομάδες και ομίλους, όπως αναφέρεται στην ενότητα 5.2, αλλά και την εκτέλεση του αλγορίθμου σε αυτούς, χρησιμοποιούμε δύο παραμέτρους τις generations και supergenerations. Όπως φαίνεται στον παρακάτω ψευδοκώδικα 3 οι δύο παράμετροι ορίζουν τις επαναληπτικές δομές που παράγουν το ζητούμενο αποτέλεσμα.

Ορίζονται επίσης τα κατώφλια των πιθανοτήτων μετάλλαξης (mutation probability) και διασταύρωσης (crossover probability). Είναι τα κατώφλια, που σε συνδυασμό με τις τυχαίες πιθανότητες που δημιουργούνται, ορίζουν το εάν θα εκτελεστούν οι δύο διαδικασίες.

```
Input: graphs  $G_s, G_v$ 
       integers generations, supergenerations, chromosomes
       double deviation, mutation probability, crossover probability
       array best_chromosome

run init1;

function init1(){
array pop, pop2, pops //empty population arrays
  pops2=new Mapping[supergen];
  for(t=0;t< supergenerations;t++){
    for(s=0;s< supergenerations;s++){
      generate population and store in pop1;
      init2();
      superbest(s);
    }
  }
```

```
pop=pops;
init2();
store best chromosome;
}
best=new Best(cnodes);
pop=pops2;
init2();

function init2(pop){
    compute fitness in pop;
    compute deviation in pop;
    for(int i=0;i<generations;i++){
        if(deviation<1){ //do nothing
        }else{
            crossover();
            mutation();
            selection(pop);
        }
    }
}
```

Ψευδοκώδικας 3 Γενετικός αλγόριθμος

Ακολουθούν οι περιγραφές των λειτουργιών των τριών γενετικών διαδικασιών.

Επιλογή (selection)

Στόχος της διαδικασίας είναι η διαμόρφωση του πληθυσμού της επόμενης γενιάς στο οποίο θα υπερισχύουν τα ισχυρότερα μέλη του προηγούμενου πληθυσμού με την μεγαλύτερη ευρωστία. Η διαδικασία, όπως φαίνεται παρακάτω στον ψευδοκώδικα 4, εκτελείται μόνο εάν ο πληθυσμός δεν είναι ομοιογενής, αλλιώς δεν έχει νόημα η εκτέλεσή της, οπότε ελέγχεται η απόκλιση (deviation) του πληθυσμού.

Εάν η απόκλιση δεν είναι μηδενική δηλαδή ο πληθυσμός δεν είναι ομοιογενής εκτελείται επαναληπτικά η διαδικασία μέχρι να συμπληρωθεί ο πληθυσμός. Σε κάθε επανάληψη ελέγχεται εάν το κάθε χρωμόσωμα έχει τιμή ευρωστίας μικρότερη από την τιμή $c=m+(d \cdot p)$, όπου m είναι η τιμή της μικρότερης ευρωστίας του πληθυσμού, d η τιμή της απόκλισης του πληθυσμού και p μία τυχαία τιμή που δημιουργείται κατά την εκκίνηση

της διαδικασίας. Εάν πληροί την προϋπόθεση προστίθεται στον πληθυσμό μέχρι να συμπληρωθεί το μέγεθος του πληθυσμού.

```
function selection(pop) {  
  array pop  
  //empty population array  
  if(deviation>0) {  
    generate random probability p;  
    c=(minimum pop fitness)+deviation * p;  
    while(newpop.size<chromosomes) {  
      for(i=0;i<pop.size;i++){  
        if(pop[i].fitness<c) {  
          add pop[i] to newpop;  
        }  
      }  
    }  
    pop=newpop;  
    compute fitness in pop;  
    compute deviation in pop;  
  }  
}
```

Ψευδοκώδικας 4 Διαδικασία επιλογής (selection)

Διασταύρωση (crossover)

Η διαδικασία της διασταύρωσης περιγράφεται στον ψευδοκώδικα 5.

```
function crossover() {  
  array crosspop //empty array to store crossover population  
  for(int i=0;i<pop.size;i=i+2) {  
    generate random probability p;  
    if(p<=crossover probability) {  
      chromosomes temp1,temp2;  
      generate random probability h;  
      for(int j=0;j<h;j++){  
        temp1 add pop[i] gene in place j;  
      }  
    }  
  }  
}
```

```
temp2 add pop[i+1] gene in place j;
}
for(int k=h;k<chromosome.size;k++){
temp1 add pop[i] gene in place k;
temp2 add pop[i+1] gene in place k;
}
if(temp1 is valid){
    add temp1 to crosspop;
}
if(temp2 is valid){
    add temp2 to crosspop;
}
}
}
```

Ψευδοκώδικας 5 Διαδικασία διασταύρωσης (crossover)

Μετάλλαξη (mutation)

Εκτελείται εάν η τιμή p που δημιουργείται τυχαία για κάθε χρωμόσωμα υπερβαίνει την τιμή της mutation probability, ψευδοκώδικας 6. Σε αυτή την περίπτωση επιλέγεται ένα τυχαίο γονίδιο του χρωμοσώματος και παίρνει μία τυχαία τιμή. Πριν την ενσωμάτωση του νέου χρωμοσώματος στον πληθυσμό, ελέγχεται η εγκυρότητά του. Ένα χρωμόσωμα μπορεί να μην είναι έγκυρο, εάν δύο γονιδιά του έχουν την ίδια τιμή. Τότε αποτελεί μη έγκυρη λύση για το πρόβλημα και δεν ενσωματώνεται στον πληθυσμό.

```
function mutation(){
    for(int i=0;i<pop.size;i++){
        generate random probability p;
        if(p<=mutation probability){
            generate random probability h;
            //select the gene on the chromosome to mutate
            g=chromosome.length*h;
            //select the chromosome to mutate
            c=pop.length*h;
            if(new chromosome is valid){
                store new chromosome in pop[c];
            }
        }
    }
}
```

```
        }  
    }  
    compute fitness in pop;  
    compute deviation in pop;  
}
```

Ψευδοκώδικας 6 Διαδικασία μετάλλαξης (mutation)

7. Υλοποίηση, πολυπλοκότητα και αξιολόγηση

7.1 Υλοποίηση

Η υλοποίηση έγινε σε Java 8 στο περιβάλλον Eclipse IDE. Η πειραματική εφαρμογή έγινε στην ενσωμάτωση εικονικών τοπολογιών σε φυσικά δίκτυα με τυχαίες τοπολογίες και τοπολογίες fat-tree. Η τοπολογία fat-tree επιλέχθηκε γιατί χρησιμοποιείται σε data centers που υποστηρίζουν cloud υποδομές και παρουσιάζει ερευνητικό και πρακτικό ενδιαφέρον λόγω των πλεονεκτημάτων της. Έναντι παλαιότερων αρχιτεκτονικών όπως η three-tier πλεονεκτεί σε ό,τι αφορά τις δυνατότητες κλιμάκωσης (Zafar et. al., 2016). Σε σύγκριση με άλλες δημοφιλείς τοπολογίες όπως VL2, DCell, BCube, FiConn, FlatNet, SprintNet έχει καλύτερες επιδόσεις και πλεονεκτήματα στην κλιμάκωση, στο κόστος ανά server, έχει σχετικά μικρή διάμετρο δικτύου και την καλύτερη επίδοση σε εύρος ζώνης διεύρυνσης (bisection bandwidth) μαζί με την τοπολογία FlatNet, (Wang et. al., 2014).

Σαν διάμετρος δικτύου ορίζεται ο μέγιστος αριθμός καναλιών που έχει το ελάχιστο μονοπάτι ανάμεσα σε όλα τα ζευγάρια κόμβων. Σαν bisection bandwidth ορίζεται το άθροισμα των καναλιών ανάμεσα σε δύο ισομεγέθεις καταμήσεις του δικτύου και χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της χωρητικότητας του δικτύου στο χειρότερο σενάριο λειτουργίας του.

7.2 Πολυπλοκότητα αλγορίθμου

Όπως αναφέρθηκε στα προηγούμενα κεφάλαια η λειτουργία των γενετικών αλγορίθμων δεν είναι πλήρως τεκμηριωμένη. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα η πολυπλοκότητά τους να αξιολογείται με βάση πειραματικά δεδομένα και όχι με μαθηματικά εργαλεία όπως η ασυμπτωτική ανάλυση. Ειδικά η ασυμπτωτική ανάλυση έχει δυσκολία στην εφαρμογή σε γενετικούς αλγόριθμους λόγω του πλήθους των παραμέτρων που ορίζουν την συμπεριφορά τους. Στην κλασική προσέγγιση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας, η πολυπλοκότητα εκφράζεται σαν συνάρτηση του μεγέθους των δεδομένων εισόδου που αποτελούν μία μεταβλητή.

Η συμπεριφορά των γενετικών αλγορίθμων ορίζεται συνήθως από τέσσερις μεταβλητές.

- Το μέγεθος των χρωμοσωμάτων, που εδώ ορίζεται από το μέγεθος του εικονικού δικτύου.
- Το μέγεθος του φυσικού δικτύου, το οποίο επηρεάζει την συνάρτηση ευρωστίας αλλά και την μνήμη που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος.
- Το μέγεθος του πληθυσμού των χρωμοσωμάτων.
- Ο συνολικός αριθμός των γενεών που παράγονται κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου.

Μία ανάλυση της πολυπλοκότητας πρέπει να συνυπολογίζει την αλλαγή συμπεριφοράς του αλγορίθμου κατά τη διαφοροποίηση αυτών των παραμέτρων. Ο υπολογισμός μόνο του χρόνου εκτέλεσης, σε σχέση με μία τυπική είσοδο όπως στην εργασία των Noriah et. al. (2010), ή η ανάλυση με γνώμονα κυρίως το μέγεθος του πληθυσμού όπως μελέτησαν οι Pelikan & Lobo (2000), οδηγεί σε μεροληπτικά συμπεράσματα που επηρεάζουν την γενικότητα. Αυτό θα φανεί και από την ανάλυση που ακολουθεί.

Από την μελέτη εργασιών με αντικείμενο την υπολογιστική πολυπλοκότητα των γενετικών αλγορίθμων προκύπτει, ότι δεν μπορεί να αναπτυχθεί ένα γενικό μοντέλο που να χρησιμοποιηθεί για την περιγραφή της πολυπλοκότητάς τους, καθώς η ανάπτυξη του καθενός εξαρτάται από το πρόβλημα που επιλύει. Σε εργασίες όπως των Lobo et. al. (2000) και Oliveto & Witt (2015) αναλύεται η συμπεριφορά των αλγορίθμων σε απλά και σε εκθετικά κλιμακούμενα προβλήματα, αλλά αναπτύσσουν μοντέλα που δεν σχετίζονται με το πρόβλημα που μελετάμε.

Το ερώτημα που παραμένει αναπάντητο και κάνει δύσκολη την ανάλυση της πολυπλοκότητας, αφορά το πότε ένας πληθυσμός συγκλίνει σε μία λύση. Κατά τη σύγκλιση ο πληθυσμός ομογενοποιείται και δεν έχει νόημα η περαιτέρω εκτέλεση των διαδικασιών οπότε και τερματίζονται. Η πολυπλοκότητα εξαρτάται από την ταχύτητα σύγκλισης, η οποία δεν μπορεί επί του παρόντος να τεκμηριωθεί. Στον αλγόριθμό μας η δημιουργία ξεχωριστών πληθυσμών σε ομάδες και ομίλους κάνει το ερώτημα κρίσιμο για το χρονικό διάστημα που απαιτείται για τον τερματισμό. Οπότε θα προσεγγίσουμε την πολυπλοκότητα πειραματικά.

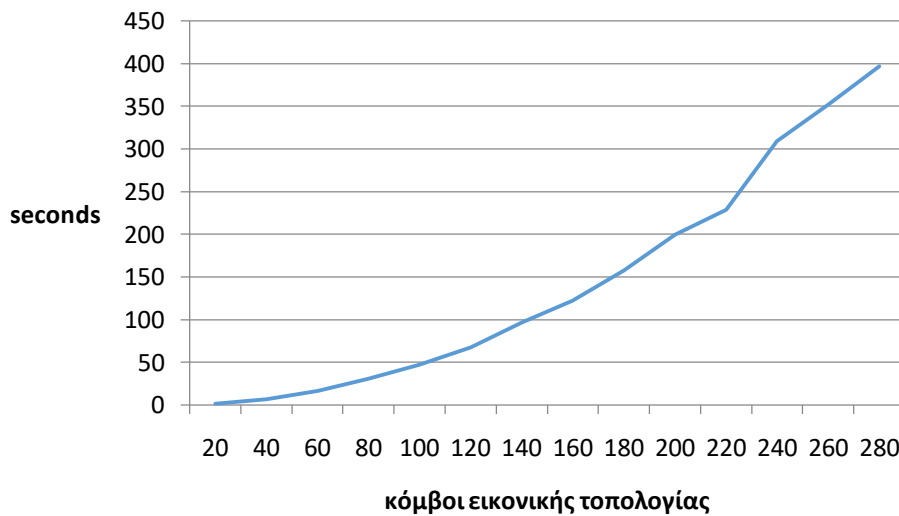
Η στρατηγική που ακολουθήσαμε για την μελέτη της αλλαγής της συμπεριφοράς του αλγορίθμου σε σχέση με τις μεταβολές της κάθε παραμέτρου, είναι η πολλαπλή εκτέλεση του αλγορίθμου σε διαφορετικά στιγμιότυπα του προβλήματος, διατηρώντας κάθε φορά

σταθερές τις τρεις παραμέτρους και μεταβάλλοντας την μία κλιμακωτά. Για να μην επηρεαστούν τα αποτελέσματα από συγκεκριμένη τοπολογία δικτύων σε κάθε εκτέλεση, δημιουργείται ένα τυχαίο φυσικό δίκτυο και μία τυχαία εικονική τοπολογία, με προκαθορισμένο κάθε φορά μόνο των αριθμό των κόμβων στο καθένα. Από τα αποτελέσματα φαίνεται, πως η τοπολογία και η σύνδεση των κόμβων δεν επηρεάζει την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου, η οποία παρουσιάζει ομαλή μεταβολή με την αύξηση της τιμής της κάθε παραμέτρου.

Για να είναι εμφανής η διάρκεια της κάθε εκτέλεσης επιλέχθηκαν υπολογιστικά δύσκολα στιγμιότυπα του προβλήματος με μεγάλα φυσικά δίκτυα 1500 – 10000 κόμβων, εικονικές τοπολογίες έως 280 κόμβους και πληθυσμό έως 1400 χρωμοσωμάτων. Δεν αποτελούν τυπικές τιμές εκτέλεσης του αλγορίθμου σε κανονικές συνθήκες αλλά είναι κατάλληλες για να αναδείξουν την διαφοροποίηση του χρόνου εκτέλεσης σε σχέση με τις διαφοροποιήσεις των μεταβλητών. Η πειραματική εκτέλεση έγινε σε υπολογιστή μεσαίων δυνατοτήτων με 64-bit Dual-Core CPU 2.30GHz, 3 GB RAM. Αυτό βοήθησε στο να είναι εμφανείς οι διαφοροποιήσεις στους χρόνους εκτέλεσης των διαφορετικών στιγμιότυπων και να μπορούν να εξαχθούν σαφή συμπεράσματα για την μεταβολή της χρονικής διάρκειας σε σχέση με την μεταβολή των τιμών. Ο χρόνος που μετρήθηκε σε κάθε εκτέλεση αφορά καθαρά την εκτέλεση των γενετικών διαδικασιών και όχι το χρόνο που χρειάζεται για να φορτωθούν οι τοπολογίες των δικτύων που δίνονται σαν είσοδο στον αλγόριθμο.

Μέγεθος χρωμοσωμάτων

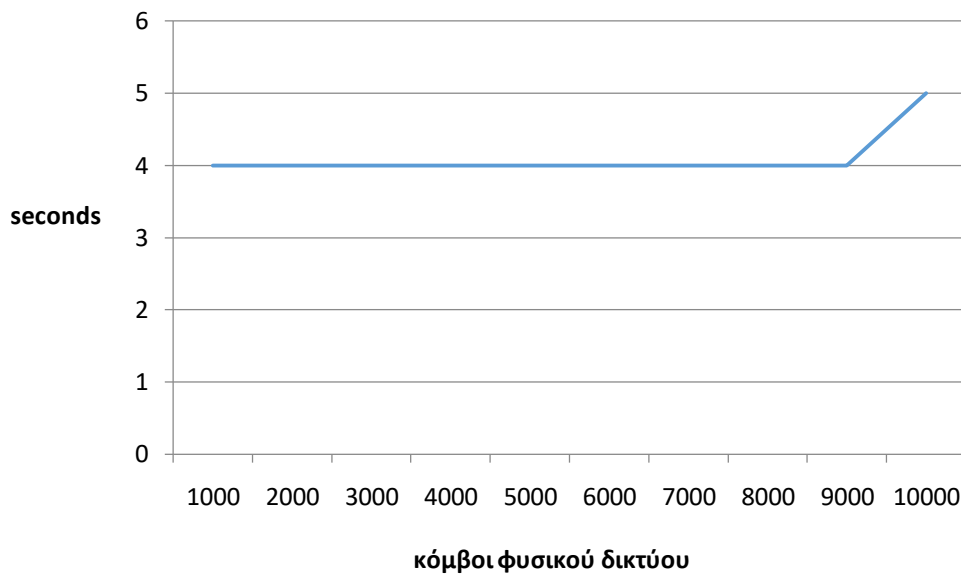
Το μέγεθος των χρωμοσωμάτων, το οποίο καθορίζεται από τον αριθμό των κόμβων της εικονικής τοπολογίας, προκύπτει ότι είναι η πιο καθοριστική παράμετρος για τον προσδιορισμό της πολυπλοκότητας του αλγορίθμου. Παρουσιάζει πολυπλοκότητα $O(n^2/c)$, όπου n είναι ο αριθμός των κόμβων της εικονικής τοπολογίας και c μία σταθερά η οποία καθορίζεται από τις υπόλοιπες παραμέτρους του αλγορίθμου. Η πολυπλοκότητα απεικονίζεται στη γραφική παράσταση του σχήματος 7.2.1.



Σχήμα 7.2.1 χρόνοι εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση κόμβων εικονικής τοπολογίας

Μέγεθος φυσικού δικτύου

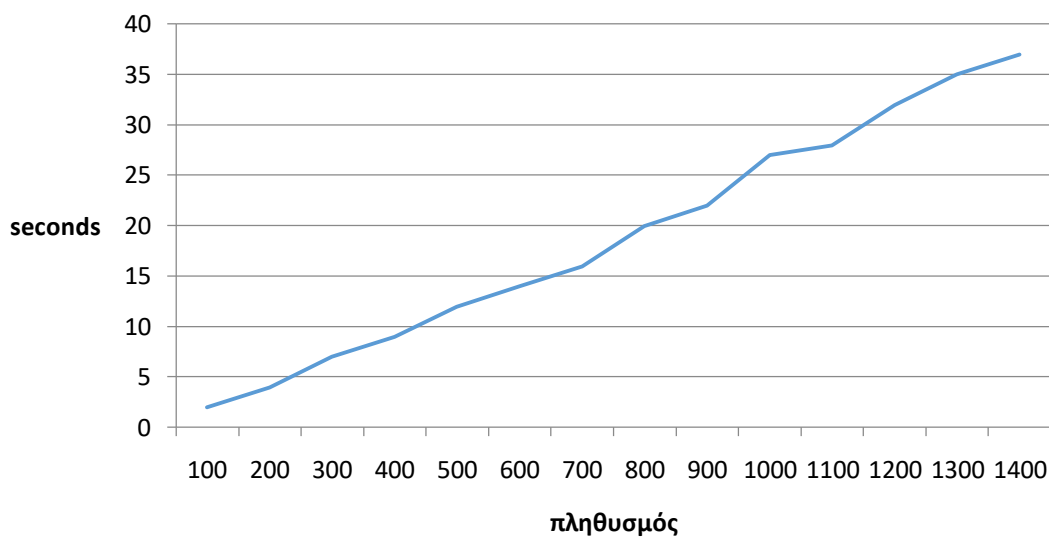
Δοκιμάστηκαν τοπολογίες φυσικού δικτύου με τιμές 1000 έως 10000 κόμβων. Το μέγεθος του φυσικού δικτύου δεν επηρεάζει την εκτέλεση του αλγορίθμου. Η επιβάρυνση είναι σταθερή σε κάθε τιμή (σχήμα 7.2.2) αφού το φυσικό δίκτυο χρησιμοποιείται κυρίως στον υπολογισμό της ευρωστίας των χρωμοσωμάτων και η μέθοδος υπολογισμού της δεν επηρεάζεται από το πλήθος των κόμβων. Παρατηρήθηκε επιβάρυνση κατά την διάρκεια της φόρτωσης του δικτύου στην μνήμη, όταν το μέγεθός του ήταν μεγαλύτερο από 3000 κόμβους. Η επιβάρυνση αυτή δεν μετρήθηκε καθώς δεν ήταν ζητούμενο η αξιολόγηση της. Είναι επιβάρυνση που δεν μπορεί να αποφευχθεί σε καμία μέθοδο επίλυσης του προβλήματος. Με τη χρήση της αναπαράστασης διανύσματος ακμών πιστεύουμε πως η χρονική επιβάρυνση της φόρτωσης των αναπαραστάσεων των δικτύων είναι η ελάχιστη δυνατή.



Σχήμα 7.2.2 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση κόμβων φυσικού δικτύου

Μέγεθος πληθυσμού

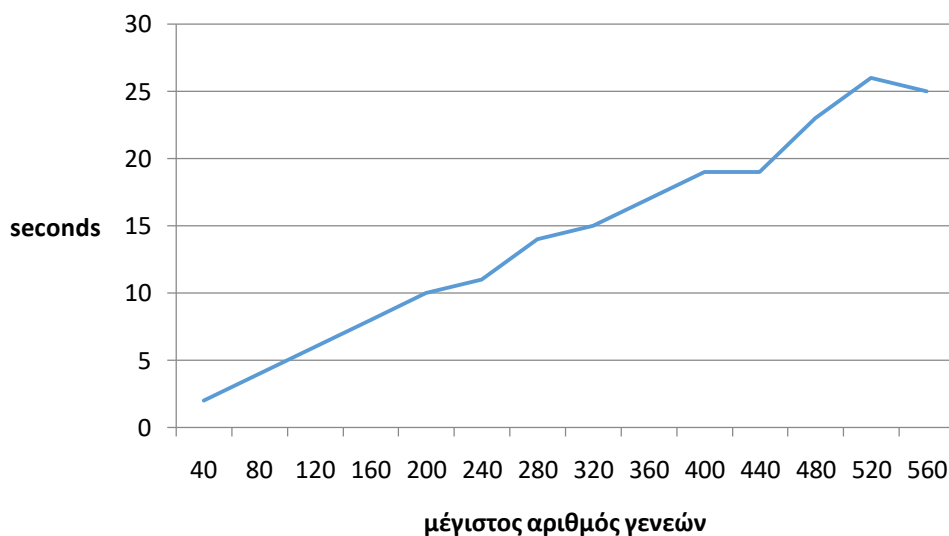
Η αύξηση του χρόνου εκτέλεσης σε σχέση με την αύξηση του πληθυσμού είναι κατά προσέγγιση γραμμική, όπως φαίνεται και στο σχήμα 7.2.3. Η πολυπλοκότητά του αλγορίθμου είναι $O(c \cdot n)$, όπου n είναι το μέγεθος του πληθυσμού και c μία σταθερά η οποία επηρεάζεται από τις τιμές των υπολοίπων παραμέτρων και πειραματικά εκτιμήθηκε $\approx 0,022$ για εικονικό δίκτυο 30 κόμβων και εκτέλεση 80 γενεών.



Σχήμα 7.2.3 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση πληθυσμού

Αριθμός γενεών

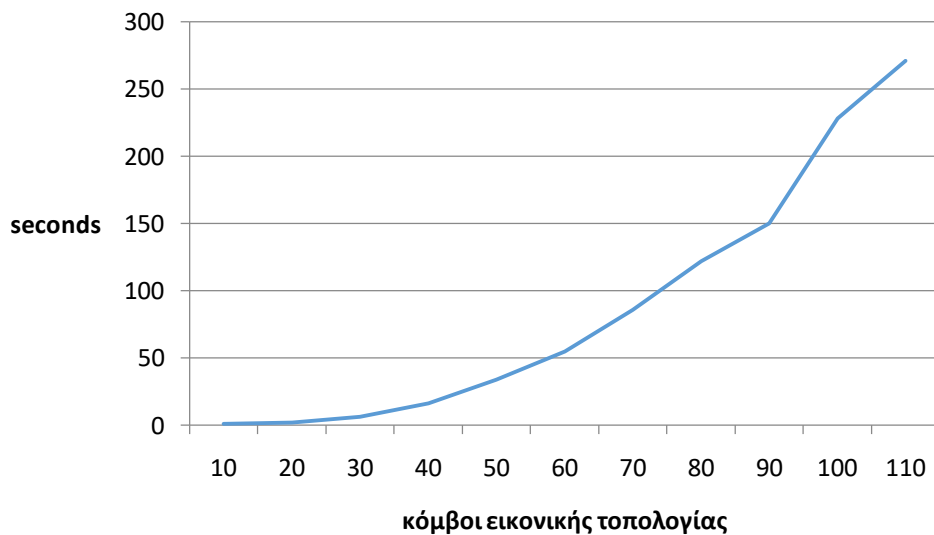
Ο αριθμός των γενεών που εκτελούνται είναι καθοριστικός για την εκτίμηση της πολυπλοκότητας του αλγορίθμου. Η σύγκλιση του αλγορίθμου σε ακρότατο διακόπτει την εκτέλεση των γενεών στις ομάδες και στους ομίλους. Για την εκτίμηση της μεταβολής της συμπεριφοράς του αλγορίθμου σε σχέση με τον αριθμό των γενεών, υπολογίστηκε ο μέγιστος αριθμός γενεών που μπορεί να εκτελεστούν από όλες τις διαδικασίες. Η αύξηση του χρόνου εκτέλεσης σε σχέση με την αύξηση του μέγιστου αριθμού γενεών, είναι επίσης κατά προσέγγιση γραμμική, όπως φαίνεται και στο σχήμα 7.2.4. Η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου είναι $O(c \cdot n)$, όπου n είναι το πλήθος των γενεών και c σταθερά η οποία εξαρτάται από τις τιμές των υπολοίπων παραμέτρων και πειραματικά εκτιμήθηκε $\approx 0,048$ για εικονικό δίκτυο 30 κόμβων και πληθυσμό 200 χρωμοσωμάτων.



Σχήμα 7.2.4 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση αριθμού γενεών

Από τα παραπάνω είναι εμφανές ότι το μέγεθος των χρωμοσωμάτων επηρεάζει καθοριστικά την ασυμπτωτική συμπεριφορά του αλγορίθμου. Όπως θα αναλυθεί στο επόμενο κεφάλαιο, η αποδοτικότερη στρατηγική για την εκτέλεση του αλγορίθμου, είναι το μέγεθος του πληθυσμού των χρωμοσωμάτων να είναι ανάλογο του μεγέθους του εικονικού δικτύου. Μία τυπική περίπτωση μεταβολής του χρόνου εκτέλεσης απεικονίζεται στο σχήμα 7.2.5. Σε αυτή την πειραματική εφαρμογή το πλήθος των χρωμοσωμάτων είναι σε κάθε εκτέλεση ανάλογο του μεγέθους του εικονικού δικτύου. Με

αυτή τη στρατηγική η συνολική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου είναι κατά προσέγγιση $O(n^2/c)$, όπου n το μέγεθος του εικονικού δικτύου και c μία σταθερά η τιμή της οποίας είναι δύσκολο να εκτιμηθεί σε κάθε περίπτωση.

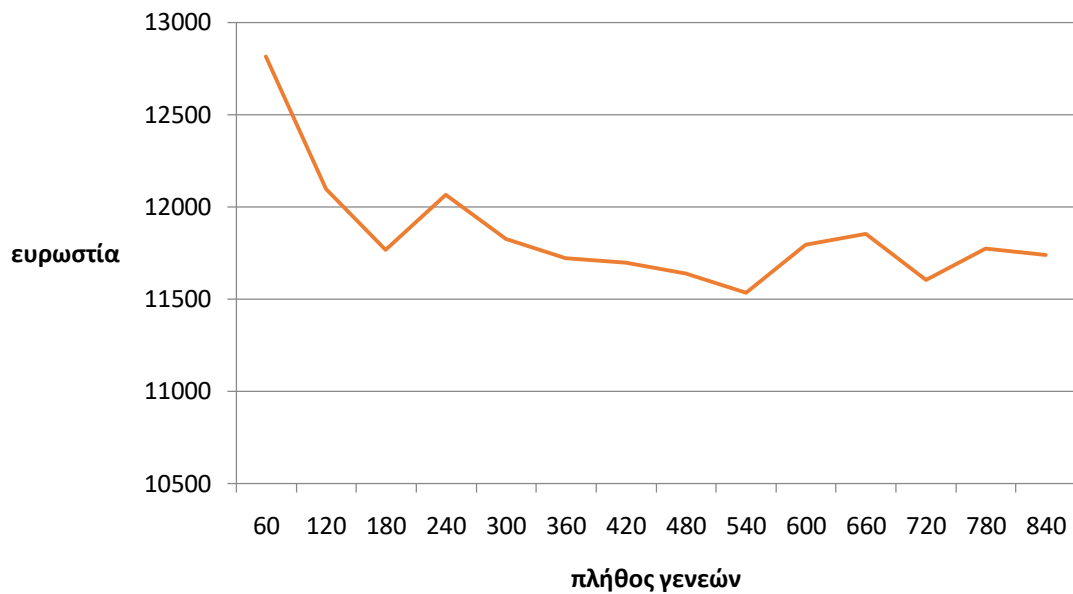


Σχήμα 7.2.5 Χρόνος εκτέλεσης με κλιμακούμενη αύξηση πληθυσμού και κόμβων εικονικής τοπολογίας

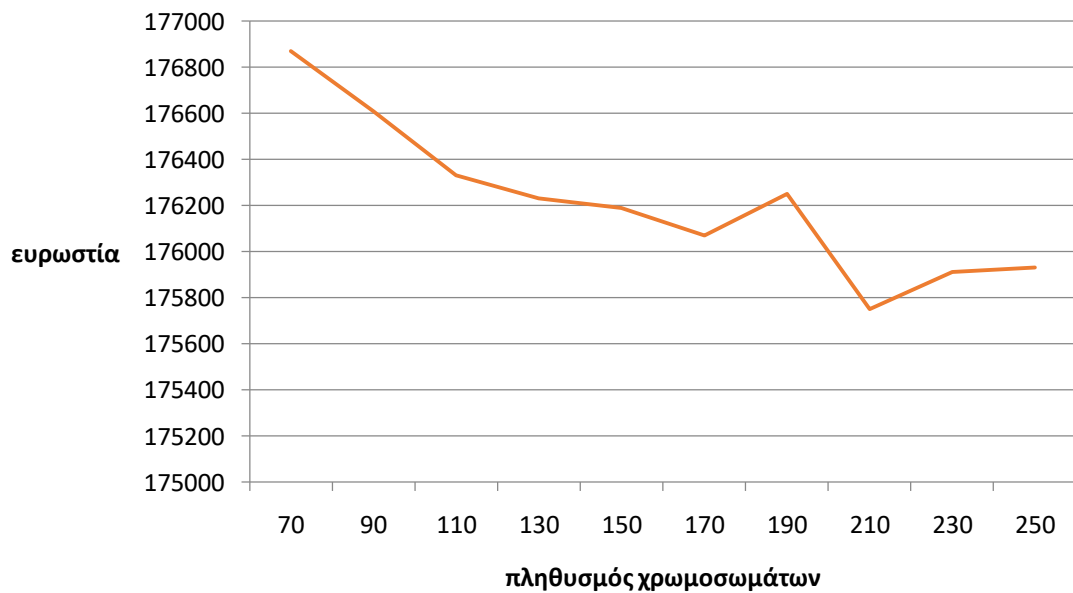
7.3 Αποδοτικότητα αλγορίθμου

Από την πειραματική εφαρμογή του αλγορίθμου προέκυψε, ότι για να είναι αποδοτικός ο αλγόριθμος, είναι απαραίτητο το μέγεθος του πληθυσμού των χρωμοσωμάτων να είναι ανάλογο του μεγέθους του εικονικού δικτύου. Παρουσιάστηκαν καλές επιδόσεις όταν ο πληθυσμός ήταν μεγαλύτερος από το πλήθος των εικονικών κόμβων και πολύ κακές επιδόσεις με μικρό αριθμό χρωμοσωμάτων. Ο αυξημένος αριθμός γενεών βελτιώνει την αποδοτικότητα του αλγορίθμου αλλά έχει και υπολογιστική επιβάρυνση. Η βελτίωση της αποδοτικότητας δεν είναι μεγάλη ώστε να δικαιολογείται μεγάλη υπολογιστική επιβάρυνση από μεγάλο αριθμό γενεών σε κάθε εκτέλεση. Η βέλτιστη στρατηγική είναι οι τιμές των δύο παραμέτρων να είναι ανάλογες του μεγέθους της εικονικής τοπολογίας.

Όπως φαίνεται και ενδεικτικά στα σχήματα 7.3.1 και 7.3.2 ο μεγάλος αριθμός χρωμοσωμάτων και γενεών δεν έχει σαν αποτέλεσμα πάντα ανάλογη αύξηση απόδοσης. Από ένα κατώφλι των δύο παραμέτρων και μετά η ευρωστία των λύσεων τείνει να συγκλίνει σε μία ελάχιστη τιμή ευρωστίας η οποία δεν βελτιώνεται με την περαιτέρω αύξηση των τιμών των παραμέτρων του αλγορίθμου.



Σχήμα 7.3.1 Ευρωστία εξόδων με κλιμακούμενη αύξηση γενεών και ανάλογη αύξηση πληθυσμού σε φυσικό δίκτυο τυχαίας τοπολογίας 4000 κόμβων και εικονική τυχαία τοπολογία 40 κόμβων



Σχήμα 7.3.2 Ευρωστία εξόδων με κλιμακούμενη αύξηση γενεών και ανάλογη αύξηση πληθυσμού σε φυσικό δίκτυο τοπολογίας fat-tree 2000 κόμβων και εικονική τοπολογία 100 κόμβων

Το σχήμα με τις ομάδες και τους ομίλους είναι αποδοτικό. Στην πλειοψηφία των περιπτώσεων η τελική έξοδος που προέκυψε από την επεξεργασία των καλύτερων λύσεων των ομάδων και των ομίλων ήταν αρκετά βελτιωμένη σε σχέση με τις εξόδους που προέκυπταν από τα ενδιάμεσα στάδια εκτέλεσης.

7.4 Σύγκριση με άλλες μεθόδους

Η λειτουργία των γενετικών αλγορίθμων βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στην δημιουργία τυχαίων λύσεων και στον τυχαίο καθορισμό των πιθανοτήτων διασταύρωσης και μετάλλαξης. Είναι σκόπιμο λοιπόν να συγκριθεί η λειτουργία του με έναν απλό Αλγόριθμο Τυχαίων Λύσεων (ΑΤΛ) για να διαπιστωθεί το κατά πόσο οι εξελικτικές διαδικασίες είναι πραγματικά αποτελεσματικές.

Για την σύγκριση αυτή, τροποποιήθηκε ο αλγόριθμος του κεφαλαίου 6 έτσι ώστε να παράγει μόνο τυχαίες λύσεις και να τις αξιολογεί με βάση την συνάρτηση ευρωστίας, χωρίς να εκτελεστούν οι διαδικασίες της επιλογής, διασταύρωσης και μετάλλαξης. Για τη σύγκριση των δύο αλγορίθμων, ο ΑΤΛ παράγαγε πλήθος τυχαίων λύσεων ίσο με το σύνολο του πληθυσμού που παράγει ο γενετικός αλγόριθμος σε όλες τις διαδικασίες που εκτελεί, δηλαδή τα χρωμοσώματα που παράγονται κατά την δημιουργία τυχαίων πληθυσμών και κατά την διασταύρωση και την μετάλλαξη. Από όλες τις παραγόμενες τυχαίες λύσεις, σαν έξοδος επιλέγεται η πιο εύρωστη.

Διαπιστώθηκε ότι οι έξοδοι του ΑΤΛ υπολείπονται σε ευρωστία των εξόδων του γενετικού αλγόριθμου. Ακόμα και όταν ο αριθμός των τυχαίων λύσεων που παράγει ο ΑΤΛ είναι διπλάσιος από το σύνολο των χρωμοσωμάτων που παράγει ο γενετικός αλγόριθμος κατά την εκτέλεση του, οι έξοδοι του ΑΤΛ είναι κατά πολύ χειρότερες δηλαδή χαμηλότερης ευρωστίας, σε σχέση με τις λύσεις στις οποίες συγκλίνει ο γενετικός αλγόριθμος. Το συμπέρασμα αυτό επιβεβαιώθηκε σε όλα τα στιγμιότυπα στα οποία εκτελέστηκαν οι δύο αλγόριθμοι και επιβεβαιώνει την αξία των εξελικτικών διαδικασιών.

Η αποδοτικότητα και η αποτελεσματικότητα του γενετικού αλγορίθμου συγκρίθηκε και με τον άπληστο αλγόριθμο που παρουσιάζουν οι Papadimitriou et. al., (2012). Ο άπληστος αυτός αλγόριθμος αντιστοιχεί αρχικά τον κόμβο της εικονικής τοπολογίας με τις μεγαλύτερες απαιτήσεις σε πόρους, στον κόμβο με τη μεγαλύτερη χωρητικότητα του

φυσικού δικτύου και ακολούθως αντιστοιχίζει τους γειτνιάζοντες σε αυτούς κόμβους των δύο τοπολογιών με γνώμονα τις δυνατότητες τους και την επάρκεια πόρων.

Παρέχει μία γρήγορη και καλή λύση η οποία δεν είναι η ιδανική για κάθε τοπολογία, όπως σε φυσικά δίκτυα με μεγάλη ανομοιογένεια όπου κόμβοι μεγάλης χωρητικότητας συνδέονται με πιο αδύναμους κόμβους. Επίσης δεν παρουσιάζει προσαρμοστικότητα σε διαφορετικούς τύπους τοπολογιών και σε τυχαίες τοπολογίες. Παρόλα αυτά είναι ένας πολύ γρήγορος αλγόριθμος που παρουσιάζει πλεονεκτήματα σε πρακτικό επίπεδο. Στα στιγμιότυπα του προβλήματος που δοκιμάστηκε ο χρόνος εκτέλεσης ήταν λίγα δευτερόλεπτα.

Ο γενετικός αλγόριθμος που αναπτύξαμε είναι πιο αργός, όπως φαίνεται και από την ανάλυση της πολυπλοκότητας του προηγούμενου κεφαλαίου, αλλά παράγει λύσεις καλύτερης ευρωστίας στην πλειοψηφία των περιπτώσεων που δοκιμάστηκε. Εξαιρέση αποτελούν μόνο ειδικοί τύποι δικτύων. Για την σύγκριση των δύο αλγορίθμων υλοποιήθηκε ο άπληστος αλγόριθμος στο ίδιο περιβάλλον με τον γενετικό αλγόριθμο με τα ίδια δεδομένα εισόδου και την ίδια αξιολόγηση της εξόδου. Και στον άπληστο αλγόριθμο η έξοδος αξιολογήθηκε βάση της συνάρτησης ευρωστίας ώστε να μετρηθεί συνδυαστικά το κόστος χρήσης των καναλιών του δικτύου και η βέλτιστη εκμετάλλευση των διαθέσιμων πόρων.

Παρατηρήθηκε πειραματικά ότι ο γενετικός αλγόριθμος έχει καλύτερες επιδόσεις και προσαρμοστικότητα σε δίκτυα ανομοιογενούς και τυχαίας τοπολογίας σε σχέση με τον άπληστο. Η εξήγηση είναι ότι σε αυτά τα στιγμιότυπα του προβλήματος όπως αναλύθηκε στο κεφάλαιο 5.2, γίνεται κατάτμηση του χώρου καταστάσεων με την εκτέλεση σε ομάδες και ομίλους και στην κάθε κατάτμηση του χώρου εντοπίζεται το τοπικό ακρότατο. Με βάση τα ακρότατα της κάθε ομάδας και ομίλου υπολογίζεται ένα ολικό ακρότατο το οποίο προσεγγίζει το ολικό ακρότατο του στιγμιότυπου. Αυτή η δυνατότητα δεν παρουσιάζεται στον άπληστο αλγόριθμο.

Στα στιγμιότυπα όπου τα δίκτυα παρουσιάζουν ομοιογένεια, όπως σε τοπολογίες fat-tree με ομοιογενή κατανομή βαρών στα κανάλια του φυσικού δικτύου, ο άπληστος αλγόριθμος υπερτερεί καθώς σε αυτή την περίπτωση η λογική της αντιστοίχισης κόμβων που έχει είναι συμβατή με τη δομή του δικτύου. Σε αυτά τα στιγμιότυπα η κατάτμηση του χώρου καταστάσεων δεν ευνοεί την εύρεση του ολικού ακρότατου.

Παρατηρήθηκε ότι όταν αυξάνεται το μέγεθος της εικονικής τοπολογίας σε σχέση με το μέγεθος του φυσικού δικτύου, οι αποδόσεις των εξόδων που παράγουν οι δύο αλγόριθμοι συγκλίνουν. Αυτό έχει σαν εξήγηση ότι σε αυτές τις περιπτώσεις το μέγεθος του χώρου καταστάσεων μικραίνει καθώς οι δυνατές αντιστοιχίσεις είναι λιγότερες και είναι ευκολότερη η εύρεση μίας καλής λύσης και από τους δύο αλγορίθμους. Στον πίνακα 7.4.1 παρουσιάζεται η σύγκριση των δύο αλγορίθμων σε χαρακτηριστικά στιγμιότυπα του προβλήματος, στα οποία για τον γενετικό αλγόριθμο ακολουθήθηκε η στρατηγική που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα. Το ποσοστό μεταβολής της ευρωστίας αφορά την αύξηση ή μείωση της ευρωστίας του γενετικού αλγορίθμου σε σύγκριση με τον άπληστο για το κάθε στιγμιότυπο του προβλήματος.

| Φυσικό δίκτυο | Κόμβοι εικονικής τοπολογίας | Μεταβολή ευρωστίας |
|-----------------------------------|------------------------------------|---------------------------|
| τυχαία τοπολογία 4000 κόμβων | 20 | 27% |
| | 40 | 12% |
| fat-tree τοπολογία 2000 κόμβων | 40 | -18% |
| | 100 | -8% |

Πίνακας 7.4.1 Σύγκριση ευρωστίας των εξόδων των δύο αλγορίθμων

8. Συμπεράσματα

8.1 Σύνοψη

Στην εργασία μελετήθηκε το πρόβλημα της ΕΕΔ και αναπτύχθηκε για την επίλυσή του μία μέθοδος τεχνητής νοημοσύνης βασισμένη σε γενετικό αλγόριθμο. Η μέθοδος παράγει αρκετά καλές λύσεις σε διάφορα στιγμιότυπα του προβλήματος και παρουσιάζει προσαρμοστικότητα σε δίκτυα διαφορετικών τύπων. Προσφέρει καλούς χρόνους εκτέλεσης και υπολογιστική πολυπλοκότητα που υπολογίστηκε πειραματικά σε $O(n^2/c)$, με n τον αριθμό των εικονικών κόμβων και σταθερά c . Η πολυπλοκότητά του αλγορίθμου κάνει δυνατή την χρήση του σε πρακτικό επίπεδο.

Για την αποτελεσματικότερη λειτουργία του αλγορίθμου αναπτύχθηκε μία πρωτότυπη αναπαράσταση γράφων, με τη ονομασία Διάνυσμα Ακμών, η οποία χρησιμοποιήθηκε για την μοντελοποίηση των φυσικών δικτύων και εικονικών τοπολογιών. Έχει σαν πλεονέκτημα τις μικρότερες απαιτήσεις σε μνήμη σε σχέση με τις κλασικές αναπαραστάσεις και παρουσιάζει γραμμική πολυπλοκότητα στην κωδικοποίηση και αποκωδικοποίηση των στοιχείων του γράφου. Αυτά τα χαρακτηριστικά την κάνουν χρήσιμη για την ανάπτυξη εφαρμογών που διαχειρίζονται τοπολογίες μεγάλης κλίμακας.

Η σχεδίαση του αλγορίθμου διαφοροποιείται από το κλασικό σχεδιασμό των γενετικών αλγορίθμων με την οργάνωση των διαδικασιών σε ένα πρωτότυπο δομημένο σχήμα με ομάδες και ομίλους. Αυτό το σχήμα επιτυγχάνει την κατάτμηση του χώρου καταστάσεων και την εκτέλεση του αλγορίθμου χωριστά σε κάθε τμήμα, με τον συνδυασμό όλων των παραγόμενων λύσεων στην τελική έξοδο. Έχει σαν αποτέλεσμα την εύρεση πολλών τοπικών ακρότατων τα οποία συνδυάζονται στη συνέχεια για τον εντοπισμό ενός ολικού ακρότατου. Η διαδικασία αυτή επιτυγχάνει σε μεγάλο βαθμό την αποφυγή της πρόωρης σύγκλισης του αλγορίθμου σε τοπικό ακρότατο, η οποία αποτελεί ένα σημαντικό πρόβλημα των γενετικών αλγορίθμων. Η διαφοροποίηση αυτή είναι αναγκαία, καθώς η σχεδίαση του απλού κλασικού γενετικού αλγορίθμου δεν είναι αρκετή για την αποδοτική επίλυση του προβλήματος και δεν προσεγγίζει ικανοποιητικά την βέλτιστη λύση. Παρόλα αυτά προσφέρεται για πειραματισμό μέσω της δυνατότητας μεταβολής της δομής και των παραμέτρων που τον καθορίζουν, βελτιώνοντας καθοριστικά την απόδοση και αποτελεσματικότητά του.

Η μέθοδος υλοποιήθηκε και αξιολογήθηκε πειραματικά. Για την αποτελεσματικότερη αξιολόγηση της μεθόδου έγινε εκτίμηση της πολυπλοκότητας και της ασυμπτωτικής συμπεριφοράς του αλγορίθμου με βάση πειραματικά δεδομένα. Η προσέγγισή μας αφορά την μελέτη της διαφοροποίησης της συμπεριφοράς του αλγορίθμου με βάση την κλιμακούμενη μεταβολή των παραμέτρων που τον ορίζουν και έχει σαν αποτέλεσμα την πειραματική τεκμηρίωση της πολυπλοκότητάς του, καθώς με θεωρητικά μέσα η μελέτη πολυπλοκότητας για τους γενετικούς αλγορίθμους δεν είναι δυνατή. Αυτή η προσέγγιση είναι πρωτότυπη αποκλίνοντας από την λογική της μελέτης ενός αλγορίθμου που καθορίζεται από σταθερές παραμέτρους και δομή, μεταβάλλοντας κλιμακωτά μόνο την είσοδο.

Η μέθοδος συγκρίθηκε και με άπληστο αλγόριθμο παρουσιάζοντας σημαντικά πλεονεκτήματα, κυρίως σε στιγμιότυπα του προβλήματος που απαιτούν προσαρμοστικότητα σε δίκτυα τυχαίας, μη δομημένης τοπολογίας όπως είναι τα δίκτυα μεγάλης ετερογένειας. Οι λύσεις που παρήγαγε ο άπληστος αλγόριθμος υπερτερούσαν μόνο σε ειδικούς τύπους δικτύων με συγκεκριμένη δομή που ευνοούσε η σχεδίαση του αλγορίθμου.

8.2 Μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας

Στις μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας περιλαμβάνονται η περαιτέρω ανάπτυξη της μεθόδου ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον εκ νέου υπολογισμό της αντιστοίχησης φυσικών και εικονικών πόρων ενός ήδη εικονικοποιημένου δικτύου σε πραγματικό χρόνο όταν προκύπτουν μεταβολές στις τοπολογίες των δικτύων. Επίσης ο συνδυασμός της μεθόδου με άλλες μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης ώστε να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητά της και να είναι κατάλληλη για ενσωμάτωση σε ένα ολοκληρωμένο σύστημα που θα προσφέρει καλές επιδόσεις σε περισσότερους τύπους τοπολογιών.

Είναι αρκετά συχνή η απαίτηση μεταβολής της εικονικής τοπολογίας και της αντιστοίχησης εικονικών και φυσικών πόρων σε ένα ήδη εικονικοποιημένο δίκτυο. Αυτό μπορεί να οφείλεται στην κατάρρευση κάποιων πόρων, στην προβληματική λειτουργία εικονικών συσκευών ή ακόμα και στην προγραμματισμένη συντήρηση του δικτύου που απαιτεί την απομόνωση συγκεκριμένων υποδικτύων και την αναδρομολόγηση της κίνησης στο δίκτυο. Σημαντική είναι στα σύγχρονα δίκτυα και η ανάγκη κλιμάκωσης

υπηρεσιών που έχουν σαν αποτέλεσμα την μεταβολή των εικονικών τοπολογιών που τις υποστηρίζουν.

Σε αυτές τις περιπτώσεις δημιουργείται η ανάγκη εκ νέου υπολογισμού των αντιστοιχίσεων των φυσικών με τους εικονικούς πόρους σε πραγματικό χρόνο. Η μεταβολή των αντιστοιχίσεων αφορά το κομμάτι του δικτύου που επηρεάζεται από τις μεταβολές, αλλά η λειτουργία του συνολικού δικτύου πρέπει να είναι πάλι η βέλτιστη δυνατή. Πρέπει να γίνεται σε πραγματικό χρόνο για να ανταποκρίνεται στις σύγχρονες ανάγκες. Αυτές οι απαιτήσεις θα χρειαστούν εκ νέου σχεδιασμό των εισόδων και εξόδων του αλγορίθμου ώστε να επικεντρώνεται η λειτουργία του στη παραγωγή της επιθυμητής εξόδου.

Είναι συχνή η ανάπτυξη υβριδικών συστημάτων που ενσωματώνουν περισσότερες από μία μεθόδους για την αποδοτική επίλυση προβλημάτων. Η ανάπτυξη τέτοιων συστημάτων έχει σαν σκοπό την βελτίωση των αδυναμιών μίας μεθόδου με την ενσωμάτωση λειτουργιών από άλλες. Ενδεικτικά αναφέρεται η εργασία των Liu και Zeng (2009) στην οποία ενσωματώνονται λειτουργίες reinforcement learning στην δημιουργία του αρχικού πληθυσμού ενός γενετικού αλγόριθμου για την βελτίωση της απόδοσής του. Είναι σκόπιμη η διερεύνηση των επιλογών συνδυασμού του γενετικού αλγορίθμου που αναπτύχθηκε, με άλλες μεθόδους που θα ωφελήσουν την απόδοση και την αποτελεσματικότητα των παραγόμενων λύσεων.

Στις μεθόδους που παρουσιάστηκαν στην παρούσα εργασία θα μπορούσε η έξοδος του άπληστου αλγορίθμου να χρησιμοποιηθεί στην δημιουργία του αρχικού πληθυσμού του γενετικού αλγορίθμου βελτιώνοντας την απόδοση του δεύτερου στους τύπους δικτύου που υστερεί. Η πλούσια βιβλιογραφία στο πρόβλημα της ΕΕΔ προσφέρει πολλές μεθόδους, ο συνδυασμός των οποίων με το γενετικό αλγόριθμο που αναπτύχθηκε, μπορεί να δημιουργήσει ένα ακόμα πιο αποτελεσματικό σύστημα επίλυσης του προβλήματος.

Βιβλιογραφία

1. Abdelwahab, S., Hamdaoui, B., Guizani, M., & Znati, T. (2016). Network function virtualization in 5G. *IEEE Communications Magazine*, 54(4), 84-91.
2. Alhussein, O., Do, P. T., Ye, Q., Li, J., Shi, W., Zhuang, W., ... & Rao, J. (2020). A virtual network customization framework for multicast services in NFV-enabled core networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 38(6), 1025-1039.
3. Amaldi, E., Coniglio, S., Koster, A. M., & Tieves, M. (2016). On the computational complexity of the virtual network embedding problem. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 52, 213-220.
4. Bari, M. F., Chowdhury, S. R., Ahmed, R., & Boutaba, R. (2015, November). On orchestrating virtual network functions. In *2015 11th International Conference on Network and Service Management (CNSM)* (pp. 50-56). IEEE.
5. van de Belt, J., Ahmadi, H., & Doyle, L. E. (2017). Defining and surveying wireless link virtualization and wireless network virtualization. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(3), 1603-1627.
6. Bhardwaj, S., Jain, L., & Jain, S. (2010). Cloud computing: A study of infrastructure as a service (IAAS). *International Journal of engineering and information Technology*, 2(1), 60-63.
7. Blenk, A., Kalmbach, P., Van Der Smagt, P., & Kellerer, W. (2016, October). Boost online virtual network embedding: Using neural networks for admission control. In *2016 12th International Conference on Network and Service Management (CNSM)* (pp. 10-18). IEEE.
8. Cai, Z., Liu, F., Xiao, N., Liu, Q., & Wang, Z. (2010, December). Virtual network embedding for evolving networks. In *2010 IEEE Global Telecommunications Conference GLOBECOM 2010* (pp. 1-5). IEEE.
9. Chakrabarti, A., Chekuri, C., Gupta, A., & Kumar, A. (2002, September). Approximation algorithms for the unsplittable flow problem. In *International Workshop on Approximation Algorithms for Combinatorial Optimization* (pp. 51-66). Springer, Berlin, Heidelberg.
10. Chen, J. L., Ma, Y. W., Kuo, H. Y., Yang, C. S., & Hung, W. C. (2015). Software-defined network virtualization platform for enterprise network resource

- management. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 4(2), 179-186.
11. Coloni, A., Dorigo, M., Maffioli, F., Maniezzo, V., Righini, G. I. O. V. A. N. N. I., & Trubian, M. (1996). Heuristics from nature for hard combinatorial optimization problems. *International Transactions in Operational Research*, 3(1), 1-21.
 12. Cormen, Thomas H.; Leiserson, Charles E.; Rivest, Ronald L.; Stein, Clifford (2001), "Section 22.1: Representations of graphs", *Introduction to Algorithms* (Second ed.), MIT Press and McGraw-Hill, pp. 527–531, ISBN 0-262-03293-7.
 13. Dietrich, D., Rizk, A., & Papadimitriou, P. (2015). Multi-provider virtual network embedding with limited information disclosure. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 12(2), 188-201.
 14. Dietrich, D., Abujoda, A., Rizk, A., & Papadimitriou, P. (2017). Multi-provider service chain embedding with nestor. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 14(1), 91-105.
 15. Diveev, A. I., & Bobr, O. V. (2017). Variational genetic algorithm for np-hard scheduling problem solution. *Procedia Computer Science*, 103, 52-58.
 16. Dräxler, S., Karl, H., & Mann, Z. Á. (2018). Jasper: Joint optimization of scaling, placement, and routing of virtual network services. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 15(3), 946-960.
 17. Drutskoy, D., Keller, E., & Rexford, J. (2012). Scalable network virtualization in software-defined networks. *IEEE Internet Computing*, 17(2), 20-27.
 18. Duan, Q., Yan, Y., & Vasilakos, A. V. (2012). A survey on service-oriented network virtualization toward convergence of networking and cloud computing. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 9(4), 373-392.
 19. Fajjari, I., Aitsaadi, N., Pujolle, G., & Zimmermann, H. (2011, June). VNE-AC: Virtual network embedding algorithm based on ant colony metaheuristic. In *2011 IEEE international conference on communications (ICC)* (pp. 1-6). IEEE.
 20. Forrest, S. (1993). Genetic algorithms: principles of natural selection applied to computation. *Science*, 261(5123), 872-878.
 21. Fu, X., Yu, F. R., Wang, J., Qi, Q., & Liao, J. (2019). Service function chain embedding for NFV-enabled IoT based on deep reinforcement learning. *IEEE Communications Magazine*, 57(11), 102-108.

22. Graziano, C. D. (2011). A performance analysis of Xen and KVM hypervisors for hosting the Xen Worlds Project.
23. Goldin, D. Q. (2000, February). Persistent Turing machines as a model of interactive computation. In *International Symposium on Foundations of Information and Knowledge Systems* (pp. 116-135). Springer, Berlin, Heidelberg.
24. Gong, L., Jiang, H., Wang, Y., & Zhu, Z. (2016). Novel location-constrained virtual network embedding LC-VNE algorithms towards integrated node and link mapping. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 24(6), 3648-3661.
25. Guo, H., & Hsu, W. H. (2007). A machine learning approach to algorithm selection for $\{NP\}$ -hard optimization problems: a case study on the MPE problem. *Annals of Operations Research*, 156(1), 61-82.
26. Gupta, A., Habib, M. F., Chowdhury, P., Tornatore, M., & Mukherjee, B. (2015, December). On service chaining using virtual network functions in network-enabled cloud systems. In *2015 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS)* (pp. 1-3). IEEE.
27. Green, D., Aleti, A., & Garcia, J. (2017). The nature of nature: why nature-inspired algorithms work. In *Nature-Inspired Computing and Optimization* (pp. 1-27). Springer, Cham.
28. Han, K., Li, S., Tang, S., Huang, H., Zhao, S., Fu, G., & Zhu, Z. (2018). Application-driven end-to-end slicing: When wireless network virtualization orchestrates with NFV-based mobile edge computing. *IEEE Access*, 6, 26567-26577.
29. Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems Ann Arbor. *The University of Michigan Press*, 1, 975.
30. Hrstka, O., & Kučerová, A. (2004). Improvements of real coded genetic algorithms based on differential operators preventing premature convergence. *Advances in Engineering Software*, 35(3-4), 237-246.
31. Islam, M. M., & Huh, E. N. (2012). Virtualization in wireless sensor network: Challenges and opportunities. *Journal of Networks*, 7(3), 412.
32. Keller, E., & Rexford, J. (2010). The "Platform as a Service" Model for Networking. *INM/WREN*, 10, 95-108.

33. Khan, I., Belqasmi, F., Glitho, R., & Crespi, N. (2013, April). A multi-layer architecture for wireless sensor network virtualization. In *6th Joint IFIP Wireless and Mobile Networking Conference (WMNC)* (pp. 1-4). IEEE.
34. Khan, I., Belqasmi, F., Glitho, R., Crespi, N., Morrow, M., & Polakos, P. (2015). Wireless sensor network virtualization: early architecture and research perspectives. *IEEE Network*, 29(3), 104-112.
35. Kiess, W., An, X., & Beker, S. (2015, December). Software-as-a-service for the virtualization of mobile network gateways. In *2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)* (pp. 1-6). IEEE.
36. Kim, H. G., Lee, D. Y., Jeong, S. Y., Choi, H., Yoo, J. H., & Hong, J. W. K. (2019, June). Machine learning-based method for prediction of virtual network function resource demands. In *2019 IEEE conference on network softwarization (NetSoft)* (pp. 405-413). IEEE.
37. Kouah, R., Alleg, A., Laraba, A., & Ahmed, T. (2018, September). Energy-aware placement for iot-service function chain. In *2018 IEEE 23rd International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks (CAMAD)* (pp. 1-7). IEEE.
38. Lagwal, M., & Bhardwaj, N. (2017, June). Load balancing in cloud computing using genetic algorithm. In *2017 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)* (pp. 560-565). IEEE.
39. Lobo, F. G., Goldberg, D. E., & Pelikan, M. (2000, July). Time complexity of genetic algorithms on exponentially scaled problems. In *Proceedings of the 2nd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation* (pp. 151-158).
40. Lu, Q., Nguyen, K., & Huang, C. (2020). Distributed parallel algorithms for online virtual network embedding applications. *International Journal of Communication Systems*, e4325
41. Li, B., Lu, W., Liu, S., & Zhu, Z. (2018). Deep-learning-assisted network orchestration for on-demand and cost-effective vNF service chaining in inter-DC elastic optical networks. *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, 10(10), D29-D41.
42. Liu, J., Lu, W., Zhou, F., Lu, P., & Zhu, Z. (2017). On dynamic service function chain deployment and readjustment. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 14(3), 543-553.

43. Liu, F., & Zeng, G. (2009). Study of genetic algorithm with reinforcement learning to solve the TSP. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6995-7001.
44. Lim, S. M., Sultan, A. B. M., Sulaiman, M. N., Mustapha, A., & Leong, K. Y. (2017). Crossover and mutation operators of genetic algorithms. *International journal of machine learning and computing*, 7(1), 9-12.
45. Mehraghdam, S., Keller, M., & Karl, H. (2014, October). Specifying and placing chains of virtual network functions. In *2014 IEEE 3rd International Conference on Cloud Networking (CloudNet)* (pp. 7-13). IEEE.
46. El Mensoum, I., Wahab, O. A., Kara, N., & Edstrom, C. (2020). MuSC: A multi-stage service chains embedding approach. *Journal of Network and Computer Applications*, 102593.
47. Mijumbi, R., Gorricho, J. L., Serrat, J., Claeys, M., De Turck, F., & Latré, S. (2014, May). Design and evaluation of learning algorithms for dynamic resource management in virtual networks. In *2014 IEEE network operations and management symposium (NOMS)* (pp. 1-9). IEEE.
48. Mijumbi, R., Serrat, J., Gorricho, J. L., Bouten, N., De Turck, F., & Davy, S. (2015, April). Design and evaluation of algorithms for mapping and scheduling of virtual network functions. In *Proceedings of the 2015 1st IEEE conference on network softwarization (NetSoft)* (pp. 1-9). IEEE.
49. Nopiah, Z. M., Khairir, M. I., Abdullah, S., Baharin, M. N., & Arifin, A. (2010, February). Time complexity analysis of the genetic algorithm clustering method. In *Proceedings of the 9th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation, ISPRA* (Vol. 10, pp. 171-176).
50. Oliveto, P. S., & Witt, C. (2015). Improved time complexity analysis of the simple genetic algorithm. *Theoretical Computer Science*, 605, 21-41.
51. Papadimitriou, P., Houidi, I., Louati, W., Zeghlache, D., Werle, C., Bless, R., & Mathy, L. (2012, June). Towards large-scale network virtualization. In *International Conference on Wired/Wireless Internet Communications* (pp. 13-25). Springer, Berlin, Heidelberg.
52. Paul, P. V., Moganarangan, N., Kumar, S. S., Raju, R., Vengattaraman, T., & Dhavachelvan, P. (2015). Performance analyses over population seeding techniques of the permutation-coded genetic algorithm: An empirical study based on traveling salesman problems. *Applied Soft Computing*, 32, 383-402.

53. Pelikan, M., & Lobo, F. G. (2000, July). Parameter-less Genetic Algorithm: A Worst-case Time and Space Complexity Analysis. In *GECCO* (p. 370).
54. Pham, T. A. Q., Sanner, J. M., Morin, C., & Hadjadj-Aoul, Y. (2020). Virtual network function-forwarding graph embedding: A genetic algorithm approach. *International Journal of Communication Systems*, 33(10), e4098.
55. Quang, P. T. A., Bradai, A., Singh, K. D., Picard, G., & Riggio, R. (2018). Single and multi-domain adaptive allocation algorithms for VNF forwarding graph embedding. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 16(1), 98-112.
56. Quang, P. T. A., Bradai, A., Singh, K. D., & Hadjadj-Aoul, Y. (2019, April). Multi-domain non-cooperative VNF-FG embedding: A deep reinforcement learning approach. In *IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)* (pp. 886-891). IEEE.
57. Quang, P. T. A., Hadjadj-Aoul, Y., & Outtagarts, A. (2019). A deep reinforcement learning approach for VNF Forwarding Graph Embedding. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 16(4), 1318-1331.
58. Rahman, M. R., & Boutaba, R. (2013). SVNE: Survivable virtual network embedding algorithms for network virtualization. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 10(2), 105-118.
59. Rankothge, W., Le, F., Russo, A., & Lobo, J. (2015, November). Experimental results on the use of genetic algorithms for scaling virtualized network functions. In *2015 IEEE Conference on Network Function Virtualization and Software Defined Network (NFV-SDN)* (pp. 47-53). IEEE.
60. Rankothge, W., Le, F., Russo, A., & Lobo, J. (2017). Optimizing resource allocation for virtualized network functions in a cloud center using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 14(2), 343-356.
61. Renzi, C., Leali, F., Cavazzuti, M., & Andrisano, A. O. (2014). A review on artificial intelligence applications to the optimal design of dedicated and reconfigurable manufacturing systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 72(1-4), 403-418.
62. Riggio, R., De Pellegrini, F., Salvadori, E., Gerola, M., & Corin, R. D. (2013, May). Progressive virtual topology embedding in openflow networks. In *2013*

- IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management (IM 2013)* (pp. 1122-1128). IEEE.
63. Rocha, M., & Neves, J. (1999, May). Preventing premature convergence to local optima in genetic algorithms via random offspring generation. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* (pp. 127-136). Springer, Berlin, Heidelberg.
64. Rodis, P. (2018). On defining and modeling context-awareness. *International Journal of Pervasive Computing and Communications*.
65. Rost, M., & Schmid, S. (2019). Virtual network embedding approximations: Leveraging randomized rounding. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 27(5), 2071-2084.
66. Spinnewyn, B., Isolani, P. H., Donato, C., Botero, J. F., & Latré, S. (2018). Coordinated service composition and embedding of 5G location-constrained network functions. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 15(4), 1488-1502.
67. Squillero, G., & Tonda, A. (2016). Divergence of character and premature convergence: A survey of methodologies for promoting diversity in evolutionary optimization. *Information Sciences*, 329, 782-799.
68. Steinder, M., Whalley, I., Carrera, D., Gaweda, I., & Chess, D. (2007, May). Server virtualization in autonomic management of heterogeneous workloads. In *2007 10th IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management* (pp. 139-148). IEEE.
69. Sun, G., Li, Y., Li, Y., Liao, D., & Chang, V. (2018). Low-latency orchestration for workflow-oriented service function chain in edge computing. *Future Generation Computer Systems*, 85, 116-128.
70. Tang, M., & Pan, S. (2015). A hybrid genetic algorithm for the energy-efficient virtual machine placement problem in data centers. *Neural processing letters*, 41(2), 211-221.
71. Turing, A. M. (1937). Delivered to the Society November 1936. *On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem*", *Proceedings of the London Mathematical Society*, 2(42), 230-65.

72. Truong-Huu, T., Mohan, P. M., & Gurusamy, M. (2019). Service chain embedding for diversified 5G slices with virtual network function sharing. *IEEE Communications Letters*, 23(5), 826-829.
73. Wang, T., Su, Z., Xia, Y., & Hamdi, M. (2014). Rethinking the data center networking: Architecture, network protocols, and resource sharing. *IEEE access*, 2, 1481-1496.
74. Wang, Z., Zhang, J., Huang, T., & Liu, Y. (2019). Service Function Chain Composition, Placement, and Assignment in Data Centers. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 16(4), 1638-1650.
75. Xie, Y., Liu, Z., Wang, S., & Wang, Y. (2016). Service function chaining resource allocation: A survey. *arXiv preprint arXiv:1608.00095*.
76. Yahia, I. G. B., Bendriss, J., Samba, A., & Dooze, P. (2017, March). CogNitive 5G networks: Comprehensive operator use cases with machine learning for management operations. In *2017 20th Conference on Innovations in Clouds, Internet and Networks (ICIN)* (pp. 252-259). IEEE.
77. Yao, H., Chen, X., Li, M., Zhang, P., & Wang, L. (2018). A novel reinforcement learning algorithm for virtual network embedding. *Neurocomputing*, 284, 1-9.
78. You, X., Wang, X., Chen, A., & Luo, G. (2016, October). A coordinated algorithm with resource evaluation for service function chain allocation. In *2016 IEEE International Conferences on Big Data and Cloud Computing (BDCloud), Social Computing and Networking (SocialCom), Sustainable Computing and Communications (SustainCom)(BDCloud-SocialCom-SustainCom)* (pp. 45-49). IEEE.
79. Zafar, S., Bashir, A., & Chaudhry, S. A. (2016). On implementation of DCTCP on three-tier and fat-tree data center network topologies. *SpringerPlus*, 5(1), 766.
80. Zheng, J., Tian, C., Dai, H., Ma, Q., Zhang, W., Chen, G., & Zhang, G. (2019). Optimizing NFV Chain Deployment in Software-Defined Cellular Core. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 38(2), 248-262.
81. Zhou, Q., Wang, C. X., McLaughlin, S., & Zhou, X. (2015). Network virtualization and resource description in software-defined wireless networks. *IEEE Communications Magazine*, 53(11), 110-117.

Υπεύθυνη Δήλωση Συγγραφέα:

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν.1599/1986, η παρούσα εργασία αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλει κάθε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης.