



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

**Επέκταση δικτύου διανομής
με χρήση γενετικού αλγορίθμου μέσω της βέλτιστης
τοπολογίας γραμμών**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννα Γ. Πολομαρκάκη

Επιβλέπων: Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Άρης Δημέας
Δρ. Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών

Αθήνα, Μάρτιος 2015



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

**Επέκταση δικτύου διανομής
με χρήση γενετικού αλγορίθμου μέσω της βέλτιστης
τοπολογίας γραμμών**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννα Γ. Πολομαρκάκη

Επιβλέπων: Νικόλαος Χατζηαργυρίου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Άρης Δημέας
Δρ. Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 23^η Μαρτίου 2015

.....
Ν. Χατζηαργυρίου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γ. Κορρές
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Π. Γεωργιλάκης
Λέκτορας ΕΜΠ

Αθήνα, Μάρτιος 2015

.....
Ιωάννα Γ. Πολομαρκάκη

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

Copyright © Ιωάννα Γ. Πολομαρκάκη, 2015

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

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

Περίληψη

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η επέκταση ενός δικτύου διανομής, λόγω της ανάγκης για εισαγωγή νέων φορτίων στο δίκτυο. Το ζητούμενο είναι να βρεθεί η βέλτιστη τοπολογία των γραμμών διανομής ώστε το κόστος της σύνδεσης και τα λειτουργικά έξοδα του δικτύου να είναι ελάχιστα. Η βέλτιστη αυτή τοπολογία αναζητήθηκε με τη μέθοδο των Γενετικών Αλγορίθμων. Για την διαδικασία της βελτιστοποίησης με χρήση του Γενετικού Αλγόριθμου, χρησιμοποιήθηκε το Optimization Tool της Matlab R2011a και για την επίλυση ροών φορτίου των εκάστοτε πιθανών τοπολογιών του δικτύου χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό Matpower (έκδοση 4.1), μια προέκταση του Matlab σχεδιασμένη για την επίλυση ροών φορτίου και βέλτιστων ροών φορτίου.

Αρχικά, το δίκτυο διανομής που χρησιμοποιήθηκε, κωδικοποιήθηκε κατάλληλα για να είναι δυνατή η επεξεργασία του από τον Γενετικό Αλγόριθμο. Για την κωδικοποίηση αυτή του δικτύου μελετήθηκαν δυο μέθοδοι. Στην πρώτη δοκιμάστηκαν τέσσερις αλγόριθμοι κωδικοποίησης ολόκληρου του δικτύου σε συμβολοσειρά, οι Prüfer, Blob, Harry και Dandelion. Στην δεύτερη το αντικείμενο προς κωδικοποίηση ήταν μόνο οι συνδέσεις των νεοεισαχθέντων φορτίων. Στη συνέχεια, για κάθε μια από τις μεθόδους, υλοποιήθηκε η προς ελαχιστοποίηση αντικειμενική συνάρτηση και λόγω της αδυναμίας των προϋπαρχόντων επιλογών της Matlab, να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις του προβλήματος, σχεδιάστηκαν και υλοποιήθηκαν ορισμένοι κατάλληλοι τελεστές για το Γενετικό Αλγόριθμο.

Ακολούθησε η διαδικασία της βελτιστοποίησης, η οποία υπέδειξε την βέλτιστη λύση για τη σύνδεση των νέων φορτίων με το εξεταζόμενο δίκτυο διανομής. Η λύση αυτή αποτελεί το ολικό βέλτιστο (ελάχιστο) του προβλήματος και προέκυψε από τη δεύτερη μέθοδο, καθώς η πρώτη δεν ήταν ιδιαίτερα αποδοτική. Δοκιμάσαμε τέσσερις παραλλαγές στο μέγεθος και στον τύπο των νέων φορτίων για να δούμε τις τροποποιήσεις στη μορφολογία του δικτύου. Το πρώτο σενάριο αφορούσε την εισαγωγή νέων καταναλωτών, χωρίς την εισαγωγή διεσπαρμένης παραγωγής. Στα επόμενα σενάρια προσθέσαμε και διεσπαρμένη παραγωγή σε ορισμένα σημεία και μεταβάλλαμε το μέγεθος της.

Λέξεις-Κλειδιά

Γενετικός Αλγόριθμος, Βελτιστοποίηση, Βέλτιστη Τοπολογία δικτύου, Δίκτυο Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας, Κωδικοποίηση δέντρων, Διεσπαρμένη Παραγωγή, Ροή Φορτίου, Επέκταση Δικτύου Διανομής,

Abstract

The subject of this thesis is the expansion of a electric power distribution network. The problem requires finding the optimal topology of power lines for minimizing the cost of the system.

Firstly, the distribution network used was coded in a way so that its elaboration can be possible by the genetic algorithm. For coding this network two methods were analyzed. In the first method, four algorithms (Prufer, Blob, Happy and Dandelion) which code the whole network in strings were tested. In the second method, the object to be coded was only the connections of the newly introduced loads. For each method the objective function to be minimized was implemented. Due to the lack of appropriate options in Matlab available to correspond to the requirements of the problem, some suitable genetic algorithm operators were designed and implemented.

Subsequently, the procedure of optimization took place and returned the optimal solution for the connections of the new loads for the distribution network. This solution constitutes the global optimal (minimized) of the problem and it came of the second method due to the inefficiency of the former.

We tried four variations in the size and type of the new loads to draw conclusions about the modifications in the topology of the network. The first scenario introduces new consumers without distribution generation included. In the next scenarios distributed generation was added in certain points and the load was changed from scenario to scenario.

Key- Words

Genetic Algorithm, Optimization, Optimal Network Topology, Electric Power Distribution Systems, Tree Encoding, Distributed Generation, Load Flow, Expansion of Distribution Network.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Νικόλαο Χατζηαργυρίου για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα και να διευρύνω τις γνώσεις μου πάνω στο αντικείμενο του ηλεκτρολόγου μηχανικού.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον Δρ. κ. Άρη Δημέα καταρχήν για τη διάθεσή του να συνεργαστούμε καθώς επίσης και για τη βοήθεια που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας μου.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τον υποψήφιο Διδάκτορα Ευάγγελο Καρφόπουλο για την πολύτιμη βοήθειά του.

Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω όλους τους φίλους και συναδέλφους που μου συμπαραστάθηκαν και μοιράστηκαν μαζί μου κάθε ευχάριστη και δυσάρεστη στιγμή αυτής της διαδρομής. Ένα πολύ μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στην οικογένειά μου που με στήριξε σε όλη τη διάρκεια των φοιτητικών μου χρόνων και με στηρίζει ένθερμα σε κάθε βήμα της ζωής μου.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1	Εισαγωγή.....	17
1.1	Συγκρότηση των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.....	17
1.2	Δίκτυα Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας	19
1.2.1	Εξοπλισμός δικτύων διανομής.....	20
2	Επέκταση Δικτύων Διανομής.....	21
2.1	Παράγοντες που επηρεάζουν τη διαδικασία επέκτασης.....	21
2.1.1	Πρόβλεψη Ζήτησης.....	21
2.1.2	Σχεδιασμός Πολιτικής.....	22
2.1.3	συστηματα επιτηρησης κατάστασης (condition monitoring).....	23
2.1.4	Επίπεδα αξιοπιστίας του σχεδίου επέκτασης	24
2.1.5	κατηγοριοποίηση της αξιοπιστίας των καταναλωτων	25
2.1.6	Επέκταση υποσταθμών	25
2.1.7	Επιλογή τοποθεσίας υποσταθμών.....	26
2.1.8	Άλλοι παράγοντες.....	27
2.2	Διαδικασία επέκτασης δικτύου διανομής.....	28
2.3	Στόχοι της επέκτασης δικτύου διανομής	29
2.3.1	Πρόβλεψη φορτίου	30
2.3.2	Παρεχόμενη Ισχύς	30
2.3.3	Συμμόρφωση με τα πρότυπα	30
2.3.4	Επενδύσεις	31
2.3.5	Απώλειες	33
2.3.6	μεγεθος απωλειων φορτιου	34
2.4	Παραδοσιακές Μαθηματικές Μέθοδοι Βελτιστοποίησης	34
2.4.1	Ευρεστικές Μέθοδοι.....	35
2.4.2	εξελικτικοι αλγοριθμοι	41
3	Γενετικοί αλγόριθμοι.....	45
3.1	Εισαγωγή.....	45
3.2	Αναλογία βιολογικής ορολογίας και όρων των ΓΑ	45
3.3	Συνιστώσες ενός γενετικού αλγόριθμου.....	46
3.3.1	Αντικειμενική Συνάρτηση	46
3.3.2	Χώρος Αναζήτησης	46
3.3.3	Χρωμοσώματα	47
3.3.4	Αρχικός Πληθυσμός.....	48
3.3.5	Επιλογή γονέων.....	48

3.3.6	Διασταύρωση (Crossover).....	50
3.3.7	Μετάλλαξη (Mutation)	52
3.3.8	Επόμενες Γενιές – Τεχνικές Αντικατάστασης.....	53
3.3.9	Σύγκλιση.....	54
3.4	Συνήθειες Τεχνικές Κωδικοποίησης για τους ΓΑ.....	54
3.5	Σύγκριση των γενετικών αλγορίθμων με άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης.....	55
3.6	Πλεονεκτήματα και όρια των γενετικών αλγορίθμων	56
3.7	Τομείς εφαρμογής των γενετικών αλγορίθμων.....	58
4	κωδικοποίηση ελαχιστων γεννητικων δεντρων	59
4.1	ορισμοί.....	59
4.2	Spanning trees- minimum spanning trees.....	60
4.2.1	γεννητικα δενδρα (Spanning trees).....	60
4.2.2	ελαχιστα γεννητικα δεντρα (Minimum spanning trees)	61
4.3	Κωδικοποίηση	63
4.3.1	Επιθυμητά χαρακτηριστικά μιας κωδικοποίησης δέντρων για ΓΑ	63
4.4	Κωδικοποίηση Prüfer.....	63
4.4.1	πλεονεκτηματα.....	66
4.4.2	μειονεκτηματα.....	68
4.5	κωδικοποιησεις ricciotto.....	71
4.5.1	Κωδικοποίηση blob	72
4.5.2	κωδικοποίηση happy	74
4.5.3	κωδικοποίηση dandelion	77
5	Διατύπωση Προβλήματος και διαδικασιας βελτιστοποιησης	79
5.1	στοχος.....	79
5.2	μοντελοποιηση δικτυου	79
5.2.1	γενικα.....	79
5.2.2	ελεγχος συνδεσιμτητας δικτυου.....	81
5.2.3	αναλυση ροης φορτιου.....	81
5.2.4	κοστος δικτυου.....	82
5.3	παραμετροποιηση γενετικου αλγοριθμου.....	83
5.3.1	μέθοδος πρώτη.....	83
5.3.2	μέθοδος δευτερη.....	89
6	αποτελεσματα.....	91
6.1	σεναριο 1.....	91
6.2	σενάριο 2.....	94
6.3	σενάριο 3.....	97
6.4	σενάριο 4.....	99

7	Συμπεράσματα.....	103
8	Βιβλιογραφία.....	105

EΙΚΟΝΕΣ ΚΑΙ ΠΙΝΑΚΕΣ

EIKONA 1-1 : γενική δομή συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (1).....	18
EIKONA 2-1 : παράγοντες που επηρεάζουν την πρόβλεψη ζήτησης (5)	22
EIKONA 2-2 : καθήκοντα του διαχειριστή πόρων (6).....	23
EIKONA 2-3 : παράγοντες που επηρεάζουν την απόφαση για επέκταση υποσταθμών (5)	26
EIKONA 2-4 : παραγοντες που επηρεαζουν την επιλογη της τοποθεσιασ υποσταθμου (5).....	27
EIKONA 2-5 : παραγοντες που επηρεαζουν το συνολικο κοστος του δικτυου διανομησ (5).....	28
EIKONA 2-6 : Εξισορρόπηση του άμεσου κόστους των υπηρεσιών και του έμμεσου κόστους των διακοπών (6)	31
EIKONA 2-7 : παραδειγμα της διαδικασιασ ανταλλαγης κλαδων (12)	36
EIKONA 2-8 : γράφος δυναμικού προγραμματισμού για το πρόβλημα ενίσχυσησ Δικτύου (12)	40
EIKONA 3-1 : πινακασ αντιστοιχιασ βιολογικων ορων και ορων των γενετικων αλγοριθμων (17).....	46
EIKONA 3-2 : διαγραμμα ροησ ενός τυπικου γενετικου αλγοριθμου.....	47
EIKONA 3-3: Ποσοστιαία επιλογή (μέθοδος του «τροχού της τύχης» (<i>Roulette wheel method</i>))	50
EIKONA 3-4 : διασταύρωση ενός σημείου (<i>single-point crossover</i>)	51
EIKONA 3-5 : Ομοιόμορφη διασταύρωση(<i>Uniform Crossover</i>).....	52
EIKONA 3-6: μετάλλαξη σε επίπεδο μπιτ	53
EIKONA 4-1 : παραδειγμα ενός γραφου με βαρη.....	62
EIKONA 4-2 : τα minimum spanning trees που προκύπτουν από το γραφο που φαινεται στην EIKONA 4-2	62
EIKONA 4-3 : παραδειγμα στο οποιο φαινεται βημα προς βημα το πώς γινεται η κωδικοποιηση Prüfer.....	65
EIKONA 4-4 : παραδειγμα αποκωδικοποιησησ Prüfer.....	68
EIKONA 4-5: παράδειγμα που απεικονίζει την χαμηλή τοπικότητα της κωδικοποίησης Prüfer	68
EIKONA 4-6 : ο φαινότυπος απεικονίζεται ως συνάρτηση του αριθμού των κόμβων	69
EIKONA 4-7 : τα μεγέθη των φαινοτυπικών γειτονιών για λίστες και αστέρια, ως συναρτήσεις του αριθμού των κόμβων. οι τιμέςγια όλα τα άλλα δέντρα βρίσκονται μεταξύ αυτών των καμπυλών.....	70
EIKONA 4-8 : Κατανομές (α) αποστάσεις γονοτυπικών γειτονιών σε γεννητικά δένδρα, και (β) αποστάσεις φαινοτύπων γειτονικών Prüfer αριθμούς, σε δέντρα με 16 κόμβους.	70
EIKONA 4-9 : Εκτέλεση ΓΑ με Prüfer κωδικοποίηση στο One-Max-Tree προβλήματα των 32 κόμβων, με δέντρα-στόχους διαφόρων δομών.....	71
EIKONA 4-10 : παραδειγμα κωδικοποιησησ γραφου σε ακολουθια blob.....	73
EIKONA 4-11: παραδειγμα κωδικοποιησησ γραφου σε ακολουθια happy	76
EIKONA 4-12 : παραδειγμα κωδικοποιησησ γραφου σε ακολουθια DANDELION.....	78
EIKONA 5-1 : δικτυο διανομησ στην περιοχη της θηβασ, του οποιου η επεκταση είναι ο στοχος στην παρουσα εργασια.....	80
EIKONA 5-2 : διαδικασια που ακολουθηθηκε στην μεθοδο 1.	84
EIKONA 5-3: αποτελεσματα μεθοδου 1 με χρηση της κωδικοποιησησ happy για γραφο 50 κομβων. με κοκκινο παρουσιαζονται οι ακμεσ ελαχιστου κοστους (συνολο 480	

χρηματικες μοναδες), με γκρι ολες οι επιτρεπτες ακμες και με μπλε το δεντρο κοστους 486 που επεστρεψε ο αλγοριθμος. στους πρασινους κυκλους φαινονται οι διαφορες από το ελαχιστο.....	86
EIKONA 5-4 : αποτελεσματα μεθοδου 1 με χρηση της κωδικοποιησης happy για γραφο 50 κομβων. με κοκκινο παρουσιαζονται οι ακμες ελαχιστου κοστους (συνολο 480 χρηματικες μοναδες), με γκρι ολες οι επιτρεπτες ακμες και με μπλε το δεντρο κοστους 487 που επεστρεψε ο αλγοριθμος. στους πρασινους κυκλους φαινονται οι διαφορες από το ελαχιστο.....	87
EIKONA 5-5: αποτελεσματα μεθοδου 1 με χρηση της κωδικοποιησης happy για γραφο 50 κομβων. με κοκκινο παρουσιαζονται οι ακμες ελαχιστου κοστους (συνολο 480 χρηματικες μοναδες), με γκρι ολες οι επιτρεπτες ακμες και με μπλε το δεντρο κοστους 502 που επεστρεψε ο αλγοριθμος. στους πρασινους κυκλους φαινονται οι διαφορες από το ελαχιστο.....	88
EIKONA 5-6: σχηματικη αναπαρασταση δημιουργιας χρωμοσωματων της δευτερης μεθοδου	90
EIKONA 6-1 ; ΠΙΝΑΚΑΣ ΝΕΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΠΟΥ ΠΡΟΣΤΙΘΕΝΤΑΙ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ της EIKONA 5-1 ΚΑΙ Η ΕΝΕΡΓΟΣ ΙΣΧΥΣ τους.....	91
EIKONA 6-2: ΠΙΝΑΚΑΣ ΜΕ ΟΛΕΣ τις ΕΠΙΤΡΕΠΤΕΣ ΣΥΝΔΕΣΕΙΣ ΓΙΑ κάθε νέο ΦΟΡΤΙΟ ΠΟΥ ΠΡΟΚΕΙΤΑΙ ΝΑ ΣΥΜΠΕΡΙΛΗφθει στο δικτυο διανομησ.	92
EIKONA 6-3: βέλτιστες συνδέσεις των νέων ζυγών, όπως μας υπέδειξε ο γενετικός αλγόριθμος, για το σεναριο 1.	93
EIKONA 6-4: διαγραμμα με τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά.....	93
EIKONA 6-5: Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την βελτιστη λυση του σεναριου 1.	94
EIKONA 6-6: βέλτιστες συνδέσεις των νέων ζυγών, όπως μας υπέδειξε ο γενετικός αλγόριθμος, για το σεναριο 2	95
EIKONA 6-7 : διαγραμμα με τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά.....	95
EIKONA 6-8 : Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για την βελτιστη λυση του σεναριου 2.	96
EIKONA 6-9: βέλτιστες συνδέσεις των νέων ζυγών, όπως μας υπέδειξε ο γενετικός αλγόριθμος, για το σεναριο 3	97
EIKONA 6-10 : διαγραμμα με τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά.....	98
EIKONA 6-11 : Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την βελτιστη λυση του σεναριου 3.	99
EIKONA 6-12: διαγραμμα με τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά.....	100
EIKONA 6-13: Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την βελτιστη λυση των προηγουμενων σεναριων.....	101

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

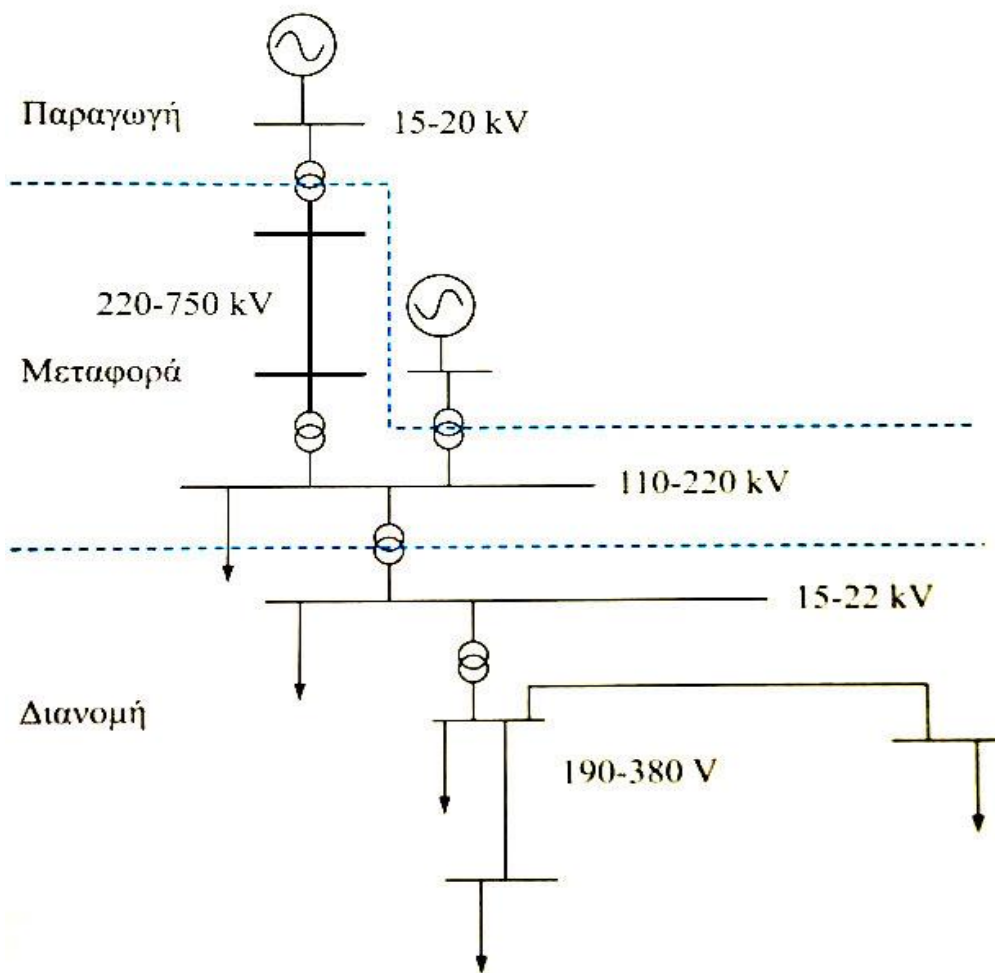
1.1 ΣΥΓΚΡΟΤΗΣΗ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Σύστημα της ηλεκτρικής ενέργειας είναι το σύνολο των συνεργαζόμενων εγκαταστάσεων της παραγωγής, μεταφοράς και διανομής ηλεκτρικής ενέργειας. Σκοπός ενός ΣΗΕ είναι η αδιάλειπτη τροφοδότηση των καταναλωτών με λογική αξιοπιστία, με καλής ποιότητας ηλεκτρική ισχύ και με το μικρότερο δυνατό κόστος. Η αξιοπιστία αναφέρεται τόσο στην ποσοτική κάλυψη των συνολικών αναγκών των καταναλωτών, όσο και στην ικανοποίηση των χρονικών και τοπικών διακυμάνσεων του φορτίου. Η ποιότητα αναφέρεται στην τήρηση θερμοθετημένων ορίων διακύμανσης της τάσης και της συχνότητας, τα οποία συνήθως είναι 5% και 0,5% αντίστοιχα.

Ένα τυπικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας αποτελείται γενικά από τα ακόλουθα επιμέρους τμήματα (1; 2), όπως φαίνεται στο εικόνα 1.1:

- I. **Σταθμοί παραγωγής:** είναι οι εγκαταστάσεις στις οποίες μια μορφή πρωτογενούς ενέργειας μετατρέπεται σε ηλεκτρική. Αυτές οι πρωτογενείς μορφές ενέργειας είναι κυρίως θερμότητα που προέρχεται από την καύση ορυκτών καυσίμων (άνθρακας, λιγνίτης, πετρέλαιο, φυσικό αέριο), κινητική ενέργεια από τη ροή των υδάτων στους υδροηλεκτρικούς σταθμούς, πυρηνική ενέργεια και ανανεώσιμες πηγές ενέργειας όπως η αιολική, η ηλιακή, η γεωθερμία, η βιομάζα κλπ. Η θέση των σταθμών παραγωγής καθορίζεται από τεχνικοοικονομικούς παράγοντες όπως το να υπάρχουν κοντά εύκολα προσβάσιμες και εκμεταλλεύσιμες πρώτες ύλες.
- II. **Δίκτυα μεταφοράς:** διασύνδεουν τους σταθμούς παραγωγής μεταξύ τους και μεταφέρουν την ηλεκτρική ενέργεια κοντά στα μεγάλα κέντρα κατανάλωσης. Ένα δίκτυα μεταφοράς περιλαμβάνει τις γραμμές μεταφοράς υπερύψηλης τάσης και τους υποσταθμούς ανύψωσης και υποβιβασμού. Για τη μεταφορά ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιούνται εναέριες γραμμές ή υπόγεια καλώδια εναλλασσόμενου ρεύματος, ενώ πιο σπάνια χρησιμοποιείται το συνεχές ρεύμα, κυρίως για διασυνδέσεις με υποθαλάσσια καλώδια. Τυπικά επίπεδα τάσης το ελληνικό δίκτυο μεταφοράς είναι τα 150kV και 400kV, ενώ στην Ευρώπη χρησιμοποιούνται και τα 220kV.
- III. **Δίκτυα Διανομής:** διανέμουν την ηλεκτρική ενέργεια στους καταναλωτές (βιομηχανίες, κατοικίες κλπ.). Αποτελείται και αυτό από ένα σύνολο εναέριων και υπόγειων γραμμών καθώς και υποσταθμών υποβιβασμού τάσης. Η γεωγραφική τους έκταση είναι πολλαπλάσια

αυτής των αντίστοιχων δικτύων μεταφοράς. Οι τάσεις λειτουργίας τους χωρίζονται σε δύο επίπεδα, μέση τάση (MT), που στο ελληνικό δίκτυο είναι 15kV και συνηθέστερα 20kV, και χαμηλή τάση (XT) που είναι τα 0,4kV. Στο δίκτυο διανομής εντάσσονται και οι καταναλωτές οι οποίοι μπορεί να είναι οικιακά, εμπορικά, μικρά βιοτεχνικά ή μεγάλα βιομηχανικά φορτία. Ανάλογα με την εγκατεστημένη ισχύ του καταναλωτή μεταβάλλεται η τάση και ο τρόπος τροφοδοσίας του. Μεμονωμένοι καταναλωτές ισχύος μέχρι 5,3kW εξυπηρετούνται με μονοφασική τροφοδότηση στα 230V, καταναλωτές μικρής ισχύος π.χ. 50kW έχουν τριφασική τροφοδότηση 0,4kV, ενώ βιομηχανίες άνω των 100kW συνδέονται απευθείας στη μέση τάση των 20kV. Τέλος, υπάρχει και ένας πολύ μικρός αριθμός πολύ ηλεκτροβόρων καταναλωτών που συνδέεται απευθείας στα 150kV.



ΕΙΚΟΝΑ 1-1 : ΓΕΝΙΚΗ ΔΟΜΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ (1)

Μεταξύ δικτύων μεταφοράς και διανομής παρεμβάλλονται ενίοτε τα δίκτυα υπομεταφοράς, τάσεων μεταξύ 22kV και 150kV, τα οποία χρησιμεύουν μερικώς και για τους δυο από τους παραπάνω σκοπούς.

Ένα σύστημα παραγωγής και μεταφοράς μπορεί να λειτουργήσει μεμονωμένο ή διασυνδεδεμένο με ένα ή περισσότερα άλλα γειτονικά συστήματα. Η διασύνδεση γίνεται συνήθως σε επίπεδο εθνικών συστημάτων, και προσφέρει ορισμένα τεχνικά και οικονομικά πλεονεκτήματα στη λειτουργία του συστήματος.

Αξίζει, επιπλέον, να αναφερθεί ότι τρία γενικά, αλλά βασικά, χαρακτηριστικά σχεδίασης και αναφοράς ενός ηλεκτρικού δικτύου είναι η τάση, η ισχύς βραχυκύκλωσης και η στάθμη μόνωσης αυτού. Τάση του δικτύου είναι μέγιστη τάση λειτουργίας των ηλεκτρικών γραμμών. Ισχύς βραχυκύκλωσης του δικτύου είναι η συμβατική ισχύς που αντιστοιχεί στη μέγιστη ισχύ, η οποία αποδίδεται στο δίκτυο σε περίπτωση τριφασικού βραχυκυκλώματος. Τέλος ως στάθμη μόνωσης του δικτύου ορίζεται η τιμή της κρουστικής αντοχής αυτού, δηλαδή η διηλεκτρική αντοχή της μόνωσης του εξοπλισμού των υποσταθμών σε κρουστικές υπερτάσεις τυποποιημένης μορφής.

1.2 ΔΙΚΤΥΑ ΔΙΑΝΟΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Η διανομή ηλεκτρικής ενέργειας περιλαμβάνει το σύνολο των διαδικασιών λειτουργίας και ελέγχου με τα οποία η ηλεκτρική ενέργεια παρέχεται στους καταναλωτές. Ένα δίκτυο διανομής έχει σημείο έναρξης τον υποσταθμό διανομής, ο οποίος τροφοδοτείται συνήθως από μια ή περισσότερες γραμμές μεταφοράς ή υπομεταφοράς, ανάλογα με τη δομή του ΣΗΕ. Κάθε υποσταθμός με τη σειρά του θα εξυπηρετήσει έναν ή περισσότερους κύριους τροφοδότες.

Διακρίνονται δύο βαθμίδες διανομής, η διανομή μέσης τάσης ή αλλιώς πρωτεύουσα διανομή και η διανομή χαμηλής τάσης ή αλλιώς δευτερεύουσα διανομή. Τα δίκτυα διανομής μέσης τάσης τροφοδοτούνται από υποσταθμούς υποβιβασμού τάσης, από υψηλή σε μέση, και τροφοδοτούν τους υποσταθμούς της διανομής και τους καταναλωτές μέσης τάσης. Τα δίκτυα διανομής χαμηλής τάσης έχουν σαν αφετηρία τους υποσταθμούς διανομής, όπου η μέση τάση υποβιβάζεται σε χαμηλή μέσω μετασχηματιστών διανομής. Οι γραμμές διανομής χαμηλής τάσης αποτελούνται από τρεις αγωγούς φάσεων και διαθέτουν, επιπλέον, και ουδέτερο αγωγό.

Η κατασκευαστική διαμόρφωση των δικτύων διανομής σχετίζεται άμεσα με τη χωροταξική διαμόρφωση κάθε περιοχής. Έχουμε δύο μορφές δικτύων ανάλογα με τον τρόπο κατασκευής τους, εναέρια και υπόγεια. Τα εναέρια δίκτυα είναι οικονομικότερα στο να κατασκευαστούν και είναι ευκολότερη και λιγότερο χρονοβόρα η αποκατάσταση των βλαβών τους. Έχουν όμως το μειονέκτημα ότι χρειάζονται αρκετό χώρο για την εγκατάστασή τους, πράγμα που πολλές φορές καθιστά αδύνατη τη χρήση τους σε πυκνοκατοικημένες περιοχές. Τα υπόγεια δίκτυα από την άλλη και έχουν ελάχιστη αισθητική επίπτωση στο περιβάλλον.

Η μορφή των δικτύων διανομής είναι κατά κανόνα ακτινική (radial) ή βροχοειδής (meshed). Στα ακτινικά δίκτυα διανομής όλα τα φορτία τους

δικτύου τροφοδοτούνται μόνο από το ένα άκρο τους. Έτσι οι κλάδοι του δικτύου δε συνδέονται μεταξύ τους σχηματίζοντας βρόχους, αλλά διαδίδονται ακτινικά από την κεντρική τροφοδοσία προς τα φορτία. Με λίγα λόγια η μορφή ενός ακτινικού δικτύου διανομής είναι παρόμοια με τη δομή δέντρου όπως είναι γνωστή στην επιστήμη των υπολογιστών. Αντίθετα, στη βροχοειδή λειτουργία, τα δίκτυα διανομής είναι κλειστά, μέσω των βρόχων που σχηματίζουν οι γραμμές. Αυτή η μορφή επιτρέπει την εξυπηρέτηση ίδιου αριθμού φορτίων με μικρότερο αριθμό γραμμών, και προσφέρει εύκολα εναλλακτική τροφοδοσία σε περίπτωση βλαβών, ενώ η ακτινική μορφή απλοποιεί και διευκολύνει ζητήματα προστασίας του δικτύου και ροής της ενέργειας. Σημειώνεται ότι πολλά δίκτυα έχουν σχεδιαστεί έτσι ώστε να μετατρέπονται από ακτινικά σε βροχοειδή και αντίστροφα, με τη χρήση κατάλληλων διακοπών ή αποζευκτών, έτσι ώστε να επωφελούνται των πλεονεκτημάτων και των δυο διαμορφώσεων.

1.2.1 ΕΞΟΠΛΙΣΜΟΣ ΔΙΚΤΥΩΝ ΔΙΑΝΟΜΗΣ

Ο εξοπλισμός των δικτύων διανομής αποτελείται από τα «μέσα ζεύξεως» και τα «μέσα προστασίας» (3; 4), των οποίων η τα τεχνικά χαρακτηριστικά επιλέγονται ανάλογα με τις συνθήκες του περιβάλλοντος και με τα επίπεδα της τάσης του δικτύου.

Τα μέσα ζεύξεως χρησιμεύουν για τη ζεύξη και την απόζευξη τμημάτων του δικτύου. Έχουν την ικανότητα να διαρρέονται συνεχώς από το ονομαστικό τους ρεύμα και όταν είναι σε κλειστή θέση επιτρέπουν τη διέλευση, για μικρό χρονικό διάστημα, μεγάλων ρευμάτων που οφείλονται σε βραχυκυκλώματα. Οι κύριες κατηγορίες των μέσων ζεύξεως είναι:

Οι αποζεύκτες : ανοίγουν όταν δεν υπάρχει σημαντική διαφορά τάσης ανάμεσα στους δύο πόλους τους ή όταν το ρεύμα που διακόπτεται είναι αμελητέο (π.χ. χωρικά ρεύματα μονωτήρων, ζυγών, μετασχηματιστών τάσεων ή μικρού μήκους καλωδίων.

Διακόπτες φορτίου: χρησιμοποιούνται κυρίως σε κανονικές συνθήκες λειτουργίας του κυκλώματος για την διακοπή ή την αποκατάσταση εντάσεων ρεύματος. Σε ορισμένες περιπτώσεις, όπως αυτή του βραχυκυκλώματος, χρησιμεύουν για την αποκατάσταση -όχι όμως και τη διακοπή- των ρευμάτων βραχυκυκλώσεως.

Διακόπτες ισχύος: χρησιμοποιούνται κυρίως για την διακοπή ή την αποκατάσταση εντάσεων ρευμάτων σε κάποιες μη κανονικές συνθήκες, όπως κατά την εξέλιξη ενός βραχυκυκλώματος. Χρησιμεύουν, σπανιότερα βέβαια, για την διακοπή ή την αποκατάσταση ρευμάτων και σε κανονικές συνθήκες λειτουργίας.

Τα μέσα προστασίας χρησιμεύουν για την αυτόματη απομόνωση τμημάτων του δικτύου για την πρόληψη βλάβης ή σε περίπτωση βλάβης. Ως μέσα προστασίας χρησιμοποιούνται οι διακόπτες ισχύος, όταν δέχονται εντολές από Ηλεκτρονόμους Προστασίας και οι ασφάλειες .

2 ΕΠΕΚΤΑΣΗ ΔΙΚΤΥΩΝ ΔΙΑΝΟΜΗΣ

Η ολοένα αυξανόμενη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, η απελευθέρωση στην αγορά ενέργειας και η εισαγωγή νέων τεχνολογιών στην παραγωγή της, καθιστά πλέον την επέκταση ενός δικτύου ηλεκτρικής ισχύος απαραίτητη. Ο σχεδιασμός των δικτύων διανομής είναι ένα πολύ σύνθετο έργο, δεδομένου ότι συνεπάγεται την εξέταση των διαφόρων σημαντικών θεμάτων, συμπεριλαμβάνοντας κόστη διαφορετικής προέλευσης, τεχνικών περιορισμών και περιορισμών λόγω περιβαλλοντολογικών συνθηκών και των αναγκών των πελατών σε ότι αφορά την ποιότητα της παρεχόμενης ενέργειας. Επιπλέον, το έργο αυτό επηρεάζουν και άλλες παράμετροι, οι οποίες διαφέρουν ανά περιοχή και χρονική περίοδο. Ο στόχος της βελτιστοποίησης είναι να βρει μια μορφή του δικτύου που να ικανοποιεί όλες τις απαιτήσεις και τους περιορισμούς με ελάχιστο ετήσιο κόστος. Οι πιθανές διαμορφώσεις δικτύου εξαρτώνται από τις διαθέσιμες διαδρομές, τον υποσταθμό τροφοδοσίας και τα σημεία των φορτίων και το γενικά υιοθετημένο σενάριο για τη δομή τους. Τεχνικοί περιορισμοί που πρέπει να ικανοποιούνται για κάθε τροφοδότη είναι η μέγιστη επιτρεπόμενη πτώση τάση στους κόμβους φορτίου και η μέγιστη ικανότητα φόρτισης των γραμμών, στο φορτίο αιχμής. Για τα τυπικά αγροτικά δίκτυα με σχετικά μικρούς μεμονωμένους καταναλωτές, αραιά εξαπλωμένα γύρω από το υποσταθμό πηγή, προτιμώνται τα ακτινικά δίκτυα για τη μείωση του κόστους του κεφαλαίου.

2.1 ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ

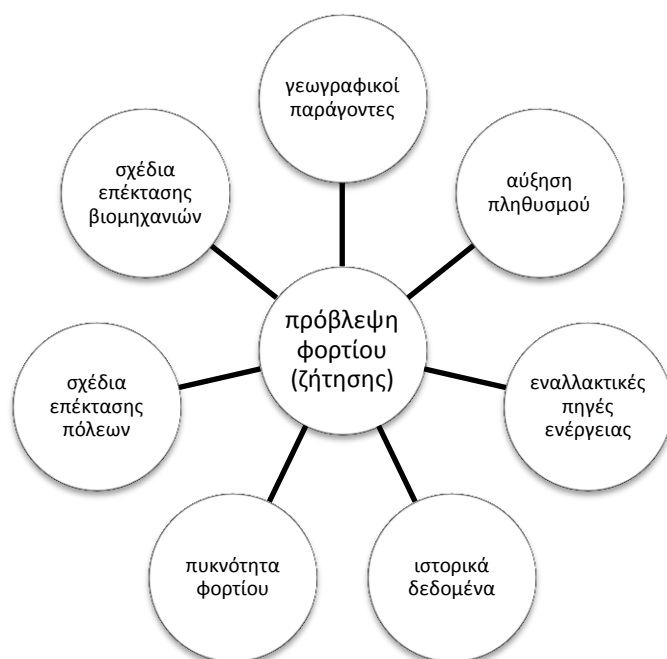
Ο αριθμός και η πολυπλοκότητα των παραγόντων που επηρεάζουν τη διαδικασία της επέκτασης ενός δικτύου είναι και ο λόγος που καθιστά τη διαδικασία αυτή περίπλοκη και δύσκολη. Οι απαιτήσεις για συνεχώς αυξανόμενη παροχή ισχύος, υψηλότερες τάσεις διανομής, περισσότερα και τεχνολογικά πιο εξελιγμένα κυκλώματα ελέγχου και προστασίας είναι μόνο μερικοί από αυτούς. Επίσης οι περιορισμοί που επιβάλλει το περιβάλλον έχουν γίνει επίσης επαχθείς για το σχεδιαστή. Αυτοί περιλαμβάνουν την έλλειψη γεωγραφικών εκτάσεων στις αστικές περιοχές, οικολογικούς περιορισμούς, περιορισμούς για την επιλογή καυσίμων, την ανάγκη για ελαχιστοποίηση των επενδύσεων και των δαπανών.

2.1.1 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΖΗΤΗΣΗΣ

Για τα συστήματα διανομής η μελέτη της πρόβλεψης ζήτησης αφορά κυρίως την εκτίμηση του προσδοκώμενου φορτίου αιχμής βραχυπρόθεσμα. Το φορτίο αιχμής επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες όπως τη κοινωνική συμπεριφορά, τη δραστηριότητα των καταναλωτών, τις συνδέσεις των καταναλωτών στο

δίκτυο και τις καιρικές συνθήκες. Στην εικόνα 2-1 παρουσιάζονται οι κυριότεροι από τους παράγοντες που έχουν επίδραση στην εκτίμηση του μελλοντικού φορτίου.

Γενικά, δεν υπάρχει αμφιβολία ότι η μελέτη προβλέψεων φορτίου είναι πολύ σημαντική καθώς παρέχει στους σχεδιαστές διανομής μεγάλο εύρος πληροφοριών. Αυτές οι πληροφορίες αφορούν όχι μόνο το προσδοκώμενο φορτίο αιχμής αλλά και τη φύση και τον τύπο του φορτίου, για παράδειγμα εμπορικό βιομηχανικό και οικιακό καταναλωτή. Αυτή η γνώση βοηθά τους σχεδιαστές του δικτύου να σχεδιάσουν τη βέλτιστη διανομή. Επίσης βοηθάει στη πιο ρεαλιστική αντιμετώπιση μίας επικείμενης αύξησης του φορτίου με αύξηση του δικτύου ή μη αύξηση του δικτύου διανομής. Η αύξηση του δικτύου συνεπάγεται τη προσθήκη εξοπλισμού στο σύστημα προς αύξηση της χωρητικότητας ενώ η μη αύξηση του δικτύου συνεπάγεται τη μεγιστοποίηση των δυνατοτήτων των πόρων του παρόντος δικτύου.



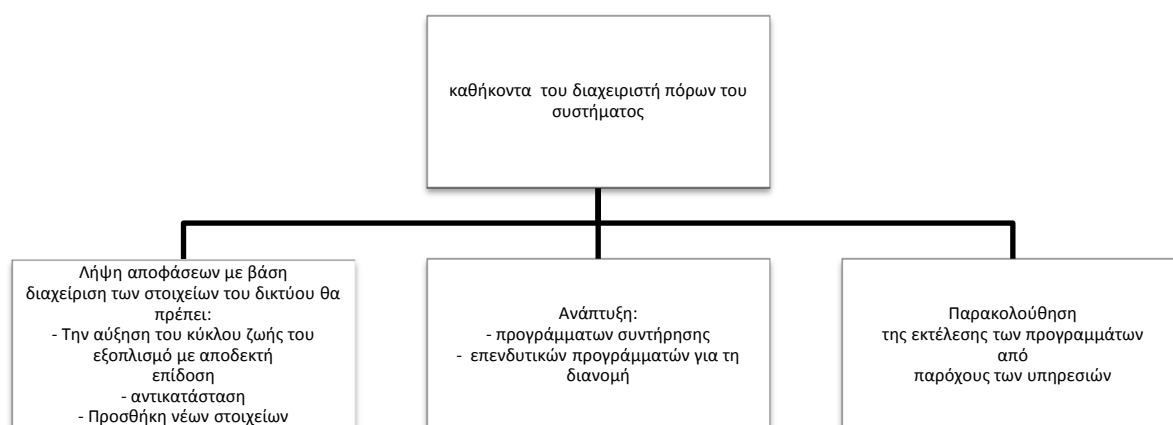
ΕΙΚΟΝΑ 2-1 : ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΖΗΤΗΣΗΣ (5)

2.1.2 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΠΟΛΙΤΙΚΗΣ

Το προτεινόμενο σχέδιο δικτύου διανομής πρέπει να αξιολογηθεί ως επενδυτική διαδικασία. Το κόστος της συντήρησης και λειτουργίας πρέπει να είναι υπολογισμένο με όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια. Το σχέδιο μπορεί να περιλαμβάνει την αλλαγή κάποιων τμημάτων του δικτύου ή/και τη προσθήκη νέων τμημάτων για τη χρονική επέκταση της λειτουργίας παλαιότερων τμημάτων καθώς και το μοντέλο διαχείρισής τους. Για αυτό το λόγο η διαχείριση των τμημάτων του δικτύου έχει πολύ σημαντικό ρόλο στο σχεδιασμό του. Σκοπός είναι η πολιτική που θα επιλεγεί να ελέγχει όλα τα τμήματα της διανομής του δικτύου για όλη τη διάρκεια της λειτουργίας τους ώστε να ανταποκριθούν αξιόπιστα και με ασφάλεια σε όλες τις ανάγκες των

καταναλωτών. Το μοντέλο διαχείρισης πόρων δομείται από το διαχειριστή των πόρων που δεν είναι ο πάροχος των υπηρεσιών. Ο διαχειριστής αποφασίζει για τη πολιτική που θα επιλεγεί εκτιμώντας τις ανάγκες του δικτύου και αργότερα ενημερώνει τους παρόχους του δικτύου για τις τροποποιήσεις που πρέπει να γίνουν. Συνεπώς ο διαχειριστής πόρων δικτύου αναπτύσσει τις πολιτικές που θα ακολουθηθούν σχετικά με τις επενδύσεις, τη συντήρηση και τη καλή λειτουργία του δικτύου διανομής και στη συνέχεια βεβαιώνεται ότι οι πολιτικές αυτές θα ακολουθηθούν από τους πάροχους του δικτύου.

Δεν υπάρχει αμφιβολία ότι πρέπει να βρεθούν τρόποι ώστε να μειωθούν το κόστος συντήρησης, η πιθανή διακοπή λειτουργιών, ο χρόνος που το σύστημα θα είναι εκτός λειτουργίας λόγω βλάβης και να επεκταθεί ο χρόνος λειτουργίας των πόρων του δικτύου. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί από το CM χάρη στις πληροφορίες που προσφέρει για το βέλτιστο χειρισμό του δικτύου. Συμπερασματικά σε κάθε δίκτυο πρέπει να σχεδιάζονται οι βέλτιστες επενδυτικά και διαχειριστικά επιλογές για να συναντώνται οι αυξημένες ανάγκες των υπηρεσιών και των καταναλωτών αντίστοιχα.



ΕΙΚΟΝΑ 2-2 : ΚΑΘΗΚΟΝΤΑ ΤΟΥ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΤΗ ΠΟΡΩΝ (6)

2.1.3 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΕΠΙΤΗΡΗΣΗΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ (CONDITION MONITORING)

Σύστημα επιτήρησης κατάστασης (CM) είναι ένα σύστημα που εκτελεί τακτικά προγραμματισμένες μετρήσεις της ευρωστίας των εγκαταστάσεων διανομής. Χρησιμοποιεί διάφορα εργαλεία για την ποσοτικοποίηση της υγείας των εγκαταστάσεων, έτσι ώστε μια αλλαγή στην κατάσταση μπορεί να μπορεί μετρηθεί και να συγκριθεί. Το CM μπορεί επίσης να είναι ένα αποτελεσματικό μέρος τόσο του προγράμματος συντήρησης των μονάδων, όσο και για τα προγράμματα βελτιστοποίησης των επιδόσεων.

Το CM θα πρέπει να είναι ικανό να παρακολουθεί την απόδοση, συγκρίνοντας τις πραγματικές μετρήσεις της απόδοσης με κάποιο αναμενόμενο επίπεδο. Όταν οι συνθήκες σιγά-σιγά φθίνουν με τον καιρό, απλή ανάλυση των μετρήσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αυξήσει ειδοποιήσεις ότι χρειάζεται προσοχή. Για παράδειγμα, στα συστήματα διανομής, οι θερμοκρασίες, οι πιέσεις, και οι ροές καταγράφονται και έτσι υπολογίζεται η θερμική απόδοση. Αυτή μπορεί να συγκριθεί με τις συνθήκες σχεδιασμού, και εάν διαφέρουν αρκετά με την πάροδο του χρόνου, είναι ένδειξη ύπαρξης ανωμαλιών ή προβλημάτων που επιβάλλουν την επανεξέταση του δικτύου.

2.1.4 ΕΠΙΠΕΔΑ ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑΣ ΤΟΥ ΣΧΕΔΙΟΥ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ

Οι διάφορες μονάδες ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (παραγωγή, μεταφορά, διανομή) πρέπει να ακολουθούν κάποια πρότυπα, ώστε σε περίπτωση που κάποια στοιχεία τεθούν εκτός λειτουργίας να μην επηρεάζεται η ομαλή λειτουργία του συστήματος. Η διακοπή της λειτουργίας κάποιων μερών του συστήματος μπορεί να συμβεί είτε για λόγους συντήρησης, είτε για λόγους έκτακτης ανάγκης όπως εξωτερικές διαταραχές, βλάβες και αποτυχία εξοπλισμού ή πτώση κεραυνού. Τα πρότυπα αξιοπιστίας παρέχουν ένα κριτήριο για τη λήψη αποφάσεων προς την κατεύθυνση της συνεχούς παροχής ηλεκτρικής ισχύος ανά πάσα στιγμή και σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας. Η απόφαση μπορεί να περιλαμβάνει την της αυτοματοποίησης των λειτουργιών ή την προσθήκη κάποιου επιπλέον εξοπλισμού. Παραδείγματα τέτοιου εξοπλισμού είναι:

- Αυτόματοι τηλεχειριζόμενοι διακόπτες κυκλωμάτων (Automatic circuit reclosers (ACRs)): συνεισφέρουν σημαντικά, στη μείωση του αριθμού και του χρόνου των διακοπών τροφοδοσίας. Η γρήγορη εκκαθάριση των διακοπών που προσφέρουν οι ACRs , μειώνει την πιθανότητα να παρουσιαστούν δευτερογενείς βλάβες στον εξοπλισμό του δικτύου, αυξάνοντας έτσι τις πιθανότητες για επιτυχή επαναφορά του συστήματος κατά τα μεταβατικά σφάλματα. Ως αποτέλεσμα, οι πελάτες απολαμβάνουν καλύτερη ποιότητα ενέργειας με λιγότερες συνεχείς διακοπές.
- Εντοπιστές σφάλματος (fault locators): προσφέρουν στους επόπτες του δικτύου καλύτερο έλεγχο του συστήματος και με τον εντοπισμό της θέσης της βλάβης, έστω και κατά προσέγγιση, επιτρέπει να γίνει πιο γρήγορα η επισκευή, μειώνοντας έτσι το χρόνο αποκατάστασης .
- Ανιχνευτές διαρροών υπερήχων(Ultrasound leakage detectors): ανιχνεύουν τη διαρροή ρεύματος στον εξοπλισμό και επιτρέπουν έτσι να γίνουν διορθωτικές ενέργειες πριν προκύψει σοβαρότερη βλάβη.
- Θερμικά (thermovisions): κάνουν ανίχνευση για θερμά σημεία στις εγκαταστάσεις του δικτύου για να πραγματοποιηθούν εγκαίρως διορθωτικές ενέργειες πριν εκδηλωθούν βλάβες στα σημεία αυτά λόγω της θερμικής καταπόνησης των εξαρτημάτων.

Ο σχεδιαστής οφείλει να υλοποιήσει μια αποδεκτή λύση που να συμβιβάζει τους οικονομικούς και τεχνικούς περιορισμούς ώστε να επιτευχθεί η αδιάλειπτη παροχή ηλεκτρικής ενέργειας με χαμηλή τιμή για τους καταναλωτές και αποδεκτά επίπεδα αξιοπιστίας.

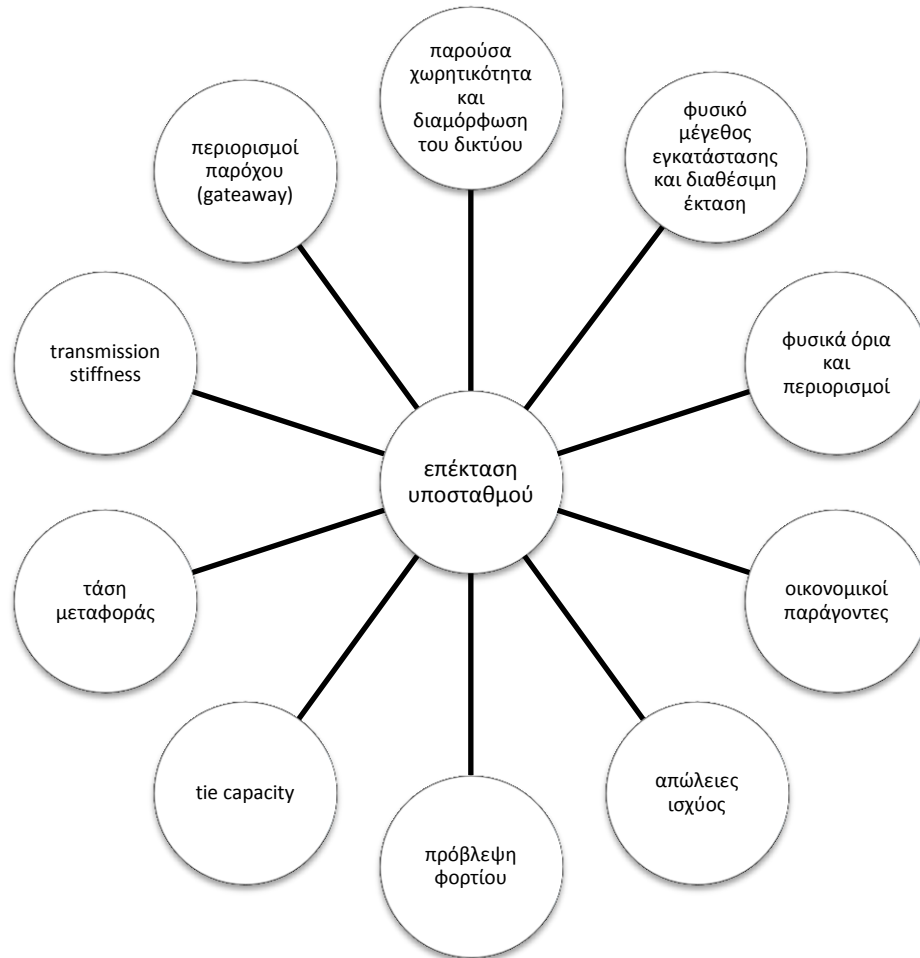
2.1.5 ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑΣ ΤΩΝ ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΩΝ

Το δίκτυο διανομής είναι αξιόπιστο όταν οι περίοδοι διακοπών είναι μικρές και υπάρχει πολύ μικρό ποσοστό απωλειών φορτίου. Για το λόγο αυτό η σχεδίαση της δομής του συστήματος πρέπει να είναι τέτοια ώστε να διασφαλίζεται η συνεχής τροφοδοσία των καταναλωτών με την αναμενόμενη ποιότητα. Το είδος των καταναλωτών της ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζει την σχεδίαση αυτή. Συνήθως οι καταναλωτές χωρίζονται σε τρία επίπεδα αξιοπιστίας (6).

- Επίπεδο 1: εδώ συγκαταλέγονται φορτία υψηλής προτεραιότητας όπως νοσοκομεία, βιομηχανίες, συστήματα άντλησης και απαραίτητα εμπορικά φορτία. Για τους καταναλωτές του επιπέδου αυτού η αξιοπιστία του συστήματος πρέπει να είναι όσο το δυνατόν υψηλότερη. Αυτό επιτυγχάνεται με την δυνατότητα τροφοδοσίας τους και από μια εφεδρική πηγή η οποία ενεργοποιείται σχεδόν άμεσα όταν υπάρξει κάποια αποτυχία στο κανονικό δίκτυο.
- Επίπεδο 2: περιλαμβάνει τους καταναλωτές μέτριας προτεραιότητας όπως οικιακά φορτία. Για τους καταναλωτές αυτούς ο χρόνος διακοπής της ηλεκτροδότησης τους δε χρειάζεται να είναι μηδενικός, οπότε δε χρειάζεται η αλλαγή στην πηγή τροφοδότησης να γίνεται με τη χρήση αυτοματισμών.
- Επίπεδο 3: περιλαμβάνονται όλα τα φορτία με χαμηλή προτεραιότητα. Η διάρκεια μιας διακοπής για αυτούς είναι μεγαλύτερη και συνήθως επαρκεί για την επιδιόρθωση των βλαβών ή την αντικατάσταση εξοπλισμού.

2.1.6 ΕΠΕΚΤΑΣΗ ΥΠΟΣΤΑΘΜΩΝ

Στην **εικόνα 2-3** παρουσιάζονται μερικοί από τους παράγοντες που επηρεάζουν την επέκταση των υποσταθμών. Ο σχεδιαστής πρέπει να λάβει αποφάσεις για το αν χρειάζεται επέκταση κάποιου υπάρχοντος υποσταθμού ή η κατασκευή καινούργιου βασιζόμενος στην προβλεπόμενη αύξηση φορτίου και την πυκνότητά του. Επίδραση στην απόφαση αυτή θα έχει και υπάρχουσα τοπολογία του δικτύου και η χωρητικότητα του.

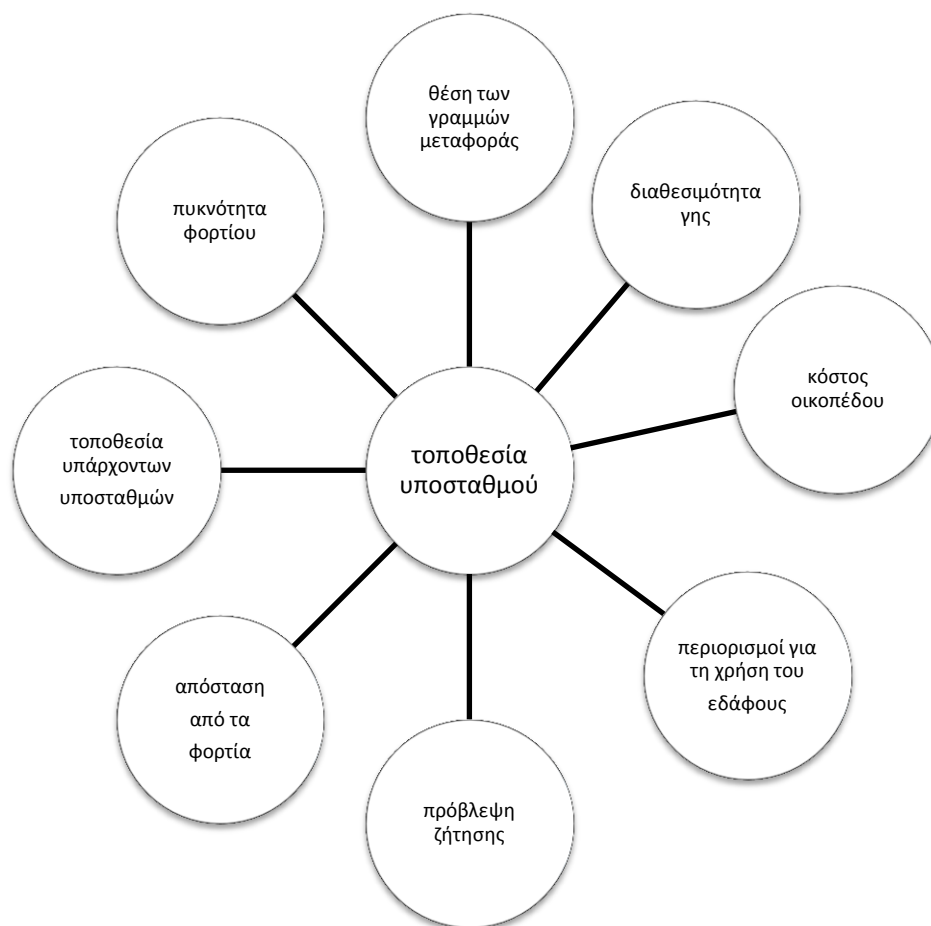


ΕΙΚΟΝΑ 2-3 : ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΑΠΟΦΑΣΗ ΓΙΑ ΕΠΕΚΤΑΣΗ ΥΠΟΣΤΑΘΜΩΝ (5)

2.1.7 ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΟΠΟΘΕΣΙΑΣ ΥΠΟΣΤΑΘΜΩΝ

Η επιλογή της τοποθεσίας ενός υποσταθμού γίνεται με βάση τους παράγοντες που παρουσιάζονται στην **εικόνα 2-4**. Η απόσταση από τα κέντρα φορτίου και τις υπάρχουσες γραμμές μεταφοράς και άλλοι περιορισμοί όπως η διαθεσιμότητα γεωγραφικής έκτασης, το κόστος της και οι περιορισμοί στη χρήση της είναι πολύ σημαντικοί για τη λήψη αυτής της απόφασης.

Η τοποθέτηση υποσταθμών είναι μια διαδικασία διαλογής και λεπτομερούς εξέτασης όλων των υποψήφιων τοποθεσιών. Αρχικά η διαδικασία αυτή διαχωρίζει τις προτεινόμενες θέσεις κρίνοντας τις ακατάλληλες για χρήση, κατάλληλες για κάποια μελλοντική χρήση ή επέκταση και σε εκείνες οι οποίες θα μελετηθούν πιο αναλυτικά ώστε να γίνει η τελική επιλογή.



ΕΙΚΟΝΑ 2-4 : ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΗΣ ΤΟΠΟΘΕΣΙΑΣ ΥΠΟΣΤΑΘΜΟΥ (5)

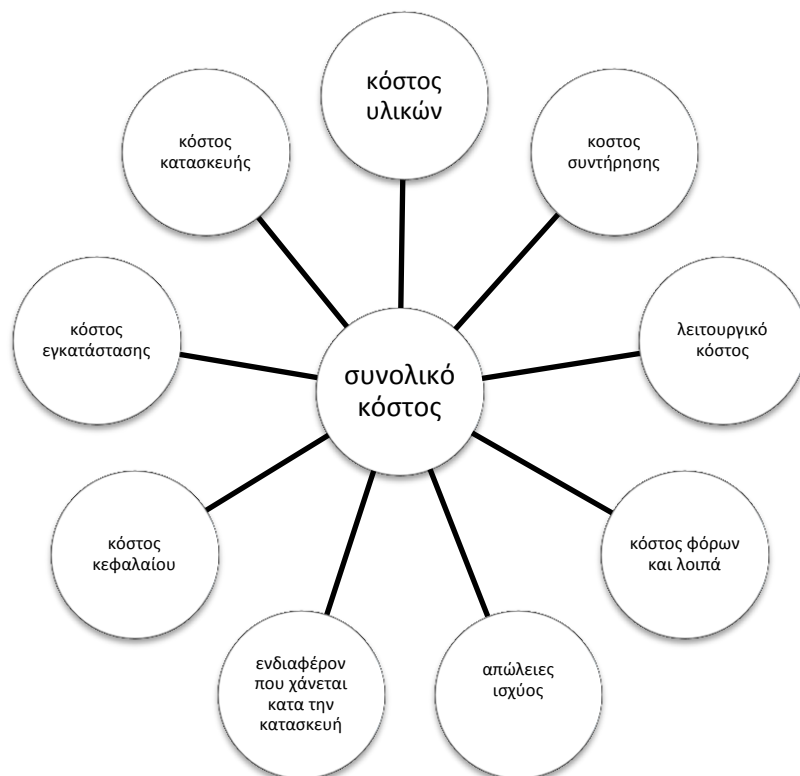
2.1.8 ΆΛΛΟΙ ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ

Όταν αποφασιστούν οι αναθέσεις φορτίου στους υποσταθμούς αποφασιστούν, τότε οι παράγοντες που απομένουν αφορούν την κύρια επιλογή τάσης, η επιλογή της πορείας της τροφοδότησης, ο αριθμός των τροφοδοτών, η επιλογή του μεγέθους αγωγών και το συνολικό κόστος πρέπει να αποφασιστούν.

Σε γενικές γραμμές, στα συστήματα υπομεταφοράς και διανομής το επίπεδο της τάσης καθορίζεται από την πολιτική της εταιρίας (για την Ελλάδα από τη ΔΕΗ) και δεν είναι ένας παράγοντας, τον οποίο μπορεί να επηρεάσει ο μελετητής, εκτός από πολύ εξαιρετικές περιπτώσεις.

Επιπλέον, λόγω της μεγάλης εμπλοκής των διαφόρων τυποποιήσεων και των οικονομικών παραγόντων στην διαδικασία της επέκτασης, ο σχεδιαστής δεν έχει μεγάλη ελευθερία επιλογών σε ότι αφορά τα μεγέθη και τον τύπο του απαραίτητου εξοπλισμού. Για παράδειγμα, όταν πρέπει να γίνει η επιλογή ενός μετασχηματιστή, η επιλογή θα γίνει ανάμεσα σε αυτούς που είναι διαθέσιμοι στην αγορά και μπορεί να μην ταυτίζονται απόλυτα με τα μεγέθη που υποδεικνύει η μελέτη. Οι αποφάσεις που αφορούν την προσθήκη νέου τροφοδότη ή την ενίσχυση ενός ήδη υπάρχοντος, πρέπει να γίνουν λαμβάνοντας

υπ' όψη την επάρκεια του υπάρχοντος δικτύου και το μέγεθος, την τοποθεσία κλπ των επιπλέον φορτίων που πρέπει να εξυπηρετηθούν.



ΕΙΚΟΝΑ 2-5 : ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΟ ΣΥΝΟΛΙΚΟ ΚΟΣΤΟΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΔΙΑΝΟΜΗΣ (5)

2.2 ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ ΔΙΚΤΥΟΥ ΔΙΑΝΟΜΗΣ

Εναρκτήριο σημείο για τη διαδικασία ενίσχυσης ενός δικτύου είναι η μελέτη του ίδιου του δικτύου υπό την επήρεια των διάφορων εξωτερικών παραγόντων. Από τη στιγμή που για οποιοδήποτε λόγο η απόδοση του συστήματος κριθεί ανεπαρκής για την χρονική περίοδο που μελετάται η διαδικασία σχεδιασμού και επέκτασης πρέπει να ξεκινήσει.

Η ανεπάρκεια της απόδοσης μπορεί να οφείλεται σε εσωτερικούς ή εξωτερικούς ως προς το σύστημα παράγοντες, όπως η αύξηση ή μείωση του φορτίου, η τοποθέτηση κάποιων νέων σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, ή η χρήση απαρχαιωμένου εξοπλισμού. Επίσης η εισαγωγή νέων κριτηρίων για την απόδοση του συστήματος επιβάλλουν την προσθήκη επιπλέον ενίσχυσης στο δίκτυο.

Η διαδικασία της ενίσχυσης μπορεί να περιλαμβάνει προσθήκη, αναβάθμιση ή κατάργηση ορισμένων στοιχείων στο δίκτυο. Είναι προφανές ότι το κάθε πρόβλημα που προκύπτει μπορεί να επιλυθεί με διάφορους τρόπους. Για παράδειγμα ας θεωρήσουμε ένα δίκτυο για το οποίο οι μελέτες έδειξαν ότι σε 5 χρόνια το επίπεδο τάσης θα είναι αρκετά χαμηλό σε κάποια τμήματα του.

Πιθανές ενέργειες ενίσχυσης του θα μπορούσαν να είναι η κατασκευή νέων γραμμών, η εναλλακτική διαμόρφωση του δικτύου, η εγκατάσταση πυκνωτών, η αλλαγή των μετασχηματιστών, η χρήση αγωγών με μεγαλύτερη διατομή ή η μεταφορά σε εναλλακτικό επίπεδο τάσης. Επιπλέον η ανάπτυξη νέων τεχνολογιών θα μπορούσε να προσφέρει περισσότερες εναλλακτικές στο σχεδιαστή.

Η διαδικασία της επέκτασης περιλαμβάνει διάφορα στάδια : εύρεση εναλλακτικών λύσεων, αξιολόγηση τους σύμφωνα με τα κριτήρια απόδοσης και τους λοιπούς περιορισμούς που έχουν τεθεί και σύσταση της στρατηγικής ανάπτυξης από τις πιο κατάλληλες λύσεις. Μια απλή ανάλυση της διαδικασίας επέκτασης σε πέντε απλά στάδια αναφέρεται στο (7) ως εξής:

- I. Αναγνώριση του προβλήματος. Σαφής καθορισμός των παραμέτρων του, των απαιτήσεων και των περιορισμών του.
- II. Καθορισμός του σκοπού. Ποιοι στόχοι πρέπει να επιτευχθούν; Ποιες παράμετροι πρέπει να ελαχιστοποιηθούν;
- III. Εύρεση όλων των εναλλακτικών λύσεων και των επιλογών που υπάρχουν.
- IV. Λεπτομερής αξιολόγηση των εναλλακτικών.
- V. Επιλογή των πιο κατάλληλων εναλλακτικών λύσεων σύμφωνα με τους στόχους και τους περιορισμούς που έχουν τεθεί.

Τέλος να σημειωθεί ότι η επιλογή της τελικής στρατηγικής που θα ακολουθηθεί γίνεται από τη διοίκηση της επιχείρησης ηλεκτρισμού και δεν εμπίπτει στα καθήκοντα του σχεδιαστή.

2.3 ΣΤΟΧΟΙ ΤΗΣ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ ΔΙΚΤΥΟΥ ΔΙΑΝΟΜΗΣ

Οι στόχοι της επέκτασης ενός δικτύου διανομής συνοψίζονται παρακάτω:

- κάλυψη της αύξησης του φορτίου στην επιθυμητή ποιότητα,
- παροχή αποδοτικού και αξιόπιστης παροχής,
- μεγιστοποίηση της απόδοσης των συνιστωσών του συστήματος,
- ικανοποίηση των πιο οικονομικά - αποδοτικών μέσων για την ανάπτυξη του συστήματος διανομής,
- την ελαχιστοποίηση της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας για τους πελάτες, επιλέγοντας την πιο οικονομική και αποδοτική λύση και ελαχιστοποιώντας το συνολικό κόστος του κύκλου ζωής της εγκατάστασης.

Ως εκ τούτου ο σχεδιασμός του δικτύου στηρίζεται στους παρακάτω κύριους παράγοντες

- Πρόβλεψη μελλοντικού φορτίου
- Ποιότητα παρεχόμενης ισχύος

- Συμμόρφωση με τα πρότυπα
- Επενδύσεις με μεγαλύτερη απόδοση
- Απώλειες ισχύος
- Ποσοστό απωλειών φορτίου

2.3.1 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ

Η πρόβλεψη των μελλοντικών φορτίων είναι ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες που επιδρούν στην διαδικασία της επέκτασης ενός δικτύου καθώς η τροφοδότηση τους είναι ο κύριος στόχος ενός δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτός είναι και ο λόγος που τα μελλοντικά φορτία είναι και η βάση για την εκτίμηση της επένδυσης που πρέπει να γίνει. Ο σχεδιασμός των δικτύων διανομής βασίζεται στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου σε αντίθεση με το σχεδιασμό των συστημάτων παραγωγής και μεταφοράς που χρησιμοποιούν την μακροπρόθεσμη πρόβλεψη.

Η μεγάλη δυσκολία στο να πάρουμε αξιόπιστες προβλέψεις για τα μελλοντικά φορτία έγκειται στην εξάρτησή τους από αστάθμητους παράγοντες και γι αυτό χρησιμοποιούνται αρκετές διαφορετικές τεχνικές για την πρόβλεψη της ζήτησης.

2.3.2 ΠΑΡΕΧΟΜΕΝΗ ΙΣΧΥΣ

Η κάλυψη της προβλεπόμενης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας διανομής είναι απαραίτητη, αλλά όχι ικανή προϋπόθεση για να επιτευχθεί ένας καλός σχεδιασμός. Η ποιότητα ισχύος είναι ένας συμπληρωματικός παράγοντας που πρέπει να είναι σε ένα επιθυμητό επίπεδο για να είναι σε θέση να προμηθεύσει τους πελάτες με ηλεκτρική ενέργεια. Η ποιότητα ισχύος καθορίζεται από παραμέτρους όπως η τάση, ο συντελεστής ισχύος, η υπάρχουσες αρμονικές στο δίκτυο και η συχνότητα τροφοδοσίας.

2.3.3 ΣΥΜΜΟΡΦΩΣΗ ΜΕ ΤΑ ΠΡΟΤΥΠΑ

Ο αρμόδιος για το σχεδιασμό του συστήματος διανομής λαμβάνει υπόψη τους κανόνες και τα πρότυπα που πρέπει να εφαρμόζονται κατά τη διαδικασία αυτή. Η υποδομή του συστήματος, όπως γραμμές, καλώδια, διακόπτες ισχύος και μετασχηματιστές, η απόδοση και η αξιοπιστία του συστήματος, πρέπει όλα να είναι σε συμμόρφωση με τους διεθνείς κανονισμούς. Συστήματα SCADA (supervisory control and data acquisition) χρησιμοποιούνται για αυτοματισμούς διανομής (distribution automation (DA)) και συστήματα διαχείρισης διανομής (distribution management systems (DMS)) προκειμένου να επιτευχθεί υψηλή αξιοπιστία λειτουργίας, μείωση του κόστους συντήρησης, και βελτίωση της ποιότητας των παρεχόμενων υπηρεσιών στα δίκτυα διανομής. Επιπλέον, από τη στιγμή που καταστεί αξιόπιστη και ασφαλής η ανταλλαγή δεδομένων για το σύστημα SCADA, το επόμενο βήμα είναι η προσθήκη και λειτουργία έξυπνων εφαρμογών σε απομακρυσμένες τοποθεσίες, καθώς και σε κέντρα ελέγχου DA / DMS. Η χρήση έξυπνου λογισμικού αυξάνει την νοημοσύνη

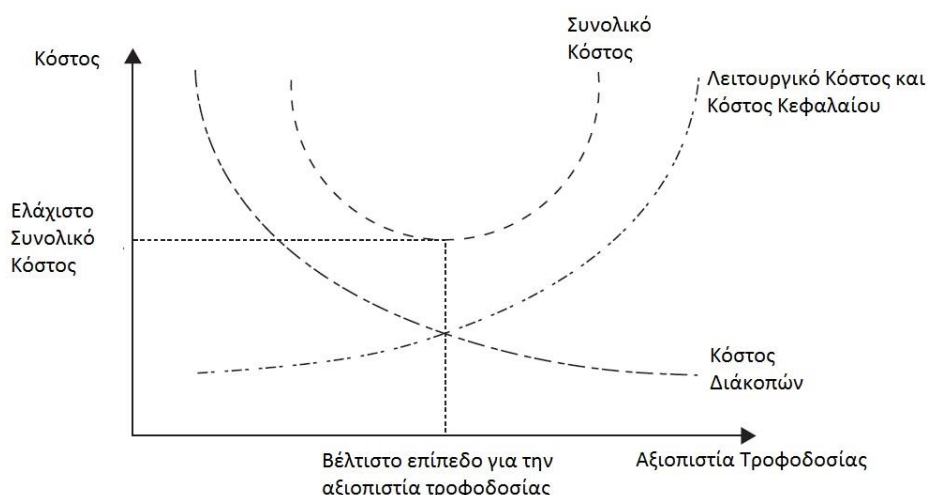
της λειτουργίας, υποστηρίζει πρωτοβουλίες για smart grids, και επιτυγχάνει μεγαλύτερη απόδοση των επενδύσεων.

2.3.4 ΕΠΕΝΔΥΣΕΙΣ

Οι επενδύσεις που απαιτούνται για τη δημιουργία της υποδομής του συστήματος θα πρέπει να εκτιμηθούν πριν από την υλοποίηση του σχεδίου. Η εκτίμηση τους γίνεται με οικονομικές αναλύσεις πάνω στις υλοποιήσεις του συστήματος που ικανοποιούν τους τεχνικούς περιορισμούς και τα κριτήρια για την επιθυμητή απόδοση.

Ο κύριος στόχος της επενδυτικής στρατηγικής είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους στο πλαίσιο που ικανοποιούνται τα τεχνικά όρια καθ' όλη τη διάρκεια ζωής του δικτύου. Το συνολικό κόστος για τη διάρκεια ζωής ενός δικτύου διανομής αποτελείται από τρία στοιχεία: το κόστος κεφαλαίου, κόστος λειτουργίας συμπεριλαμβανομένων των απωλειών, και το κόστος που οφείλεται στις διακοπές.

$$C_{total} = \int_0^T (C_{cap} + C_{oper} + C_{intp}) dt$$



ΕΙΚΟΝΑ 2-6 : ΕΞΙΣΟΡΡΟΠΗΣΗ ΤΟΥ ΑΜΕΣΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ ΤΩΝ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ ΚΑΙ ΤΟΥ ΕΜΜΕΣΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ ΤΩΝ ΔΙΑΚΟΠΩΝ (6)

Όπου:

C_{total} = συνολικό κόστος

C_{cap} = κόστος κεφαλαίου

C_{oper} = λειτουργικό κόστος

C_{intp} = κόστος λόγω διακοπών

T = διάρκεια ζωής της εγκατάστασης

Ένα ιδανικό παράδειγμα του προσδιορισμού της αξιοπιστίας τροφοδοσίας (μία από τις τεχνικές προδιαγραφές) στην οποία το συνολικό κόστος είναι ελάχιστο απεικονίζεται στην ΕΙΚΟΝΑ 2-6. Είναι φανερό ότι όσο αυξάνεται η αξιοπιστία παροχής, μειώνεται το κόστος λόγω διακοπών, ενώ το άθροισμα των άλλων δύο

συνιστωσών, $C_{cap} + C_{oper}$, αυξάνεται. Έτσι, το συνολικό κόστος έχει μια ελάχιστη τιμή που παρέχει το καλύτερο δυνατό επίπεδο της ποιότητας της παροχής.

Γενικά, το πρόβλημα δεν είναι τόσο απλό όπως παρουσιάζεται στο παραπάνω παράδειγμα. Ένας λεπτομερής και αποδοτικός σχεδιασμός είναι απαραίτητο να ανταποκριθεί στην αύξηση της ζήτησης, να ικανοποιήσει τις απαιτήσεις για αξιοπιστία και ποιότητας ισχύος, και, την ίδια στιγμή, να κάνει βέλτιστη χρήση των οικονομικών πόρων. Επιπλέον, ο σχεδιασμός επηρεάζεται από πολλούς, όπως οι καταναλωτές, τα περιβαλλοντικά θέματα, οι τεχνολογικές εξελίξεις καθώς και οι περιορισμοί που επιβάλλει ο προϋπολογισμός. Ως εκ τούτου, είναι ένα αρκετά πολύπλοκο πρόβλημα βελτιστοποίησης, λόγω της εξάρτησής από ένα τεράστιο αριθμό μεταβλητών και περιορισμών.

Διάφορες διαθέσιμες πρακτικές επέκτασης και βελτιστοποίησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως λύση σε ένα τέτοιο πρόβλημα επέκτασης. Αυτές οι λύσεις πρέπει να αναλύονται και να τίθενται σε προτεραιότητα λαμβάνοντας υπόψη τα κόστη και τα πλεονεκτήματα κάθε μιας. Ως εκ τούτου, το πρόβλημα ιεράρχησης των σχεδίων στοχεύει στην αναζήτηση για τη διαμόρφωση στρατηγικού σχεδιασμού για το δίκτυο, απευθυνόμενο σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο στο μέλλον, που θα επιτυγχάνει στο να συμβιβάζει με τον καλύτερο τρόπο την ικανοποίηση των τεχνικών απαιτήσεων και την καλύτερη δυνατή απόδοση του συστήματος με τους περιορισμούς λόγω προϋπολογισμού.

Νέα εργαλεία και έξυπνες μεθόδους αναζήτησης, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και η βελτιστοποίηση Pareto, έχουν χρησιμοποιηθεί για να δημιουργήσουν και να δοκιμάσουν κάποιες εναλλακτικές λύσεις για την επέκταση ενός δικτύου διανομής. Μπορούν να επιλύσουν προβλήματα με σύνθετη και διακριτή αντικειμενική συνάρτηση, με μεγάλο χώρο αναζήτησης, που δεν μπορούν να επιλυθούν με άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως θα δούμε παρακάτω.

Η απελευθέρωση της αγοράς ισχύος έχει εγείρει νέες προκλήσεις για την ανάπτυξη νέων στρατηγικών για βέλτιστες επενδύσεις, όπου η σημασία του συνολικού κόστους των συστατικών διαφέρει ανάλογα τους υπάρχοντες κανονισμούς. Για παράδειγμα, η σημασία της ποιότητας ισχύος και ως εκ τούτου τα κίνητρα επενδύσεων που συνδέονται με τη βελτίωση της ποιότητας ισχύος είναι πλήρως εξαρτώμενα από τους κανονισμούς και το ποια είναι η προσδοκώμενη ποιότητα ισχύος που περιγράφεται στους κανονισμούς αυτούς. Οι διακοπές, παραδείγματος χάρη, είναι ένα μέτρο της ποιότητας της παρεχόμενης ισχύος και μπορούν να ταχτοποιηθούν από το πλήθος τους (αριθμός διακοπών) και/ή από τη χρονική τους διάρκεια (χρόνος διακοπής). Οι επενδύσεις επικεντρώνονται στην ανάπτυξη δικτύων διανομής που παρουσιάζουν μικρότερο αριθμό διακοπών, όπου το πλήθος των διακοπών έχει μεγαλύτερο βάρος στους κανονισμούς από ότι έχει το ο χρόνος διακοπής. Αντιθέτως, όπου ο χρόνος διακοπής έχει μεγαλύτερη σημασία να μειωθεί, οι επενδύσεις κατευθύνονται προς την αύξηση της χρήσης αυτοματισμών διανομής. Ως εκ τούτου, μπορούμε να πούμε ότι η ιεράρχηση των προτεραιοτήτων των επενδύσεων εξαρτάται από τις παραμέτρους του κανονισμού. Οι επενδύσεις μπορούν επίσης να αποκτήσουν οικονομικά οφέλη όχι μόνο από τη μείωση του συνολικού κόστους, αλλά επίσης και από την αύξηση των επιτρεπόμενων επιστροφών. Οι επιτρεπόμενες επιστροφές σε πολλές περιπτώσεις εξαρτώνται από την τρέχουσα αξία των περιουσιακών

στοιχείων του δικτύου διανομής, που μπορούν να αυξηθούν με επενδύσεις και με βάση τους τρέχοντες κανόνες και τη νομοθεσία. Επιπλέον, οι αποφάσεις για επενδύσεις μπορεί να στοχεύουν και στη μείωση του κόστους των καταναλωτών.

2.3.5 ΑΠΩΛΕΙΕΣ

Οι απώλειες είναι μια αναπόφευκτη συνέπεια της διανομής ενέργειας μεταξύ υποσταθμών και καταναλωτών. Οι ύπαρξη απωλειών είναι οικονομικά επιζήμια και συχνά είναι ένας από τους κύριους παράγοντες όταν πρόκειται να αξιολογηθούν εναλλακτικές στρατηγικές επέκτασης και λειτουργίας ενός δικτύου διανομής. Το επίπεδο των απωλειών σε ένα δίκτυο επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες, τεχνικούς και λειτουργικούς, όπως η διαμόρφωση της τοπολογίας του δικτύου, τα χαρακτηριστικά του φορτίου, οι υπάρχοντες υποσταθμοί και η ποιότητα της παρεχόμενης ισχύος. Είναι πολύ σημαντικό να διαχειριστούν αυτοί οι παράγοντες κατάλληλα ώστε να μειωθεί το συνολικό επίπεδο των απωλειών στο δίκτυο.

Όσον αφορά τη φύση τους, οι απώλειες μπορούν να διαχωριστούν σε τεχνικές και μη.

Οι τεχνικές απώλειες με τη σειρά τους διαχωρίζονται σε μεταβλητές και σταθερές.

Οι μεταβλητές απώλειες (απώλειες φορτίου) είναι ανάλογες του τετραγώνου του ρεύματος που διαρρέει το δίκτυο και άρα της ισχύος που διανέμεται. Συχνά αναφέρονται και ως απώλειες χαλκού καθώς συντελούνται κυρίως στις γραμμές, τα καλώδια και τα χάλκινα μέρη των μετασχηματιστών. Αυτού του είδους οι απώλειες μπορούν να μειωθούν με τους ακόλουθους τρόπους:

- Επαναδιαμόρφωση του δικτύου παρέχοντας πιο ευθείες ή μικρότερες γραμμές εκεί που βρίσκεται η ζήτηση.
- Διαχείριση της ζήτησης για τη μείωση των αιχμών του δικτύου
- Εξισορρόπηση των φορτίων στα τριφασικά δίκτυα
- Παρότρυνση των πελατών ώστε να βελτιώσουν το συντελεστή ισχύος τους
- τοποθέτηση των ενσωματωμένων μονάδων παραγωγής όσο το δυνατόν πλησιέστερα στη ζήτηση.

Οι σταθερές απώλειες συμβαίνουν κυρίως στους πυρήνες των μετασχηματιστών. Το μέγεθος των απωλειών αυτών δε επηρεάζεται από το μέγεθος της ισχύος που μεταφέρεται από τον μετασχηματιστή και μπορεί να μειωθεί με τη χρήση υψηλής ποιότητας υλικών στον πυρήνα (π.χ. η χρήση ειδικού ατσαλιού ή άμορφου σιδήρου στον πυρήνα συνεπάγεται μικρότερες απώλειες). Άλλος ένας τρόπος μείωσης των απωλειών αυτών είναι με το να τίθενται εκτός λειτουργίας οι μετασχηματιστές όταν η ζήτηση είναι χαμηλή και η τοπολογία του δικτύου επιτρέπει στο χειριστή να συνδέσει κάποια φορτία σε άλλο κόμβο τροφοδοσίας.

Οι μη τεχνικές απώλειες (εμπορικές απώλειες) έχουν να κάνουν με την ενέργεια που παραδίδεται και καταναλώνεται αλλά για κάποιο λόγο δεν καταγράφεται

στις πωλήσεις. Αποδίδονται σε λανθασμένες εγκαταστάσεις και λειτουργίες μετρητών, λάθος τιμολόγηση ή παράνομη χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας. Από αυτά γίνεται εμφανές ότι η προσπάθεια μείωσης των απωλειών αυξάνει τις κεφαλαιουχικές δαπάνες. Από την άλλη πλευρά θα επιφέρει και μείωση στην ποσότητα της παραγόμενης ηλεκτρικής ενέργειας που απαιτείται για την κάλυψη της ζήτησης, και αυτό θα έχει ευρύτερα οφέλη. Ως εκ τούτου ο σχεδιαστής του δικτύου διανομής καλείται να βρει τη χρυσή τομή ανάμεσα στις δαπάνες για τη μείωση των απωλειών και των κερδών που αυτή θα επιφέρει.

2.3.6 ΜΕΓΕΘΟΣ ΑΠΩΛΕΙΩΝ ΦΟΡΤΙΟΥ

Τα εξαρτήματα ενός δικτύου διανομής μπορούν να εκτεθούν απροσδόκητα σε αποτυχία και να μείνουν έτσι εκτός λειτουργίας. Αν το προβληματικό στοιχείο είναι ένα σημαντικό συστατικό του δικτύου, το δίκτυο μπορεί να μην είναι σε θέση να παρέχει την προσδοκώμενη ηλεκτρική ενέργεια σε κάποιους καταναλωτές. Η ζήτηση ισχύος των εν λόγω καταναλωτών που δεν καλύπτεται εκφράζεται ως απώλειες φορτίου.

2.4 ΠΑΡΑΔΟΣΙΑΚΕΣ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Η αριθμητική βελτιστοποίηση θεωρείται η παραδοσιακή προσέγγιση για βελτιστοποίηση. Ανάλογα με την διατύπωση του προβλήματος, η μέθοδος μπορεί να περιλαμβάνει την χρήση αλγορίθμων διαμορφωμένων για διακριτή ή συνεχή ανάλυση. Παρ' όλα αυτά, η αριθμητική βελτιστοποίηση εφαρμόζει υπολογισμένους αριθμητικούς τύπους και διαδικασίες για να ερευνήσει την βέλτιστη λύση.

Ο γενικός τύπος με πίνακες του μοντέλου μικτών-ακεραίων μπορεί να παρασταθεί ως εξής:

$$\min c_1x + c_2y$$

subject to:

$$\begin{aligned} A_1x + A_2y &\geq b & (1) \\ A_3y &\geq d, \end{aligned}$$

όπου x το διάνυσμα συνεχών μεταβλητών που περιέχουν ροές ενέργειας, αποθέματα ενέργειας και πτώσεις τάσης, και y είναι το διάνυσμα ακέραιων μεταβλητών απόφασης. Οι συντελεστές κόστους c_1 και c_2 συμβολίζουν σταθερές και μεταβλητές τιμές κόστους, συσχετισμένες και με τις ακέραιες και με τις συνεχείς μεταβλητές. Οι πίνακες A_1 , A_2 , A_3 όπως και τα διανύσματα b , d εξαρτώνται από περιορισμούς του προβλήματος και μπορούν να εξαχθούν από την διατύπωση του προβλήματος.

Το αδύνατο σημείο αυτής της διατύπωσης είναι ότι απαιτείται γραμμικότητα των τετραγωνικών όρων.

Για τη διαδικασία της παραπάνω μορφής για σχεδίαση δικτύου διανομής πολλών σταδίων παρουσιάστηκε στα (8; 9), (όπου χρησιμοποιήθηκε προγραμματισμός μικτών-ακέραιων σαν εργαλείο βελτιστοποίησης. Επιπροσθέτως, προκειμένου να εξοικονομήσουμε υπολογιστικό χρόνο και να επιταχύνουμε τους υπολογισμούς, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος αποσύνθεσης του Bender στο μοντέλο μικτών-ακεραίων στο (9). Για τον διαχωρισμό των συνεχών και ακέραιων μεταβλητών, η παραπάνω μορφή εξισώσεων μπορεί να γραφτεί:

$$\max u(b-A_2y),$$

subject to:

$$uA_1 \leq c_1, u \geq 0.$$

Σαν αποτέλεσμα, το κυρίως πρόβλημα, το εξωτερικό πρόβλημα, περιέχει τώρα μόνο ακέραιες μεταβλητές, και το εσωτερικό πρόβλημα περιέχει μόνο συνεχείς μεταβλητές.

Η προσέγγιση με την χρήση της μεθόδου αποσύνθεσης, απλοποιεί την διαδικασία βελτιστοποίησης. Παρ όλα αυτά, όπως σε κάθε απλοποίηση, υπάρχουν μειονεκτήματα από την άποψη της ακρίβειας των υπολογισμών. Ένα άλλο αδύναμο σημείο της μεθόδου αποσύνθεσης είναι η πολυπλοκότητα του χειρισμού πολλαπλών κριτηρίων.

Το κυριότερο πλεονέκτημα της αριθμητικής βελτιστοποίησης είναι η σύγκλιση, τουλάχιστον θεωρητικά, στην βέλτιστη λύση και όχι απλώς σε μία “καλή” λύση. Παρ όλα αυτά, μέθοδοι βασισμένες σε αυτού του τύπου την βελτιστοποίηση, δύσκολα μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα πραγματικών διαστάσεων. Αυτό οφείλεται στην εξαιρετικά μεγάλη μαθηματική και υπολογιστική πολυπλοκότητα της διακριτής και μη-γραμμικής φύσης των προβλημάτων.

2.4.1 ΕΥΡΕΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ

2.4.1.1 ΜΕΘΟΔΟΣ ΑΝΤΑΛΛΑΓΗΣ ΚΛΑΔΩΝ

Μια μεγάλη κατηγορία μεθόδων, που χρησιμοποιούνται ευρέως στη σχεδίαση δικτύων διανομής και δικτύων μετάδοσης, μπορεί να συσχετιστεί με την κατηγορία των ευρεστικών μεθόδων. Το μεγαλύτερο μέρος τους είναι βασισμένο στη σιωπηρή αποτίμηση.

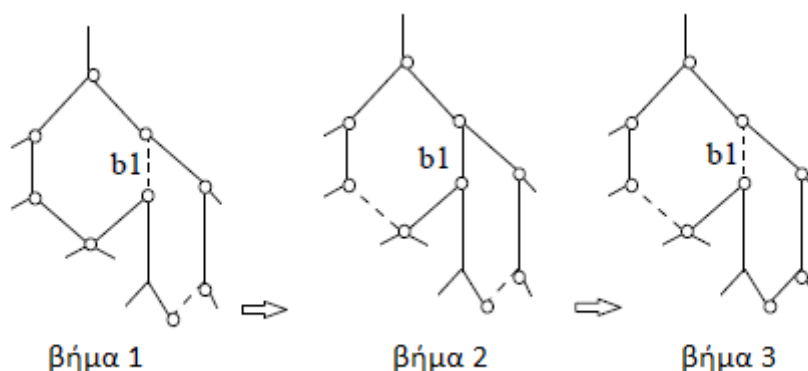
Από μαθηματικής απόψεως, το γενικό πρόβλημα αναπαριστάται με τον τύπο (1), όπου ο σκοπός είναι να καθοριστεί ένα διάλυμα σταθερών μεταβλητών x ,

και ένα διάνυσμα μεταβλητών απόφασης y , ελαχιστοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση.

Η ιδέα πίσω από τους αλγόριθμους είναι ότι οι μεταβλητές απόφασης και κατάσταση μπορούν να διαχωριστούν. Κατόπιν, για κάθε διάταξη δικτύου που καθορίζεται από τις μεταβλητές απόφασης, μπορούν να υπολογιστούν οι μεταβλητές κατάστασης. Ένας αλγόριθμος αναζήτησης εφαρμόζεται για να βρεθεί η βέλτιστη διάταξη.

Σύμφωνα με την βιβλιογραφία (10) αυτές οι ευρεστικές προσεγγίσεις μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σύμφωνα με την μέθοδο εξερεύνησης του χώρου αναζήτησης: κατασκευαστικές και καταστροφικές μέθοδοι (άπληστη αναζήτηση) ή προσεγγίσεις με ανταλλαγή κλάδων. Η βασική αρχή που χρησιμοποιείται μπορεί να περιγραφεί ως εξής: ξεκινώντας από ένα λογικό αρχικό σχέδιο, η παρούσα διάταξη αντικαθιστάται με μια γειτονική, που αποκτάται με την εφαρμογή μιας στοιχειώδους τροποποίησης της παρούσας διάταξης.

Τα διαφορετικά ήδη αλγορίθμων που χρησιμοποιούν την ανταλλαγή κλάδων αντί για άλλες ευρεστικές τεχνικές, κυριαρχούν όσον αφορά στη σχεδίαση δικτύων διανομής (11). Η αναζήτηση ξεκινάει από κάποια εφικτή διάταξη (ακτινική) και ανοίγοντας και κλείνοντας κλάδους (έναν τη φορά), δημιουργούνται διατάξεις. Η διάταξη που δημιουργείται θα γίνει δεκτή εάν η αντικειμενική συνάρτηση βελτιώνεται, αλλιώς θα απορριφθεί. Ένα παράδειγμα της διαδικασίας ανταλλαγής κλάδων φαίνεται στο ΕΙΚΟΝΑ 2-7.



ΕΙΚΟΝΑ 2-7 : ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΑΝΤΑΛΑΓΓΗΣ ΚΛΑΔΩΝ (12)

Όπως ειπώθηκε προηγουμένως, εκτός από την τοποθεσία και το μέγεθος, στη σχεδίαση δικτύων πρέπει επίσης να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα του χρόνου, που είναι πολύ πιο απαιτητικό. Ένα πλήθος από ευρεστικές προσεγγίσεις, χρησιμοποιούν διαφορετικούς συνδυασμούς από μπρος/πίσω διαδικασίες. Το πρόβλημα υποδιαιρείται σε αρκετά υποπροβλήματα ενός έτους, και κάθε υποπρόβλημα λύνεται ανεξάρτητα, επιτυγχάνοντας έτσι ψευδο-δυναμικές λύσεις (11). Στην (11) βλέπουμε τα πλεονεκτήματα μιας ευρεστικής

βελτιστοποίησης πολλαπλών ετών σε σύγκριση με την προσέγγιση σχεδίασης ενός έτους.

Το κυριότερο πλεονέκτημα των ευρεστικών αλγορίθμων είναι ότι μια καλή λύση μπορεί να βρεθεί για πραγματικού μεγέθους (μεγάλα) δίκτυα, με σχετικά μικρό υπολογιστικό κόστος. Το ολικό βέλτιστο αποτέλεσμα όμως δεν μπορεί να επιτευχθεί εγγυημένα, ειδικά για εργασίες ποικίλου χρόνου, λόγω της ψευδο-δυναμικής φύσης τους.

2.4.1.2 SIMULATED ANNEALING

Κάποιοι ερευνητές συσχετίζουν με τις ευρεστικές μεθόδους την τεχνική βελτιστοποίησης που είναι γνωστή ως Simulated Annealing. Η τεχνική αυτή βασίζεται στην αναλογία μεταξύ της προσομοίωσης του annealing σε στερεά και της εύρεσης λύσης μεγάλων συνδυαστικών προβλημάτων βελτιστοποίησης. Η αντικειμενική συνάρτηση αναφέρεται ως συνάρτηση ενέργειας. Το σύστημα προς βελτιστοποίηση ξεκινάει από μια υψηλή θερμοκρασία και ψύχεται έως ότου να παγώσει και να φτάσει το γενικό βέλτιστο.

Ο αλγόριθμος μπορεί να περιγραφεί με τα ακόλουθα τρία βήματα (13):

- **Βήμα 1:** Παραγωγή υποψήφιας λύσης προσεγγίζοντας την παρούσα λύση, σύμφωνα με συναρτήσεις πιθανοτικής κατανομής.
- **Βήμα 2:** Τεστ για την αποδοχή των λύσεων. Μια νέα λύση γίνεται δεκτή σαν παρούσα, όταν το κόστος της είναι χαμηλότερο από αυτό της παρούσας. Εάν το κόστος είναι υψηλότερο, μια νέα λύση γίνεται δεκτή με μια πιθανότητα αποδοχής:

$$P_r(\Delta F) = 1/(1 + e^{\frac{\Delta F}{t}}),$$

όπου ΔF προσαύξηση του κόστους της νέας λύσης σε σχέση με την παρούσα λύση, και t η θερμοκρασία.

- **Βήμα 3:** Επαναληπτική διαδικασία. Η τελευταία υποψήφια λύση που έγινε δεκτή, γίνεται η αρχική λύση για την επόμενη επανάληψη. Η θερμοκρασία της επόμενης επανάληψης μειώνεται σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

$$t_k = r^{k-1}t_0,$$

όπου t_k είναι η θερμοκρασία στην $k^{\text{στη}}$ επανάληψη, t_0 είναι η αρχική θερμοκρασία και r είναι ο ρυθμός μείωσης της θερμοκρασίας ($0 < r < 1$).

Η επαναληπτική διαδικασία τερματίζεται όταν δεν υπάρχει σημαντική βελτίωση στη λύση, ή όταν φθάσουμε στον μέγιστο αριθμό επιτρεπτών επαναλήψεων.

Εφαρμογές του Simulated Annealing στο σχεδιασμό δικτύων διανομής παρουσιάζεται στα (14) και (15).

Ένα βασικό χαρακτηριστικό του Simulated Annealing είναι ότι η ποιότητα της τελικής λύσης δεν εξαρτάται από την αρχική σύνθεση. Αποδεικνύεται μαθηματικά ότι ο αλγόριθμος συγκλίνει ασυμπτωτικά στην γενική βέλτιστη λύση με πιθανότητα ένα. Παρ'όλο που αυτό μπορεί εν τέλει να έχει υψηλό υπολογιστικό κόστος, δεν παύει να αποτελεί ένα πολύτιμο χαρακτηριστικό της προσέγγισης. Σε κανονικές συνθήκες, στην πράξη, μπορεί να επιτευχθεί μια ταχύτερη λύση με χρήση γρηγορότερων τεχνικών ψύξης, το οποίο μπορεί να αποφέρει την βέλτιστη λύση. Ένα άλλο σημαντικό χαρακτηριστικό του Simulated Annealing που υπάρχει και σε άλλες ευρεστικές προσεγγίσεις είναι η απουσία ειδικών απαιτήσεων του μοντέλου; το πρόβλημα μπορεί να μοντελοποιηθεί σαν μη-γραμμικό, μη-διαφορικό και περιορισμένο.

2.4.1.3 TABU ΑΝΑΖΗΤΗΣΗ

Η βασική έννοια της Tabu αναζήτησης όπως περιγράφεται στο (16) είναι ένα μετα-ευρεστικό που προβάλλεται σε ένα άλλο ευρεστικό. Η συνολική προσέγγιση στοχεύει να αποφύγει την παγίδευση σε κύκλους, απαγορεύοντας ή τιμωρώντας κινήσεις που παίρνουν την λύση, στην επόμενη επανάληψη, σε σημεία του διαστήματος λύσεων που έχουν προηγουμένως επισκευθεί ξανά (εξ ου και το "ταμπου"). Η μέθοδος είναι ακόμη αντικείμενο ενεργής έρευνας, και συνεχίζει να βελτιώνεται και να εξελίσσεται. Ένα κίνητρο για την επινοήση της μεθόδου tabu ήταν η παρατήρηση ότι η ανθρώπινη συμπεριφορά φαίνεται να λειτουργεί με ένα τυχαίο στοιχείο, που οδηγεί σε ασυνεπή συμπεριφορά σε παρόμοιες δεδομένες συνθήκες. Συνεπώς, η τάση να παρεκκλίνουμε από μια συγκεκριμένη διαδρομή μπορεί να θεωρηθεί σαν πηγή λαθών αλλά και σαν πηγή κέρδους. Η μέθοδος Tabu λειτουργεί με αυτόν τον τρόπο, με την διαφορά ότι οι νέες κατευθύνσεις δεν επιλέγονται τυχαία. Η αναζήτηση Tabu προχωράει σύμφωνα με την εικασία ότι δεν υπάρχει νόημα να γίνουν δεκτές νέες (κακές) λύσεις, εκτός από την περίπτωση που θέλουμε να αποφύγουμε ένα μονοπάτι που έχει ήδη ερευνηθεί. Με αυτό τον τρόπο εξασφαλίζεται ότι θα ερευνηθούν νέες περιοχές του διαστήματος λύσεων του προβλήματος, με στόχο να αποφευχθούν τα τοπικά ελάχιστα και τελικά να βρεθεί η επιθυμητή λύση.

Η αναζήτηση Tabu ξεκινάει βρίσκοντας το τοπικό ελάχιστο. Για να αποφευχθεί η επανάληψη βημάτων που ήδη χρησιμοποιήθηκαν, η μέθοδος αποθηκεύει πρόσφατες κινήσεις σε μια ή περισσότερες λίστες Tabu. Ο αρχικός σκοπός της λίστας δεν ήταν να αποφευχθεί η επανάληψη μιας προηγούμενης κίνησης, αλλά να εξασφαλιστεί ότι δεν θα αναστραφεί. Οι λίστες Tabu είναι ιστορικής φύσεως και σχηματίζουν την μνήμη αναζήτησης Tabu. Ο ρόλος της μνήμης μπορεί να αλλάξει καθώς ο αλγόριθμος προχωράει. Στην αρχική κατάσταση, στόχος είναι να γίνει αναλυτική εξέταση του διαστήματος λύσεων, γνωστό ως "diversification", αλλά καθώς αναγνωρίζονται οι υποψήφιας λύσεις, η αναζήτηση επικεντρώνεται στο να παράγει βέλτιστες τοπικές λύσεις, διαδικασία γνωστή

ως “intensification”. Σε πολλές περιπτώσεις, η διαφορά μεταξύ των ποικίλων εφαρμογών της μεθόδου Tabu εντοπίζονται στο μέγεθος, την ποικιλία και την προσαρμοστικότητα της μνήμης Tabu σε μία συγκεκριμένη κατηγορία προβλημάτων.

Τα ακόλουθα βήματα παρουσιάζουν τον βασικό αλγόριθμο:

1. Αρχικοποίηση:
 - Επιλέγεται μια αρχική λύση $x_{now} \in X$.
 - Αρχικοποιείται την καλύτερη λύση με την αρχική $x_{better} = x_{now}$.
 - Αρχικοποιείται τη λίστα Tabu H με το x_{now} .
2. Έρευνα:
 - Καθορίζεται η γειτονιά του $x_{now} \in N(x_{now})$.
 - Επιλέγεται ένα υποσύνολο Υποψήφιοι $N(x_{now}) \subset N(x_{now})$.
 - Υπολογίζεται κάθε λύση $x_{new} \in \text{Υποψήφιοι}_N(x_{now})$ και επιλέγεται η καλύτερη σύμφωνα με την αντικειμενική συνάρτηση.
 - Αποθήκευση της καλύτερης λύσης $x_{now} = x_{new}$.
 - Αν το x_{now} είναι καλύτερο από το x_{better} , τότε $x_{better} = x_{now}$.
 - Αναβάθμιση του ιστορικού της έρευνας H με την x_{new} .
3. Τερματισμός της διαδικασίας:
 - Τερματίζεται η διαδικασία αν εκπληρώνεται το κριτήριο τερματισμού, αλλιώς γίνεται επανάληψη του σταδίου της έρευνας.

2.4.1.4 ΔΥΝΑΜΙΚΟΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ(ΔΠ)

Οι μέθοδοι που βασίζονται στο δυναμικό προγραμματισμό είναι αρκετά ελκυστικές καθώς προσφέρονται από τη φύση τους για να αντιπροσωπεύσουν τη δυναμική φύση της διαδικασίας ανάπτυξης. Ένα άλλο πλεονέκτημα της μεθόδου είναι ότι δεν υπάρχει η ανάγκη για γραμμικοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης που χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση. Αυτό σημαίνει ότι η αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να περιέχει τωρινές τιμές για τα κόστη, κάτι που μειώνει την επιρροή των επενδύσεων που θα γίνουν μακροπρόθεσμα. Έτσι οι βραχυπρόθεσμες αποφάσεις θα είναι μεν σωστές, αλλά οι αποφάσεις που αφορούν το πιο μακρινό μέλλον θα διορθωθούν όταν είναι διαθέσιμες πιο έγκυρες προβλέψεις.

Το μόνο πρόβλημα, που κάνει το ΔΠ ακατάλληλο για την εφαρμογή σε περιπτώσεις με πραγματικού μεγέθους δίκτυα, είναι ότι η μέθοδος απαιτεί μεγάλη υπολογιστική προσπάθεια για προβλήματα με μεγάλες διαστάσεις. Από την άλλη όταν μιλάμε για επέκταση δικτύου πολλές φορές εννοούμε την ενίσχυση του υπάρχοντος δικτύου, για την οποία ο δυναμικός προγραμματισμός θα μπορούσε να εφαρμοστεί αποδοτικά.

Η διαδικασία της επέκτασης θα μπορούσε να αναπαρασταθεί ως ένας γράφος, του οποίου οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν συγκεκριμένες καταστάσεις του

δικτύου και οι κλάδοι συγκεκριμένες επενδύσεις που γίνονται για την ενίσχυση του δικτύου και οδηγούν από τη μια κατάσταση στην άλλη. Κάθε στήλη αντιπροσωπεύει μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο και κάθε γραμμή μια συγκεκριμένη ενέργεια. Για κάποια συγκεκριμένη εργασία μπορούν να απουσιάζουν ορισμένοι κλάδοι. Σε άλλες περιπτώσεις όπου κάποιες επενδύσεις γίνονται παράλληλα δεν είναι τόσο προφανής η γραφική αναπαράσταση του προβλήματος.

Η ιδέα πίσω από το δυναμικό προγραμματισμό είναι ότι η απόφαση στο στάδιο t λαμβάνεται με βάση την απόφαση που έχει ληφθεί στο στάδιο $(t-1)$ ελαχιστοποιώντας το κόστος μεταφοράς από το αρχικό σημείο ως αυτό το στάδιο. Σε μαθηματικό τύπο αυτό εκφράζεται :

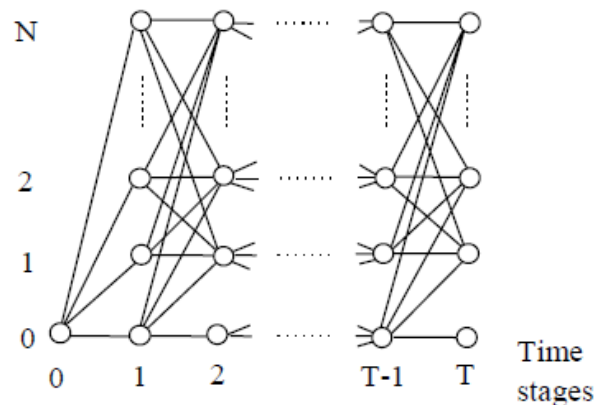
$$F(t, e) = \min_{\{G(t,e)\}} [g(0, e(0)) + g(1, e(1)) + \dots + g(t, e(t))]$$

Όπου $\{G(t,e)\}$ είναι ένα σύνολο από αποδεκτές στρατηγικές κατά τη χρονική στιγμή t και έως να επιτευχθεί η κατάσταση e και $g(t,e(t))$ είναι συστατικό της αντικειμενικής συνάρτησης στο στάδιο t για την κατάσταση $e(t)$.

Επιπλέον, έχει αποδειχτεί ότι η παραπάνω εξίσωση μπορεί να απλοποιηθεί στην παρακάτω αναδρομική συνάρτηση δυναμικού προγραμματισμού:

$$F(t, e) = g(t, e) + \min_{\{e(t-1) \subseteq e\}} F(t-1, e(t-1))$$

Όπου το σύνολο $\{e(t-1) \subseteq e\}$ είναι το σύνολο των καταστάσεων $e(t-1)$ από τις οποίες η μετάβαση στην κατάσταση e είναι εφικτή.



ΕΙΚΟΝΑ 2-8 : ΓΡΑΦΟΣ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΓΙΑ ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΕΝΙΣΧΥΣΗΣ ΔΙΚΤΥΟΥ (12)

Για να ξεπεραστούν κάποιες δυσκολίες που συνδέονται με τις μεγάλες διαστάσεις, γίνονται κάποιες προσπάθειες να μειωθεί η υπολογιστική χωρητικότητα που χρειάζεται για την πραγματοποίηση της μεθόδου του δυναμικού προγραμματισμού. Για παράδειγμα η τροποποιημένη μέθοδος ΔΠ, που ονομάζεται μέθοδος βέλτιστης αρχικής κατάστασης, είναι ένας ευριστικός, χρονικά μεταβλητός αλγόριθμος, βασιζόμενος στο δυναμικό προγραμματισμό. Η

ιδέα πίσω από τον αλγόριθμο αυτό είναι ότι κατά τη διαδικασία μιας δυναμικής βελτιστοποίησης σε κάθε στάδιο, μόνο μερικές καταστάσεις μπορούν να οδηγήσουν στη βέλτιστη λύση. Αυτό οδηγεί σε μεγάλη οικονομία τόσο στο χρόνο υπολογισμού, όσο και στις απαιτήσεις σε μνήμη.

Μια σειρά ερευνητών έχουν εφαρμόσει τον δυναμικό προγραμματισμό στο πρόβλημα ενίσχυσης ενός δικτύου διανομής, καθώς τα θετικά του χαρακτηριστικά έχουν ελκύσει το ενδιαφέρον τους. Παρ' όλα αυτά, το πρόβλημα του σχεδιασμού ενός νέου δικτύου συνήθως προσεγγίζεται με άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης.

2.4.2 ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

2.4.2.1 ΜΙΑ ΣΥΝΟΨΗ

Η πολυπλοκότητα που υπάρχει στις συνιστώσες της επέκτασης ενός δικτύου όπως οι αβεβαιότητες, οι σύνθετες αντικειμενικές κλπ, οδηγούν στην αύξηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας του προβλήματος και μας οδηγούν στο συμπέρασμα ότι οι παραδοσιακές μέθοδοι παρουσιάζουν αδυναμίες. Τις αδυναμίες αυτές προσπαθεί να καλύψει η ανάπτυξη νέων μεθόδων βελτιστοποίησης, όπως οι λεγόμενοι εξελικτικοί αλγόριθμοι.

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι περιλαμβάνουν ένα σύνολο αλγορίθμων που μοιράζονται την ίδια εννοιολογική βάση της προσομοίωσης της εξελικτικής διαδικασίας κάποιων μεμονωμένων δομών, μέσα από διαδικασίες όπως η επιλογή, η μετάλλαξη και ο ανασυνδυασμός τους. Οι διαδικασίες αυτές εξαρτώνται από την συγκεκριμένη απόδοση που παρουσιάζουν οι δομές αυτές σε κάποιες ορισμένες συνθήκες.

Το ενδιαφέρον γύρω από τους εξελικτικούς αλγόριθμους και την εφαρμογή τους στα συστήματα ισχύος αυξάνεται συνεχώς τα τελευταία χρόνια όπως φαίνεται από τη σχετική βιβλιογραφία. Αυτό οφείλετε στα πλεονεκτήματα της μεθόδου αυτής, τα οποία της επιτρέπουν να χρησιμοποιείται σαν εργαλείο βελτιστοποίησης σε αρκετά δύσκολα προβλήματα, όπως μη διαφορίσιμα, διακριτά, μη συγκλίνοντα, στα οποία οι παραδοσιακές μέθοδοι αδυνατούσαν να είναι αποδοτικές. Τα μεγαλύτερα από τα πλεονεκτήματα αυτών των αλγορίθμων συνοψίζονται ως εξής:

- Η αναζήτηση εκτελείται ξεκινώντας από κάποια συγκεκριμένα, τυχαία εναρκτήρια σημεία και βασίζεται σε πιθανοτικούς κανόνες μετάβασης. Αυτό συνεπάγεται μικρότερες πιθανότητες για σύγκλιση σε κάποιο τοπικό βέλτιστο.
- Οι εξελικτικές μέθοδοι δε χρειάζονται αντικειμενικές συναρτήσεις που παρουσιάζουν κάποια «ομαλή» συμπεριφορά, καθώς μπορούν να χειριστούν τις ασυνέχειες.
- Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι ιδανικοί για βελτιστοποίηση με πολλά κριτήρια.

Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές των εξελικτικών αλγόριθμων, με πιο διαδεδομένες τις ακόλουθες:

- Γενετικοί Αλγόριθμοι
- Εξελικτικές Στρατηγικές
- Εξελικτικός προγραμματισμός
- Γενετικός Προγραμματισμός
- Συστήματα Ταξινομητή

2.4.2.2 ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΥΘΜΟΙ

Ένας τυπικός γενετικός αλγόριθμος δουλεύει πάνω σε δυαδικές συμβολοσειρές, που αναφέρονται ως χρωμοσώματα, και αποτελούνται από γονίδια – ψηφία. Κάθε χρωμόσωμα αναπαριστά μια πιθανή λύση κωδικοποιώντας όλες τις παραμέτρους απόφασης. Ένας πληθυσμός από χρωμοσώματα αντικαθιστάται από άλλον σε κάθε κύκλο της αναπαραγωγικής διαδικασίας. Τα χρωμοσώματα που θα αναπαραχθούν επιλέγονται με βάση την αποτίμηση της καταλληλότητας τους, που αντανακλά την ποιότητα κάθε συγκεκριμένης λύσης. Έπειτα ο συνδυασμός επιμέρους χρωμοσωμάτων λαμβάνει χώρα με τον τελεστή της διασταύρωσης με βάση κάποιες πιθανότητες.

Οι απόγονοι που προκύπτουν ίσως υποστούν επεξεργασία από τον τελεστή της μετάλλαξης, σύμφωνα με κάποια πιθανότητα μετάλλαξης η οποία είναι αρκετά μικρή. Η χρήση του τελεστή αυτού διαβεβαιώνει ότι η πιθανότητα της αναζήτησης σε κάποιον συγκεκριμένο υποχώρο του προβλήματος να μην είναι ποτέ μηδενική. Αυτό εκμηδενίζει και την πιθανότητα να τελειώσει η έρευνα σε κάποιο τοπικό ελάχιστο και όχι στο ολικό βέλτιστο.

Η διαδικασία επαναλαμβάνεται συνεχώς εωςότου κάποιο προκαθορισμένο κριτήριο τερματισμού ικανοποιηθεί.

2.4.2.3 ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ

Ο εξελικτικός προγραμματισμός βασίζεται στην υπόθεση ότι, η ίδια η διαδικασία της εξέλιξης βελτιστοποιεί τη συμπεριφορά (σε επίπεδο φαινοτύπου) και όχι τα κωδικοποιημένα γονίδια. Για αυτό το λόγο η χρήση του δεν έχει κανένα περιορισμό σε ότι αφορά την αναπαράσταση του προβλήματος (η κωδικοποίηση δεν είναι απαραίτητη). Αυτό το χαρακτηριστικό του εξελικτικού προγραμματισμού του δίνει ένα μεγάλο πλεονέκτημα σε σύγκριση με τους γενετικούς αλγόριθμους. Η μετάλλαξη αποτελεί τη μόνη πηγή διαφοροποιήσεων στον αλγόριθμο. Στη μέθοδο αυτή τυπικά δε χρησιμοποιείται η διασταύρωση ή οι υπόλοιποι γενετικοί τελεστές.

Η βασική μέθοδος του εξελικτικού προγραμματισμού ξεκινάει από ένα αρχικό πληθυσμό υποψήφιων λύσεων, ο οποίος δημιουργείται τυχαία. Στη συνέχεια ο αλγόριθμος εκτελείται ακολουθώντας τα δυο παρακάτω βήματα , έως ότου ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού.

Βήματα:

- Οι απόγονοι δημιουργούνται από τις λύσεις των γονέων με αναπαραγωγή τους. Στον απλό εξελικτικό προγραμματισμό η μετάλλαξη υλοποιείται με την προσθήκη τυχαίων κανονικών μεταβλητών με μηδενική μέση τιμή και δυναμικά προσαρμόσιμη απόκλιση στα συστατικά όλων των νέων δοκιμαστικών λύσεων. Η απόκλιση της μετάλλαξης προέρχεται από την αποτίμηση της συνάρτησης καταλληλότητας των γονέων.
- Κάθε λύση-απόγονος εκτιμάται σύμφωνα με την καταλληλότητα της. Κάποιο είδος διαγωνισμού μεταξύ των ατόμων οδηγεί στην επιλογή ενός νέου πληθυσμού προκαθορισμένου μεγέθους.

2.4.2.4 ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ

Ο γενετικός προγραμματισμός είναι μια παραλλαγή των γενετικών αλγορίθμων διαφορετική αναπαράσταση προβλήματος. Η κύρια διαφορά από το γενετικό αλγόριθμο είναι ότι ο γενετικός προγραμματισμός λειτουργεί με προγράμματα, τα οποία είναι και οι υποψήφιες λύσεις, αντί για συμβολοσειρές που κωδικοποιούν πιθανές λύσεις. Παρόμοια, κάθε πρόγραμμα εκτιμάται σε επίπεδο καταλληλότητας με το να τρέχει για ένα σύνολο από δοκιμαστικά προβλήματα και να βγαίνει ένας μέσος όρος για τα αποτελέσματά του. Οι συνήθεις γενετικοί τελεστές χρησιμοποιούνται και εδώ, εκτός από τη μετάλλαξη που συναντάται πάρα πολύ σπάνια.

2.4.2.5 ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΕΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΕΣ

Οι εξελικτικές στρατηγικές είναι παρόμοιες με τους γενετικούς αλγόριθμους με κάποιες αξιοσημείωτες διαφορές. Ένα διάνυσμα με πραγματικές τιμές των μεταβλητών της αντικειμενικής συνάρτησης χρησιμοποιείται αντί για δυαδικές συμβολοσειρές. Η μετάλλαξη είναι εδώ ο κύριος τελεστής. Προσθέτει τυχαίες μεταβλητές που ακολουθούν κανονική κατανομή, με μηδενική μέση τιμή και δυναμικά προσαρμόσιμη τυπική απόκλιση σε όλες τις συνιστώσες κάθε λύσης του πληθυσμού. Ένα επιπλέον χαρακτηριστικό κάποιων εξελικτικών στρατηγικών είναι η αυτό-προσαρμογή των διακυμάνσεων και συσχετίσεων της μετάλλαξης. Η μέθοδος αυτή είναι επίσης αρκετά κοντά στη μέθοδο του εξελικτικού προγραμματισμού, παρόλο που αναπτύσσονται ξεχωριστά.

2.4.2.6 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗ

Τα συστήματα ταξινομητή βασίζονται κατά κανόνα σε συστήματα ικανά να μαθαίνουν από παραδείγματα. Παίρνουν ένα σύνολο από εισόδους και παράγουν ένα σύνολο εξόδων που υποδεικνύουν κάποια κατάταξη των εισόδων. Υπάρχει κάποια λειτουργική ομοιότητα των συστημάτων αυτών με τα νευρωνικά δίκτυα.

3 ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο γενετικός αλγόριθμος (ΓΑ) είναι μια τεχνική βελτιστοποίησης βασισμένη στις αρχές της θεωρίας εξέλιξης των ειδών και της φυσικής επιλογής, όπως αυτή διατυπώθηκε από το Δαρβίνο στα μέσα του 19ου αιώνα. Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στον κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν με κάποιο μαθηματικό μοντέλο. Χρησιμοποιούνται ιδιαίτερα σε προβλήματα, που έχουν πολλές παραμέτρους/μεταβλητές απόφασης και δεν έχει βρεθεί κάποια αναλυτική μέθοδος, που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών των μεταβλητών αυτών.

Ο ΓΑ, ουσιαστικά, επιτρέπει σε έναν πληθυσμό αποτελούμενο από πολλά άτομα να εξελιχθεί κάτω από συγκεκριμένους κανόνες, προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί (μεγιστοποιηθεί) μια αντικειμενική συνάρτηση. Αυτή η μέθοδος αναπτύχθηκε το 1975 από τον John Holland και δημοσιεύτηκε από το David Goldberg το 1989 με εφαρμογή στον έλεγχο της μεταφοράς πετρελαίου μέσω αγωγών.

Ο ΓΑ εντάσσεται στην κατηγορία των αλγορίθμων αναζήτησης, δηλαδή αλγορίθμων εύρεσης της βέλτιστης λύσης μέσα από ένα πλήθος πιθανών λύσεων. Έτσι, πολλές φορές αδυνατεί να βρει τη βέλτιστη λύση, αλλά την προσεγγίζει βρίσκοντας εξίσου καλές λύσεις.

Οι δύο πιο διαδεδομένες μορφές ΓΑ είναι ο δυαδικός ΓΑ (binary GA) και ο συνεχής ΓΑ (continuous GA). Η κύρια διαφορά τους είναι πως στο δυαδικό αλγόριθμο το χρωμόσωμα πρέπει να αποκωδικοποιηθεί από τη δυαδική του μορφή (γονίδιο) στο φαινότυπο του (αποκωδικοποιημένες τιμές), ενώ στο συνεχή ΓΑ το χρωμόσωμα δεν είναι κωδικοποιημένο.

3.2 ΑΝΑΛΟΓΙΑ ΒΙΟΛΟΓΙΚΗΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΟΡΩΝ ΤΩΝ ΓΑ

Το μεγαλύτερο μέρος της ορολογίας που χρησιμοποιείται για την περιγραφή των γενετικών αλγορίθμων είναι πανομοιότυπη με εκείνη της βιολογίας. Για τους ΓΑ ο όρος χρωμόσωμα αναφέρεται σε μια από τις υποψήφιες λύσεις του προβλήματος η οποία είναι συνήθως κωδικοποιημένη ως μια ακολουθία από ψηφία, συνήθως 0 ή 1. Ένας πληθυσμός από τέτοιες υποψήφιες λύσεις καλείται γενότυπος. Ο οργανισμός, ή φαινότυπος, είναι το αποτέλεσμα που προκύπτει από την έκφραση του γενοτύπου μέσα στο περιβάλλον. Στους ΓΑ αυτό μπορεί να είναι ένα σύνολο από άγνωστες παραμέτρους ή ένα ανεξάρτητο διάνυσμα με λύσεις.

Βιολογία	Γενετικοί αλγόριθμοι
Χρωμόσωμα ή γενότυπος	Δομή ή ακολουθία ψηφίων
Φαινότυπος	Σύνολο παραμέτρων ή διάνυσμα λύσης (με πραγματικές τιμές)
γονίδιο	Μια συγκεκριμένη θέση (ψηφίο) μέσα στη συμβολοακολουθία

ΕΙΚΟΝΑ 3-1 : ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΑΣ ΒΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΟΡΩΝ ΚΑΙ ΟΡΩΝ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ (17)

3.3 ΣΥΝΙΣΤΩΣΕΣ ΕΝΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

Ο ΓΑ ξεκινάει, όπως κάθε άλλος αλγόριθμος βελτιστοποίησης, με τον καθορισμό των μεταβλητών απόφασης (decision variables), την αντικειμενική συνάρτηση (objective function) και την συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function). Τερματίζεται ελέγχοντας αν συνέκλινε σε μία καλή ή τη βέλτιστη λύση. Παρόλα αυτά, στα ενδιάμεσα στάδια διαφέρει σημαντικά σε σχέση με άλλους αλγορίθμους βελτιστοποίησης, καθώς χρησιμοποιεί διάφορους τελεστές (γενετικούς τελεστές) και τεχνικές για την αναζήτηση της καλύτερης λύσης. Στην εικόνα 3-2 φαίνεται ένα διάγραμμα ροής με τις επιμέρους συνιστώσες του ΓΑ και κάθε μια από αυτές αναλύεται στις παρακάτω υποενότητες.

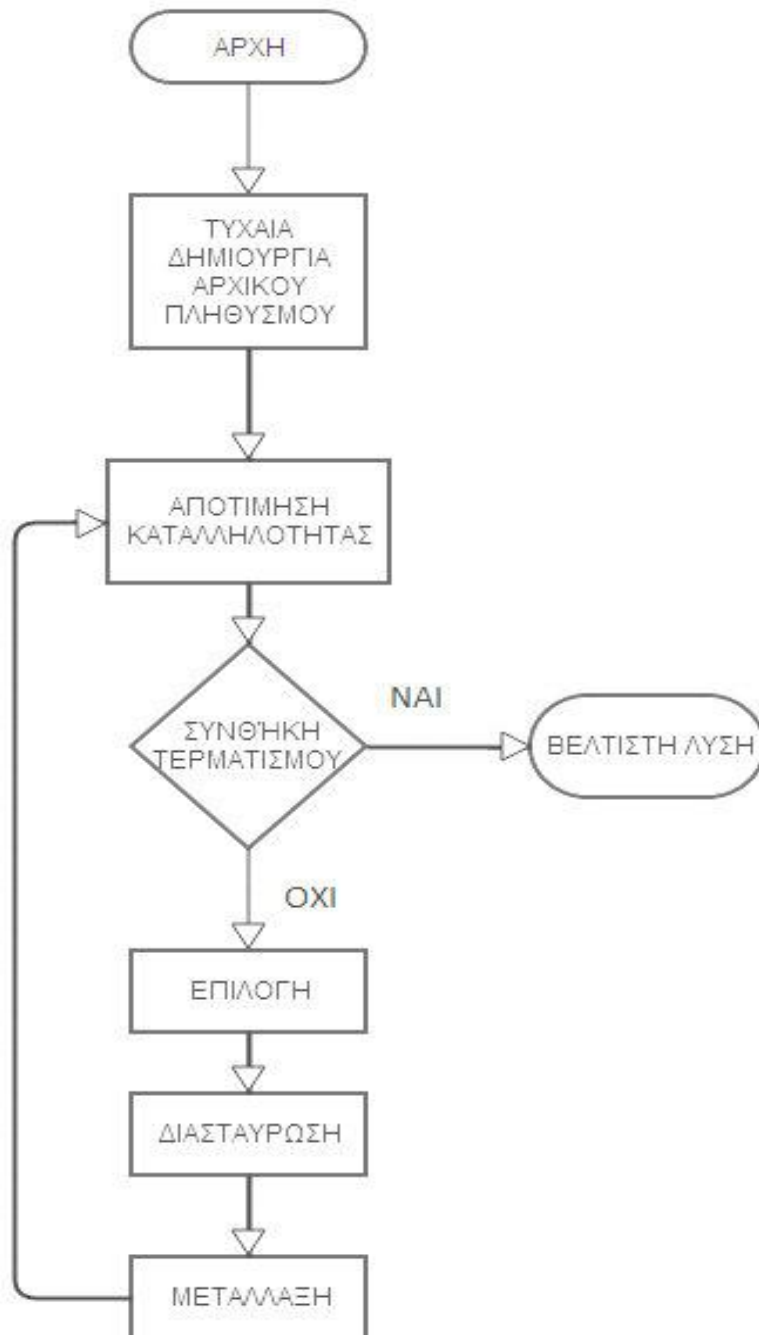
3.3.1 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ

Στόχος της επίλυσης ενός προβλήματος βελτιστοποίησης είναι η εύρεση του κατάλληλου συνδυασμού των τιμών των μεταβλητών του προβλήματος που ελαχιστοποιούν (μεγιστοποιούν) μια αντικειμενική συνάρτηση. Η επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης και η επιλογή των μεταβλητών απόφασης είναι στενά συνδεδεμένες. Ο ορισμός της πρέπει να γίνεται με πολύ προσοχή, αφού αποτελεί την μόνη πληροφορία που έχει ο αλγόριθμος για το πρόβλημα και όσο πιο εύκολα υπολογίσιμη είναι η συνάρτηση αυτή τόσο πιο γρήγορος και αποδοτικός είναι ο αλγόριθμος. Επί της ουσίας, η αντικειμενική συνάρτηση διαδραματίζει το ρόλο του περιβάλλοντος, το οποίο ευθύνεται για την εξέλιξη των γενεών, στο τεχνικό μοντέλο. Η τιμή αυτής της συνάρτησης υπολογίζεται για κάθε συμβολοσειρά που δημιουργείται σε κάθε επανάληψη του Γενετικού Αλγόριθμου και ουσιαστικά, η τιμή αυτή καθορίζει την επιβίωση και την εξέλιξη ή όχι ενός ατόμου (χρωμοσώματος). Σε κάθε πιθανή τιμή της μεταβλητής της αντικειμενικής συνάρτησης, αντιστοιχεί μια τιμή καταλληλότητας ή απόδοσης (fitness ή score), η οποία ευθύνεται για την αξιολόγηση της εκάστοτε λύσης. Το τελευταίο συμβαίνει όταν η αντικειμενική συνάρτηση τυγχάνει να είναι και συνάρτηση καταλληλότητας, πράγμα που ισχύει στα περισσότερα προβλήματα.

3.3.2 ΧΩΡΟΣ ΑΝΑΖΗΤΗΣΗΣ

Για να γίνει αποδεκτή η λύση ενός προβλήματος με τη χρήση γεννητικών αλγορίθμων πρέπει να είναι η βέλτιστη μεταξύ των υπολοίπων. Το σύνολο όλων των πιθανών και επιτρεπτών λύσεων για ένα πρόβλημα αποτελεί το χώρο αναζήτησης του. Κάθε σημείο του χώρου αυτού αντιπροσωπεύει μια πιθανή

λύση η οποία χαρακτηρίζεται από την τιμή καταλληλότητας της για το δεδομένο πρόβλημα.



ΕΙΚΟΝΑ 3-2 : ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΡΟΗΣ ΕΝΟΣ ΤΥΠΙΚΟΥ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

3.3.3 ΧΡΩΜΟΣΩΜΑΤΑ

Ένας τυπικός γενετικός αλγόριθμος δουλεύει πάνω σε συμβολοσειρές, τα χρωμοσώματα, τα οποία αποτελούνται από γονίδια - ψηφία. Κάθε χρωμόσωμα αναπαριστά μια πιθανή λύση κωδικοποιώντας όλες τις μεταβλητές απόφασης. Το χρωμόσωμα λοιπόν είναι ένα διάνυσμα με διάσταση τον αριθμό των μεταβλητών απόφασης. Δηλαδή αν έχουμε n μεταβλητές απόφασης, οι οποίες

είναι $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$, τότε ορίζεται το χρωμόσωμα ως ένα διάνυσμα n στοιχείων: $\text{χρωμόσωμα} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_n]$.

Κάθε χρωμόσωμα έχει μία τιμή καταλληλότητας (fitness value), που το αξιολογεί μέσα στη διαδικασία του ΓΑ. Η τιμή καταλληλότητας, συνήθως, είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης.

Τα περισσότερα προβλήματα βελτιστοποίησης έχουν συγκεκριμένους περιορισμούς για τις μεταβλητές απόφασης, δηλαδή οι μεταβλητές απόφασης είναι φραγμένες. Επειδή ο ΓΑ είναι μια τεχνική αναζήτησης, πρέπει να περιορίζεται στην αναζήτηση βέλτιστου σε μια καθορισμένη περιοχή των μεταβλητών απόφασης. Αυτό επιτυγχάνεται με την εισαγωγή περιορισμών.

Πολύ σημαντικό είναι η το πώς θα εκφραστούν οι μεταβλητές του προβλήματος σε χρωμόσωμα, καθώς δεν είναι πάντα εύκολο και απλό. Γι αυτό χρησιμοποιούμε συνήθως κάποιες μεθόδους κωδικοποίησης. Οι τεχνικές αυτές κωδικοποίησης της λύσης σε διανύσματα διαφέρουν από πρόβλημα σε πρόβλημα. Αλλά γενικά δίνονται οι παρακάτω κατευθυντήριες γραμμές όπως αναφέρεται στο (12):

- Μια κωδικοποίηση πρέπει να επιλεγεί έτσι ώστε τα μικρά, χαμηλής σειράς σχήματα (στα σχήματα αυτά ο αριθμός των προκαθορισμένων θέσεων στην συμβολοσειρά είναι μικρός) να είναι σχετικά με το πρόβλημα και σχετικά να μην συνδέονται με σχήματα πάνω από προκαθορισμένες σχέσεις.
- Το μικρότερο πιθανό αλφάβητο που επιτρέπει τη φυσική έκφραση του προβλήματος πρέπει να επιλεγεί.

3.3.4 ΑΡΧΙΚΟΣ ΠΛΗΘΥΣΜΟΣ

Στην αρχή του ΓΑ αρχικοποιείται ο πληθυσμός των N_{pop} χρωμοσωμάτων. Ο πληθυσμός αναπαριστάται με έναν πίνακα, όπου κάθε γραμμή του είναι ένα διάνυσμα $1 \times N_{var}$ (χρωμόσωμα). Ο πίνακας $N_{pop} \times N_{var}$ (αρχικός πληθυσμός) δημιουργείται συνήθως από τυχαίες τιμές των μεταβλητών του χρωμοσώματος. Όμως, πρακτικά παρατηρείται ότι ο πληθυσμός επιλεγμένος με τέτοιο τρόπο δεν καλύπτουν ομοιόμορφα όλο το χώρο αναζήτησης, οπότε υπάρχει το ενδεχόμενο να μειωθεί η απόδοση του αλγορίθμου. Για το λόγο αυτό ίσως πρέπει να υιοθετηθούν πιο μελετημένες στατιστικά μέθοδοι για την επιλογή του. Επίσης το μέγεθος του αρχικού πληθυσμού πρέπει να επιλεγεί με τέτοιο τρόπο ώστε να συμβιβάσει την αποδοτικότητα και την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου.

3.3.5 ΕΠΙΛΟΓΗ ΓΟΝΕΩΝ

Στους γενετικούς αλγόριθμους η συνάρτηση καταλληλότητας αποδίδει μια τιμή σε κάθε άτομο του πληθυσμού. Αυτή η τιμή είναι ο δείκτης της ποιότητας της λύσης που αντιπροσωπεύει κάθε χρωμόσωμα. Η συνάρτηση αυτή συχνά δίνεται ως μέρος του προβλήματος ή βασίζεται στην αντικειμενική συνάρτηση και η κατασκευή του μπορεί να περιλαμβάνει τη χρήση προσομοιώσεων, ευριστικών

μεθόδων, ή και τη γνώση κάποιου ειδικού. Η αξιολόγηση τη συνάρτηση καταλληλότητας για κάθε άτομο θα πρέπει να είναι σχετικά γρήγορη, λόγω του αριθμού των φορών που θα γίνεται η κλήση της. Σε περίπτωση που η αξιολόγηση της είναι αργή διαδικασία, χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως η παράλληλη επεξεργασία, κάποια προσεγγιστική μέθοδος αποτίμησης ή κάποια μέθοδος που κάνει υπολογισμούς μόνο στα στοιχεία που τροποποιούνται κάθε φορά.

Μόλις ένας πληθυσμός δημιουργηθεί και εκτιμηθεί η καταλληλότητα του, επιλέγονται οι λύσεις οι οποίες πρόκειται να συνδυαστούν για τη δημιουργία της επόμενης γενιάς. Η διαδικασία της επιλογής αυτής θα πρέπει να επιτρέπει στις καλύτερες λύσεις να αναπαράγονται, επιτρέποντας ταυτόχρονα και στα άτομα με χαμηλότερη καταλληλότητα να συμμετέχουν στη διαδικασία αυτή, αλλά με χαμηλότερη πιθανότητα. Επίσης, κατά τη διαδικασία της επιλογής θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη οι διαφορετικές καταλληλότητες κάθε χρωμοσώματος. Γενικά υπάρχουν αρκετοί τρόποι ώστε να γίνει αυτή η διαδικασία της επιλογής. Κάποιοι από αυτούς είναι (18):

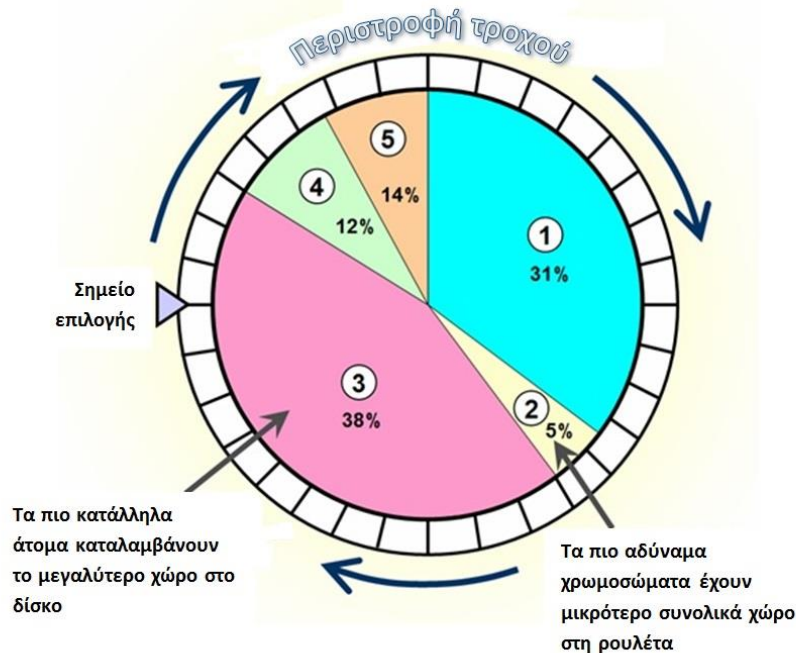
- *Ποσοστιαία επιλογή (μέθοδος του «τροχού της τύχης» (Roulette wheel method)):*

Αποτελεί μια από τις συνηθέστερα χρησιμοποιούμενες μεθόδους επιλογής. Εδώ ο προσδοκώμενος αριθμός των απογόνων ενός ατόμου i δίνεται από τη σχέση $p_i = \frac{f_i}{\bar{f}}$ όπου η $f: S \rightarrow \mathbb{R}^+$ είναι η συνάρτηση καταλληλότητας και η \bar{f} αντιπροσωπεύει τη μέση τιμή της καταλληλότητας όλων των ατόμων. Η αναλογία με τη ρουλέτα προκύπτει αν φανταστούμε το συνολικό πληθυσμό να σχηματίζει το δίσκο της ρουλέτας και κάθε άτομο του πληθυσμού αντιπροσωπεύεται από ένα χώρο, ανάλογο με την καταλληλότητά του. Έτσι, καθώς «γυρνάμε επαναλαμβανόμενα τον τροχό», τα άτομα επιλέγονται χρησιμοποιώντας τυχαία δειγματοληψία με αντικατάσταση. Για να γίνει η ποσοστιαία επιλογή ανεξάρτητη από τις διαστάσεις των τιμών της καταλληλότητας, οι λεγόμενες τεχνικές δημιουργίας παραθύρων συνήθως χρησιμοποιούνται. Περαιτέρω παραλλαγές μεθόδου του «τροχού της τύχης» στοχεύουν στη μείωση της κυριαρχικής θέσης στην αναπαραγωγή ενός ή μιας ομάδας από άκρως κατάλληλα άτομα («super individuals») χρησιμοποιώντας στοχαστικές τεχνικές δειγματοληψίας.

- *Επιλογή γραμμικής τάξεως (linear-rank selection):*

Στο πλαίσιο της γραμμικής-τάξεως επιλογή τα άτομα του πληθυσμού ταξινομούνται σύμφωνα με την καταλληλότητα τους και τα αντίγραφα τους εκχωρούνται με τέτοιο τρόπο ώστε το καλύτερο άτομο λαμβάνει ένα προκαθορισμένο πολλαπλάσιο του αριθμού των αντιγράφων που λαμβάνει το χειρότερο. Από τη μια πλευρά η γραμμική επιλογή μειώνει έμμεσα την κυριαρχία των ατόμων που έχουν πολύ καλύτερη τιμή καταλληλότητας από τα υπόλοιπα, αλλά από την άλλη πλευρά, στρεβλώνει τη διαφορά μεταξύ ατόμων με κοντινές τιμές καταλληλότητας, αυξάνοντας με αυτόν τον τρόπο την πίεση για επιλογή από στάσιμους πληθυσμούς. Ακόμη και αν γραμμικής-τάξεως

επιλογή έχει χρησιμοποιηθεί με κάποια επιτυχία, αγνοεί τις πληροφορίες για τις διαφορές στην τιμή της καταλληλότητας των διαφόρων ατόμων και έτσι παραβιάζει το θεώρημα σχήματος (schema theorem).



ΕΙΚΟΝΑ 3-3: ΠΟΣΟΣΤΙΑΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗ (ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΟΥ «ΤΡΟΧΟΥ ΤΗΣ ΤΥΧΗΣ» (ROULETTE WHEEL METHOD))

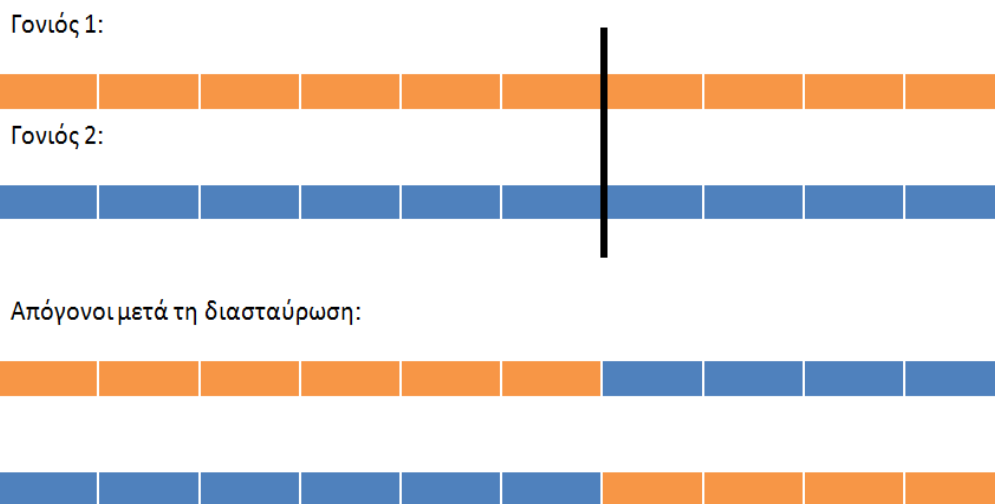
- *Τυχαία επιλογή από ένα σύνολο γονέων (Tournament selection)*
Υπάρχουν διάφορες εκδοχές αυτής της μεθόδου. Η πιο κοινή από αυτές είναι η k-tournament selection όπου k άτομα επιλέγονται τυχαία από ένα πληθυσμό και από αυτά, εκείνο με την καλύτερη τιμή καταλληλότητας κρατιέται για αναπαραγωγή. Σε αυτή την παραλλαγή η πίεση στην επιλογή μπορεί να κλιμακωθεί εύκολα επιλέγοντας κατάλληλη τιμή για το k.

3.3.6 ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗ (CROSSOVER)

Έχοντας επιλέξει τους γονείς με τη διαδικασία της επιλογής, μένει να τους συνδυάσουμε και να τους ανασυνθέσουμε ώστε να δημιουργηθούν τα καινούργια άτομα. Αυτό επιτυγχάνεται με τη διαδικασία της διασταύρωσης. Υπάρχουν αρκετές τεχνικές διασταύρωσης. Παρουσιάζουμε μερικές εδώ (18) (19):

- *διασταύρωση ενός σημείου (single-point crossover):*
κατά τη διαδικασία αυτή σε κάθε ένα από τα χρωμοσώματα-γονείς δημιουργείται μια τομή σε τυχαίο σημείο έτσι να δημιουργηθούν δυο τμήματα κεφαλής και δυο ουράς. Έπειτα τα τμήματα της ουράς εναλλάσσονται ώστε να δημιουργηθούν δυο καινούργια άτομα. (εικόνα 3-4)

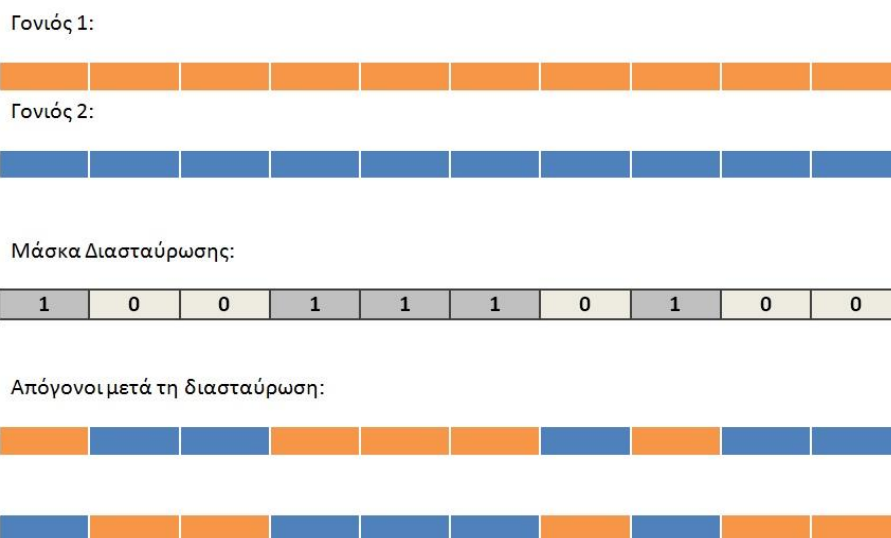
- διασταύρωση πολλαπλών σημείων (multiple-point crossover):**
 Η διαδικασία αυτή είναι μια φυσική επέκταση της διασταύρωσης ενός σημείου. Σε μια διασταύρωση N-σημείων υπάρχουν N τυχαία σημεία τομής στα χρωμοσώματα και γίνονται εναλλαγές μεταξύ των τμημάτων που προκύπτουν. Σύμφωνα με κάποιους ερευνητές η διασταύρωση πολλαπλών σημείων είναι πιο κατάλληλη στο να συνδυάζει τα καλά χαρακτηριστικά υπάρχουν στα άτομα, επειδή παίρνει δείγματα ομοιόμορφα από ολόκληρο το μήκος ενός χρωμοσώματος. Την ίδια στιγμή η διασταύρωση αυτή μπορεί να γίνει αποδιοργανωτική καθώς αυξάνεται ο αριθμός των σημείων διασταύρωσης, δηλαδή η δημιουργία μεγαλύτερων δομικών στοιχείων γίνεται όλο και πιο δύσκολη. Μειώνοντας τον αριθμό των σημείων διασταύρωσης κατά τη διάρκεια της εκτέλεση του γενετικού αλγορίθμου μπορεί να είναι μια καλή συμβιβαστική λύση.
- Ομοιόμορφη διασταύρωση(Uniform Crossover):**
 Δεδομένων δύο γονέων, κάθε γονίδιο στους απογόνους δημιουργείται από την αντιγραφή του αντίστοιχου γονιδίου από έναν από τους γονείς. Η επιλογή του γονέα γίνεται μέσω μιας μάσκας διασταύρωσης η οποία δημιουργείται τυχαία: Σε κάθε θέση, το γονίδιο των απογόνων έχει ληφθεί από τον πρώτο γονέα εάν υπάρχει 1 στην μάσκα σε αυτό το σημείο, και αντίστροφα (αν υπάρχει ένα 0 στην μάσκα σε αυτό το σημείο) το γονίδιο λαμβάνεται από τον δεύτερο γονέα (εικόνα 3-5)



EΙΚΟΝΑ 3-4 : ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗ ΕΝΟΣ ΣΗΜΕΙΟΥ (SINGLE-POINT CROSSOVER)

Η επιλογή του κατάλληλου τελεστή διασταύρωσης εξαρτάται πολύ από την αναπαράσταση του χώρου αναζήτησης του προβλήματος. Τα ακολουθιακά προβλήματα, όπως τα προβλήματα αναζήτησης πορείας για παράδειγμα, συχνά

απαιτούν τη χρήση τελεστών διαφορετικούς από αυτούς που περιγράψαμε παραπάνω καθώς ενδέχεται οι απόγονοι που θα δημιουργηθούν να είναι έξω από το σύνολο των επιτρεπόμενων λύσεων.



EΙΚΟΝΑ 3-5 : ΟΜΟΙΟΜΟΡΦΗ ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗ (UNIFORM CROSSOVER)

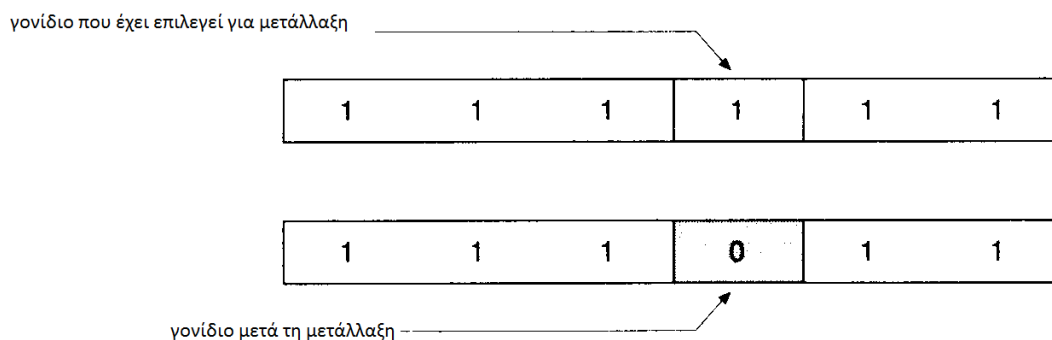
3.3.7 ΜΕΤΑΛΛΑΞΗ (MUTATION)

Ο τελεστής της μετάλλαξης επιτρέπει την τυχαία μετάβαση σε τελείως διαφορετικές περιοχές του χώρου αναζήτησης. Οι τυχαίες μεταλλάξεις που συμβαίνουν στον πληθυσμό αλλάζουν ένα συγκεκριμένο ποσοστό των μεταβλητών των χρωμοσωμάτων του. Με την διαδικασία αυτή εισάγεται πληροφορία και χαρακτηριστικά που δεν υπήρχαν πριν στον πληθυσμό και αποφεύγεται με αυτόν τον τρόπο ο εγκλωβισμός του σε τοπικά ακρότατα της αντικειμενικής συνάρτησης. Η μετάλλαξη συμβαίνει με τυχαίο τρόπο και σπάνια με πιθανότητα p_m , συχνά η πιθανότητα αυτή είναι μικρότερη από 10%.

Ο πιο συνήθης τελεστής μετάλλαξης για προβλήματα δυαδικής κωδικοποίησης είναι η μετάλλαξη σε επίπεδο μπιτ (EΙΚΟΝΑ 3-6). Σε κάποιες περιπτώσεις γίνεται με τη δημιουργία ενός ψηφίου και την εισαγωγή του στο χρωμόσωμα και σε άλλες με την αναστροφή των ήδη υπάρχοντων ψηφίων.

Σε πληθυσμούς με διαφορετική κωδικοποίηση, όπως η αναπαράσταση με ακέραιους αριθμούς, παίρνει τη μορφή της αντικατάστασης ενός ψηφίου με ένα άλλο, τυχαία επιλεγμένο από ένα κατάλληλο εύρος τιμών, με πιθανότητα p_m . Όμως, για συνδυαστικά προβλήματα βελτιστοποίησης, κάποιος τέτοιος τελεστής μπορεί να προκαλέσει προβλήματα με τη «νομιμότητα» των χρωμοσωμάτων, για παράδειγμα πολλαπλές επαναλήψεις μιας τιμής μέσα σε κάποιο άτομο μπορεί να μην είναι επιτρεπτή για κάποια προβλήματα. Εναλλακτικά έχουν χρησιμοποιηθεί τεχνικές μετάλλαξης βασισμένες στην εναλλαγή ζευγών ή την ολίσθηση θέσεων.

Επιπλέον, προσαρμοστικά συστήματα μετάλλαξης (adaptive mutation schemes) παρόμοια με μετάλλαξη στο πλαίσιο των στρατηγικών εξέλιξης αξίζει να αναφερθούν. Τα προσαρμοστικά συστήματα μετάλλαξης μεταβάλλουν τόσο το ποσοστό, όσο και τον τρόπο με τον οποίο γίνεται η μετάλλαξη κατά την διάρκεια της εκτέλεσης του ΓΑ. Για παράδειγμα, σε κάποια προβλήματα η μετάλλαξη ορίζεται με ένα τρόπο ώστε στην αρχή να γίνεται η εξερεύνηση ομοιόμορφα σε ολόκληρο το χώρο αναζήτησης και έπειτα η αναζήτηση να γίνεται πιο τοπική, ώστε να γίνονται βελτιώσεις στις υποψήφιες λύσεις.



ΕΙΚΟΝΑ 3-6: ΜΕΤΑΛΛΑΞΗ ΣΕ ΕΠΙΠΕΔΟ ΜΠΙΤ

3.3.8 ΕΠΟΜΕΝΕΣ ΓΕΝΙΕΣ – ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΤΙΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ

Αφού έχει δημιουργηθεί μια νέα γενιά των απογόνων από τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη, τίθεται το ερώτημα ποια από τις νέες υποψήφιες λύσεις πρέπει να γίνουν μέλη της επόμενης γενιάς. Στο πλαίσιο των στρατηγικών εξέλιξης το γεγονός αυτό προσδιορίζει τη διάρκεια ζωής των ατόμων και ουσιαστικά επηρεάζει τη συμπεριφορά της σύγκλισης του αλγορίθμου. Οι ακόλουθες τεχνικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως πιθανοί μηχανισμοί αντικατάστασης στους γενετικούς αλγόριθμους:

- *Αντικατάσταση γενιάς:*
Ολόκληρος ο πληθυσμός αντικαθιστάται από τους απογόνους του. Παρόμοια με την (μ,λ) στρατηγική εξέλιξης θα μπορούσε να συμβεί η καταλληλότητα του καλύτερου ατόμου να μειώνεται σε κάποιο στάδιο της εξέλιξης. Επιπλέον, η στρατηγική αυτή θέτει υπό περιορισμό την κυριαρχία κάποιων συγκεκριμένων ατόμων έτσι ώστε να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση.
- *Ελιτισμός:*
Όταν ο ΓΑ παρουσιάζει ελιτισμό, η καλύτερη λύση που έχει βρεθεί (ή οι N καλύτερες λύσεις) δε χάνεται κατά την εξέλιξη του πληθυσμού από μια γενιά σε άλλη, παρά μόνο αν βρεθεί καλύτερη λύση. Υπάρχει περίπτωση κάποιες φορές να εφαρμοστεί μετάλλαξη και στα χρωμοσώματα που διατηρούνται λόγω ελιτισμού, ώστε να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση. Αυτός ο μηχανισμός αντικατάστασης ονομάζεται «αδύναμος ελιτισμός».

- *Διαγραφή m τελευταίων :*
Τα m πιο αδύναμα χρωμοσώματα αντικαθιστώνται από m απογόνους. Εάν ισχύει ότι $m \ll N_{pop}$ τότε έχουμε την περίπτωση ενός συστήματος αντικατάστασης σταθερής κατάστασης.
- *Διαγραφή m ατόμων:*
Σε αντίθεση με την τεχνική της διαγραφής m τελευταίων, σε αυτήν δεν αντικαθιστώνται τα m πιο αδύναμα χρωμοσώματα , αλλά m αυθαίρετα επιλεγμένα άτομα από την παλιά γενιά, το οποίο από τη μία πλευρά μειώνει την ταχύτητα σύγκλισης του αλγόριθμου αλλά από την άλλη πλευρά βοηθά να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση του.

3.3.9 ΣΥΓΚΛΙΣΗ

Ο ΓΑ τερματίζεται είτε όταν έχει επέλθει σύγκλιση με βάση κάποια κριτήρια. Τα πιο συνήθη από αυτά είναι (20):

- Μέγιστος αριθμός γενεών:
Ο αλγόριθμος τερματίζει όταν υπερβεί ένα συγκεκριμένο αριθμό γενεών
- Χρόνος τερματισμού:
Η διαδικασία θα τερματιστεί αν υπερβεί κάποιο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα στην περίπτωση που έχει καθοριστεί κάτι τέτοιο.
- Καμία αλλαγή στην τιμή καταλληλότητας:
η διαδικασία θα τερματιστεί αν δεν παρατηρηθεί καμία αλλαγή στη βέλτιστη τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας για ένα καθορισμένο αριθμό γενεών.
- Γενιές αναβολής:
Ο τερματισμός έρχεται όταν δεν υπάρχει καμία βελτίωση για την αντικειμενική συνάρτηση για μια ακολουθία διαδοχικών γενεών.
- Χρονικό όριο αναβολής:
Ο αλγόριθμος τελειώνει αν δεν παρατηρηθεί βελτίωση στην αντικειμενική συνάρτηση μέσα σε ένα καθορισμένο χρονικό διάστημα.

3.4 ΣΥΝΗΘΕΙΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΟΥΣ ΓΑ

Οι τεχνικές κωδικοποίησης χρησιμοποιούνται για να μετασχηματίσουν πιθανές λύσεις του προβλήματος σε χρωμοσώματα και εξαρτώνται κάθε φορά από το συγκεκριμένο πρόβλημα. Κάποιες από τις συνήθεις κωδικοποιήσεις που χρησιμοποιούνται είναι οι ακόλουθες (21):

- Δυαδική κωδικοποίηση
Είναι η πιο συνηθισμένη μορφή κωδικοποίησης , κατά την οποία τα δεδομένα του προβλήματος μετασχηματίζονται σε ακολουθίες από 0 και 1. Η δυαδική κωδικοποίηση μπορεί να δώσει ένα μεγάλο αριθμό χρωμοσωμάτων με σχετικά μικρό αριθμό ψηφίων σε αυτά.

- Κωδικοποίηση αντιμετάθεσης
Η κωδικοποίηση αυτή είναι κατάλληλη σε προβλήματα ταξινόμησης ή ακολουθιακά. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από ακέραιους τοποθετημένους σε ακολουθία. Το πρόβλημα του περιπλανώμενου πωλητή είναι ένα κλασσικό παράδειγμα χρήσης της κωδικοποίησης αυτής.
- Κωδικοποίηση τιμής
Η κωδικοποίηση αυτή χρησιμοποιεί ακέραιους, πραγματικούς ακόμη και χαρακτήρες για να σχηματιστούν τα χρωμοσώματα.
- Κωδικοποίηση δέντρου
Είναι η καλύτερη κωδικοποίηση για την αποτίμηση εκφράσεων και προγραμμάτων, όπως ο γενετικός προγραμματισμός. Σε αυτήν κάθε χρωμόσωμα είναι ένα δέντρο ορισμένων αντικειμένων, συναρτήσεων ή εντολών που συναντάμε στις γλώσσες προγραμματισμού. Η γλώσσα προγραμματισμού LISP χρησιμοποιείται για αυτό το σκοπό, καθώς οι εφαρμογές της μπορούν εύκολα να αναπαρασταθούν και να διαχειριστούν από τους τελεστές της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

Δεν υπάρχουν σαφείς κανόνες και οδηγίες για το τι τρόπος κωδικοποίησης θα ακολουθηθεί σε κάθε πρόβλημα καθώς αυτό εξαρτάται από τις απαιτήσεις κάθε εφαρμογής και πόσο αποδοτική μπορεί να είναι η κάθε μέθοδος στην συγκεκριμένη περίπτωση.

3.5 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΜΕ ΑΛΛΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Η αρχή πίσω από την υλοποίηση ενός ΓΑ είναι απλή: μιμείται τη γενετική και τη φυσική επιλογή μέσω ενός προγράμματος. Οι παράμετροι του προβλήματος κωδικοποιούνται σαν μια γραμμική δομή δεδομένων παρόμοια με μια αλυσίδα DNA, ένα διάνυσμα ή συμβολοσειρά. Αρκετές φορές όταν το πρόβλημα είναι πολυδιάστατο μπορεί να γίνει και χρήση πίνακα.

Σε αντίθεση με τις άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης η αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να είναι οτιδήποτε μπορεί να υπολογιστεί από ένα κομπιούτερ. Οπότε δεν υπάρχουν σαφείς μαθηματικοί περιορισμοί για τις ιδιότητες τις οποίες πρέπει να έχει η αντικειμενική συνάρτηση.

Τα κύρια κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης είναι οι εξής : να είναι συνεχείς/ διακριτοί , με περιορισμούς / χωρίς περιορισμούς και ακολουθιακοί/ παράλληλοι . Υπάρχει σαφής διαφορά μεταξύ διακριτών και συνεχών προβλημάτων και το πώς αυτά επιλύονται. Ως εκ τούτου, είναι εποικοδομητικό να παρατηρήσουμε ότι οι συνεχείς μέθοδοι χρησιμοποιούνται μερικές φορές για την επίλυση εγγενώς διακριτών προβλημάτων και αντίστροφα. Οι παράλληλοι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται συνήθως για την επιτάχυνση της επεξεργασίας καθώς, σε αρκετές περιπτώσεις είναι πιο αποτελεσματικό για να τρέχουν σε αρκετούς

επεξεργαστές παράλληλα και όχι διαδοχικά . Οι περιπτώσεις αυτές περιλαμβάνουν μεταξύ άλλων αυτές στις οποίες υπάρχει μεγάλη πιθανότητα κάθε μεμονωμένη εκτέλεση αναζήτησης να κολλήσει σε ένα τοπικό ακρότατο.

Ανεξάρτητα από την παραπάνω ταξινόμηση, οι μέθοδοι βελτιστοποίησης μπορεί επίσης να διακριθούν σε ντετερμινιστικές και μη ντετερμινιστικές μεθόδους. Επιπλέον οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης μπορούν να ταξινομηθούν ως τοπικοί ή ολικοί. Χρησιμοποιώντας τους όρους της ενέργειας και εντροπίας, η τοπική αναζήτηση αντιστοιχεί στην εντροπία ενώ η ολική βελτιστοποίηση εξαρτάται ουσιαστικά από την καταλληλότητα, δηλαδή το ενεργειακό τοπίο.

Οι κύριες διαφορές των γενετικών αλγόριθμων από τις προαναφερθείσες τεχνικές βελτιστοποίησης είναι οι εξής:

1. ΓΑ λειτουργούν με κωδικοποιημένες εκδοχές των παραμέτρων του προβλήματος, παρά με τις παραμέτρους αυτές καθ' αυτές. Δηλαδή οι ΓΑ δουλεύουν με ένα κωδικοποιημένο σετ λύσεων και όχι με την ίδια τη λύση του προβλήματος.

2 . Σχεδόν όλες οι συμβατικές τεχνικές βελτιστοποίησης αναζητούν τη λύση ψάχνοντας από ένα μόνο σημείο , ενώ οι ΓΑ πάντα λειτουργούν σε ολόκληρο τον πληθυσμό σημείων. Αυτό παίζει σημαντικό ρόλο για την ευρωστία των γενετικών αλγορίθμων, καθώς βελτιώνει τις πιθανότητες για την εύρεση του ολικού μεγίστου/ελάχιστου και επίσης βοηθά στην αποφυγή του εγκλωβισμού της διαδικασίας σε τοπικά ακρότατα.

3 . Οι ΓΑ χρησιμοποιούν την συνάρτηση καταλληλότητας για τον υπολογισμό της λύσης και όχι παράγωγους . Ως αποτέλεσμα, μπορούν να εφαρμοστούν σε οποιοδήποτε είδος πρόβλημα βελτιστοποίησης, συνεχούς είτε διακριτού. Το βασικό σημείο στο οποίο πρέπει να δοθεί σημασία είναι να προσδιορισθεί και να καθαρισθεί μια κατάλληλη διαδικασία κωδικοποίησης του προβλήματος .

4. Οι ΓΑ λειτουργούν χρησιμοποιώντας πιθανοτικές μεταβάσεις , ενώ στις συμβατικές μεθόδους για συνεχή βελτιστοποίηση οι μεταβάσεις γίνονται ντετερμινιστικά , δηλαδή , οι ΓΑ δεν χρησιμοποιούν ντετερμινιστικούς κανόνες .

3.6 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΟΡΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Τα πλεονεκτήματα των γενετικών αλγορίθμων περιλαμβάνουν:

- Μπορεί να βελτιστοποιήσει συναρτήσεις τόσο με συνεχείς όσο και με διακριτές μεταβλητές,
- Μπορεί να κωδικοποιεί τις μεταβλητές και έτσι η βελτιστοποίηση να γίνεται με τις κωδικοποιημένες μεταβλητές,
- Μπορεί να γίνει χρήση παραλληλισμού
- ο χώρος των λύσεων είναι ευρύτερος

- Μπορεί να βελτιστοποιήσει μεταβλητές με εξαιρετικά περίπλοκη αντικειμενική συνάρτηση
- Εύκολο να προσεγγιστεί το ολικό βέλτιστο
- Μπορεί να ανταποκριθεί καλά σε ένα μεγάλο πλήθος μεταβλητών σχεδίασης
- Στη βελτιστοποίηση χρησιμοποιείται μόνο η αντικειμενική συνάρτηση.
- Εύκολη τροποποίηση για διαφορετικά προβλήματα.
- χειρίζεται καλά συναρτήσεις με θόρυβο.
- Χειρίζεται μεγάλους, ελάχιστα κατανοητούς χώρους αναζήτησης εύκολα
- Περιέχει μια λίστα από βέλτιστες λύσεις και όχι μόνο μια βέλτιστη λύση
- είναι πολύ ισχυροί σε δυσκολίες στην αξιολόγηση της αντικειμενικής συνάρτησης.
- Δεν απαιτεί η αντικειμενική συνάρτηση να είναι παραγωγίσιμη
- Ασυνέχειες στην αντικειμενική συνάρτηση έχουν μικρή επίδραση στην απόδοση της διαδικασίας βελτιστοποίησης
- Είναι σχεδιασμένοι ώστε να μην παγιδεύονται σε τοπικά ακρότατα.
- έχουν καλή απόδοση για μεγάλης κλίμακας προβλήματα βελτιστοποίησης
- Μπορούν να χρησιμοποιηθούν για μια ευρεία ποικιλία προβλημάτων βελτιστοποίησης
- Μπορεί εξίσου καλά να ανταποκριθεί με αριθμητικά δεδομένα, με πειραματικά δεδομένα και με αναλυτικές συναρτήσεις.

Οι περιορισμοί για τους γενετικούς αλγορίθμους περιλαμβάνουν:

- Το πρόβλημα της αναγνώρισης συνάρτηση καταλληλότητας
- Ορισμός της αναπαράστασης-κωδικοποίησης για το πρόβλημα
- Ο κίνδυνος για πρόωρη σύγκλιση
- Το πρόβλημα της επιλογής των διαφόρων παραμέτρων, όπως το μέγεθος του πληθυσμού, ο ρυθμός μετάλλαξης, τη μέθοδο επιλογής και τη δύναμή της.
- Δεν μπορείτε να χρησιμοποιήσετε κλίσεις.
- Δεν μπορούν εύκολα να ενσωματώθουν εύκολα ορισμένες πληροφορίες για την επίλυση του προβλήματος
- Δεν είναι καλός στον εντοπισμό τοπικών ακρότατων
- Δεν είναι αποτελεσματική σε ομαλές μονοτροπικές συναρτήσεις
- Συχνά πρέπει να συνδυαστούν με κάποια τοπική τεχνική αναζήτησης.
- Έχουν πρόβλημα να βρουν την ακριβή τιμή του ολικού βέλτιστου
- Απαιτούν μεγάλο αριθμό υπολογισμών της συνάρτησης καταλληλότητας
- Η διαμόρφωση τους δεν είναι απλή

3.7 ΤΟΜΕΙΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν αποδειχθεί ικανοί να επιλύουν πολλά αρκετά μεγάλα και πολύπλοκα προβλήματα, στα οποία άλλες μέθοδοι αντιμετωπίζουν δυσκολίες. Παραδείγματα είναι μεγάλης κλίμακας συνδυαστικά προβλήματα βελτιστοποίησης και εκτιμήσεις πραγματικών παραμέτρων μέσα σε αρκετά περίπλοκους χώρους αναζήτησης που παρουσιάζουν πολλά τοπικά ακρότατα. Αυτός είναι και ο λόγος που όλο περισσότεροι επιστήμονες και μηχανικοί τους χρησιμοποιούν για την επίλυση προβλημάτων.

Κάποιοι από τους κυριότερους τομείς στους οποίους οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί είναι:

- Επεξεργασία εικόνων
- Ψηφιακά συστήματα VLSI
- Πρόβλεψη των τρισδιάστατων δομών των πρωτεϊνών
- Τεχνολογίες laser
- Ιατρική
- Ανάλυση χρονοσειρών
- Τροχιές διαστημικών σκαφών
- Αεροναυπηγική
- Τεχνολογία υγρών κρυστάλλων
- Φυσική στερεάς κατάστασης
- Ρομποτική
- Δίκτυα ύδρευσης
- Έλεγχος
- Τεχνολογία λογισμικού
- Σχεδιασμός συστημάτων τεχνικής νοημοσύνης

4 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΕΛΑΧΙΣΤΩΝ ΓΕΝΝΗΤΙΚΩΝ ΔΕΝΤΡΩΝ

4.1 ΟΡΙΣΜΟΙ

Προσδιορίζουμε το δίκτυο μας, ορίζοντας το ως ένα γράφο G με n κόμβους και με μέγιστο αριθμό ακμών $n(n-1)$ που συνδέουν τους κόμβους αυτούς. Αν το δίκτυο είναι πλήρως συνδεδεμένο έχει τουλάχιστον $n-1$ συνδέσεις. Ο γράφος αν οι ακμές του χρησιμοποιούνται και από τις δυο κατευθύνσεις είναι μη κατευθυνόμενος. Θα υποθέσουμε εδώ για ευκολία ότι οι γράφοι είναι μη κατευθυνόμενοι και πλήρως συνδεδεμένοι. Στην περίπτωση αυτή ο μέγιστος αριθμός των ακμών είναι $n(n-1)/2$.

Ο βασικός σκοπός ενός δικτύου είναι να μεταφέρει κάποια αγαθά, είτε είναι προϊόντα, είτε πληροφορίες, είτε ηλεκτρική ενέργεια, από ένα κόμβο του σε κάποιον άλλο. Γι αυτό και είναι απαραίτητο να οριστεί κάποιος κανόνας για το πώς μεταφέρονται τα αντικείμενα μέσα στο δίκτυο. Αυτός ο κανόνας συνήθως βασίζεται σε κάποιο από τους αλγορίθμους δρομολόγησης. Αν ο αριθμός των συνδέσεων σε ένα πλήρως συνδεδεμένο γράφο είναι μεγαλύτερος του $n-1$, τότε η κίνηση στο δίκτυο μπορεί να αλλάξει δυναμικά ανάλογα με το μέγεθος του τρέχοντος φορτίου, την καθυστέρηση, την αποτυχία κάποιας ακμής ή κόμβου, ή ανάλογα με άλλα κριτήρια. Αντιθέτως, αν ο αριθμός των κόμβων είναι ίσος με $n-1$, τότε υπάρχει μόνο ένα μονοπάτι που συνδέει δυο τυχαίους κόμβους.

Ως δέντρο, T , ορίζεται ένας μη κατευθυνόμενος και συνδεδεμένος γράφος που δεν περιέχει κύκλους. Για ένα δέντρο T με n κόμβους, υπάρχουν ακριβώς $n-1$ ακμές. Είχε ανακαλυφθεί από τον Cayley (1889) ότι για ένα γράφο με n κόμβους, μπορούν να οριστούν n^{n-2} πιθανά δέντρα. Η δομή του δέντρου έχει ορισμένα αξιοσημείωτα πλεονεκτήματα:

- Μπορεί να αναπαραστήσει ένα δίκτυο με τις ελάχιστες δυνατές συνδέσεις, πάντα όμως ως συνδεδεμένο γράφο.
- Δεν είναι απαραίτητη η δυναμική δρομολόγηση, καθώς υπάρχει μόνο ένα πιθανό μονοπάτι μεταξύ κάποιων κόμβων.
- Ο χώρος αναζήτησης είναι της τάξεως μεγέθους $|\Phi_{tree}|=n^{n-2}$ και είναι αρκετά μικρότερος από ότι για ένα δίκτυο γενικά 'όπου $|\Phi| \leq 2^{n(n-1)/2}$.

Η χρήση των δέντρων όμως έχει και κάποια μειονεκτήματα :

- Τα δέντρα είναι πολύ ευάλωτα σε αποτυχίες ακμών ή/και κόμβων. Αν μια ακμή ή ένας κόμβος παρουσιάσει αποτυχία, το δέντρο διασπάται σε μικρότερα υποδέντρα, ανίκανα να επικοινωνήσουν μεταξύ τους.

Στον τομέα των τηλεπικοινωνιών, η δομή του δέντρου χρησιμοποιείται ευρέως στον σχεδιασμό και την επέκταση των δικτύων επικοινωνιών. Ο ορισμός του προβλήματος σχεδιασμού ενός τέτοιου δικτύου βασίζεται στα παρακάτω στοιχεία:

- Τον αριθμό των κόμβων του δικτύου, n
- Την τοποθεσία των κόμβων
- Τις απαιτήσεις της κίνησης μεταξύ των κόμβων
- Την διαθέσιμη χωρητικότητα των γραμμών-ακμών
- Το κόστος των ακμών, εξαρτώμενο τόσο από τη χωρητικότητα, όσο και από το μήκος

Ο σχεδιαστής καλείται να αποφασίσει:

- Την τοπολογία (δομή) του δικτύου
- Τη χωρητικότητα των ακμών
- Τη δρομολόγηση της κίνησης μέσα από το δίκτυο

Ο γενικός σκοπός της διαδικασίας σχεδιασμού εδώ, είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους με τον περιορισμό να καλύπτονται οι απαιτήσεις της κίνησης μεταξύ των κόμβων.

Αν επικεντρωθούμε στις δομές δέντρου, οι χωρητικότητες των γραμμών, καθώς και η πορεία της κίνησης αποφασίζονται από την τοπολογία. Αυτό σημαίνει πως η διαδικασία βελτιστοποίησης απλοποιείται στο να βρεθεί η βέλτιστη δομή για το δέντρο.

Το πρόβλημα του σχεδιασμού ενός δικτύου επικοινωνιών, όπως θα φανεί παρακάτω, παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με το πρόβλημα της επέκτασης ενός δικτύου διανομής ηλεκτρικής ενέργειας με βάση την τοπολογία γραμμών για την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους. Γι αυτό το λόγο και αναφέρθηκε εδώ, καθώς και θα επιχειρήσουμε μια παρόμοια προσέγγιση για τη λύση του.

4.2 SPANNING TREES- MINIMUM SPANNING TREES

4.2.1 ΓΕΝΝΗΤΙΚΑ ΔΕΝΔΡΑ (SPANNING TREES)

Ένα γεννητικό δέντρο για ένα γράφο G είναι ένας υπογράφος του G , ο οποίος είναι ένα δέντρο που περιέχει όλες τις κορυφές του G . Υπάρχουν αρκετές περιπτώσεις που η εύρεση γεννητικών δέντρων ενός γράφου είναι αναγκαία. Όταν πρέπει να βρεθεί ένας απλός, φτηνός και παράλληλα αποδοτικός τρόπος να συνδεθούν κάποια τερματικά μεταξύ τους, είτε είναι υπολογιστές,

τηλέφωνα, εργοστάσια, πόλεις, φορτία μια λύση είναι συνήθως ένα είδος γεννητικού δέντρου. Τα γεννητικά δέντρα έχουν ιδιαίτερη σημασία για τους παρακάτω λόγους:

- Δημιουργούν ένα αραιό υπογράφο που αντανακλά πολλές πληροφορίες για τον αρχικό γράφο.
- Παίζουν ένα σημαντικό ρόλο στο σχεδιασμό αποδοτικών αλγορίθμων δρομολόγησης.
- Κάποια δύσκολα προβλήματα με αρκετά μεγάλη πολυπλοκότητα, όπως το πρόβλημα του δέντρου Steiner και το πρόβλημα του περιπλανώμενου πωλητή, μπορούν να λυθούν κατά προσέγγιση με τη χρήση γεννητικών δέντρων.
- Έχουν μεγάλο εύρος εφαρμογών σε πολλούς τομείς, όπως ο σχεδιασμός δικτύων, βιοπληροφορική κλπ

4.2.2 ΕΛΑΧΙΣΤΑ ΓΕΝΝΗΤΙΚΑ ΔΕΝΤΡΑ (MINIMUM SPANNING TREES)

Ας υποθέσουμε ότι έχετε μια επιχείρηση με πολλά υποκαταστήματα και θέλετε να μισθώσετε τηλεφωνικές γραμμές για τη σύνδεσή τους. Ο στόχος σας είναι να συνδέσετε όλα τα γραφεία σας με το ελάχιστο συνολικό κόστος. Η προκύπτουσα σύνδεση πρέπει να έχει δομή ενός γεννητικού δένδρου διότι, αν δεν είναι δέντρο, μπορείτε πάντα να αφαιρέσετε κάποιες ακμές χωρίς να χαθεί η συνδεσιμότητα και έτσι να εξοικονομηθούν χρήματα.

Ένα minimum spanning tree (MST) ενός γράφου G είναι ένα spanning tree του G του οποίου το άθροισμα του βάρους των ακμών είναι ελάχιστο. Με άλλα λόγια, ένα minimum spanning tree είναι ένα δέντρο που σχηματίζεται από ένα υποσύνολο των ακμών ενός δεδομένου μη κατευθυνόμενου γράφου, με δύο ιδιότητες: (1) να καλύπτει όλο το γράφο, δηλαδή, περιλαμβάνει κάθε κορυφή, και (2) είναι ένα ελάχιστο, δηλαδή, το συνολικό βάρος όλων των ακμών είναι όσο το δυνατόν χαμηλότερο.

Ας θεωρήσουμε ένα συνδεδεμένο γράφο $G=(V,E)$, όπου $V=\{v_1,v_2,\dots,v_n\}$ είναι το πεπερασμένο σύνολο όλων των κορυφών του και $E=\{e_1,e_2,\dots,e_m\}$ το πεπερασμένο σύνολο των ακμών του, οι οποίες περιγράφουν συνδέσεις μεταξύ των κορυφών. Κάθε ακμή αντιπροσωπεύεται από ένα θετικό πραγματικό αριθμό, $W=\{w_1,w_2,\dots,w_m\}$, ο οποίος αναπαριστά κόστος ή απόσταση. Το πρόβλημα μας στην ουσία λοιπόν είναι η εύρεση ενός υπογράφου που ενώνει όλες τις κορυφές του G και έχει ελάχιστα βάρη.

Έστω x μια δυαδική μεταβλητή απόφασης που ορίζεται ως εξής:

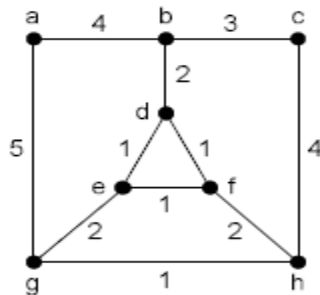
$$x = \begin{cases} 1, & \text{αν η ακμή } e_i \text{ έχει επιλεγεί} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

Επίσης δηλώνουμε ως T , το σύνολο όλων των spanning δέντρων που ανταποκρίνονται στο γράφο G . Τώρα μπορούμε να διατυπώσουμε το πρόβλημα της εύρεσης του minimum spanning tree ως:

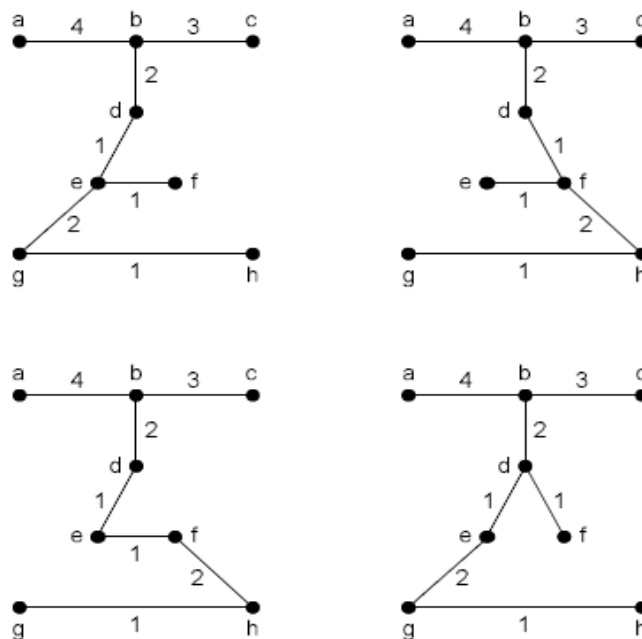
$$\min \left\{ z(x) = \sum_{i=1}^m w_i x_i \mid x \in T \right\}$$

Το συγκεκριμένο πρόβλημα συμπεριλαμβάνεται σε πάρα πολλά βιβλία αλγόριθμων καθώς: (1) εφάπτεται σε πολλές εφαρμογές , (2) είναι ένα σημαντικό παράδειγμα στο οποίο οι άπληστοι αλγόριθμοι προσφέρουν πάντα μια βέλτιστη λύση , και (3) η ανάπτυξη έξυπνων δομών δεδομένων είναι αναγκαία για να λειτουργήσει αποτελεσματικά .

Στην ΕΙΚΟΝΑ 4-1 και την ΕΙΚΟΝΑ 4-2 φαίνεται ένας γράφος με βάρη και αντίστοιχα τα minimum spanning trees που προκύπτουν από αυτόν. Παρατηρούμε ότι το minimum spanning tree για ένα γράφο δεν είναι απαραίτητα μοναδικό.



ΕΙΚΟΝΑ 4-1 : ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΕΝΟΣ ΓΡΑΦΟΥ ΜΕ ΒΑΡΗ



ΕΙΚΟΝΑ 4-2 : ΤΑ MINIMUM SPANNING TREES ΠΟΥ ΠΡΟΚΥΠΤΟΥΝ ΑΠΟ ΤΟ ΓΡΑΦΟ ΠΟΥ ΦΑΙΝΕΤΑΙ ΣΤΗΝ ΕΙΚΟΝΑ 4-2

4.3 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ

4.3.1 ΕΠΙΘΥΜΗΤΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΜΙΑΣ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ ΔΕΝΤΡΩΝ ΓΙΑ ΓΑ

Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία (22) υπάρχουν έξι βασικές ιδιότητες που πρέπει να καλύπτει μια κωδικοποίηση για ένα δέντρο προκειμένου να χρησιμοποιηθεί με τους γενετικούς αλγόριθμους.

- **Κάλυψη:** η κωδικοποίηση πρέπει να μπορεί να μπορεί να αναπαραστήσει όλα τα πιθανά δέντρα με διαφορετικές ακολουθίες.
- **Βιωσιμότητα:** κάθε κώδικας θα πρέπει να αναπαριστά ένα υπαρκτό δέντρο, και ακολούθως κάθε κώδικας-χρωμόσωμα τροποποιημένο από τους τελεστές mutation και crossover να αναπαριστά επίσης δέντρο.
- **Αμεροληψία:** κάθε δέντρο πρέπει να αντιπροσωπεύεται από τον ίδιο αριθμό κωδικών ($1 \rightarrow n$: κάθε δέντρο αναπαριστάται από n διαφορετικούς κώδικες). Όταν ένα δέντρο αναπαριστάται μόνο από ένα κωδικό τότε αποδίδουμε στην διαδικασία της κωδικοποίησης την έννοια της μοναδικότητας.
- **Τοπικότητα:** μικρές αλλαγές που συμβαίνουν στο δέντρο θα πρέπει να επιφέρουν μικρές αλλαγές και στον κωδικό του, και αντίστροφα.
- **Κληρονομικότητα:** όταν αποκτούμε ένα κωδικό από το συνδυασμό των κωδικών δυο δέντρων γονέων, κάθε ακμή του δέντρου-απογόνου θα πρέπει να ανήκει στους γονείς του.
- **Αποδοτικότητα:** οι διαδικασίες της κωδικοποίησης και αποκωδικοποίησης θα πρέπει να απαιτούν πολύ μικρό χρόνο για την εκτέλεση τους, καθώς η κλήση τους θα γίνεται πάρα πολλές φορές από τον γενετικό αλγόριθμο προκειμένου να αποτιμηθεί η συνάρτηση καταλληλότητας.

4.4 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ PRÜFER

Στην κωδικοποίηση Prüfer ένα δέντρο αναπαριστάται από ένα διάνυσμα ακεραίων διάστασης $n-2$, όπου n ο αριθμός των κόμβων και κάθε στοιχείο του διανύσματος παίρνει τιμές από 1 έως n . Η κωδικοποίηση αυτή βασίζεται στο θεώρημα του Cayley, ο οποίο δηλώνει ότι από ένα πλήρη γράφο με n κορυφές βρίσκονται n^{n-2} δέντρα. Η κωδικοποίηση εκπληρώνει το κριτήριο της αξιοπιστίας με ένα προς ένα αντιστοίχιση, καλύπτει όλες τις πιθανές λύσεις και κάθε διάνυσμα αντιπροσωπεύει ένα υπαρκτό δέντρο. Όμως, η κωδικοποίηση αυτή λειτουργεί μόνο με πλήρης γράφους.

Λαμβάνοντας υπόψη ένα δέντρο με κορυφές αριθμημένες με 1, 2, 3, . . . , n , η διαδικασία κωδικοποίησης εξάγει μια μοναδική Prüfer ακολουθία μήκους $n - 2$. Γίνεται αρχικοποίηση με μια κενή ακολουθία. Αν το δέντρο έχει περισσότερες από δύο κορυφές, ο αλγόριθμος βρίσκει το φύλλο με τη χαμηλότερη αρίθμηση,

και προσαρτεί στην ακολουθία την ετικέτα του κόμβου-πατέρα του εν λόγω φύλλου. Έπειτα το φύλλο αυτό διαγράφεται από το δέντρο. Αυτή η λειτουργία επαναλαμβάνεται $n - 2$ φορές, μέχρις ότου μόνο δύο κορυφές παραμείνουν στο δέντρο. Ο αλγόριθμος καταλήγει να διαγράψει $n - 2$ κορυφές, για αυτό η προκύπτουσα ακολουθία είναι μήκους $n - 2$. Η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου κωδικοποίησης είναι $O(n)$ (23).

Αλγόριθμος: ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ PRÜFER

Είσοδος: ένα δέντρο με αριθμημένες κορυφές

Έξοδος: μια ακολουθία Prüfer

Επανάλαβε $n-2$ φορές

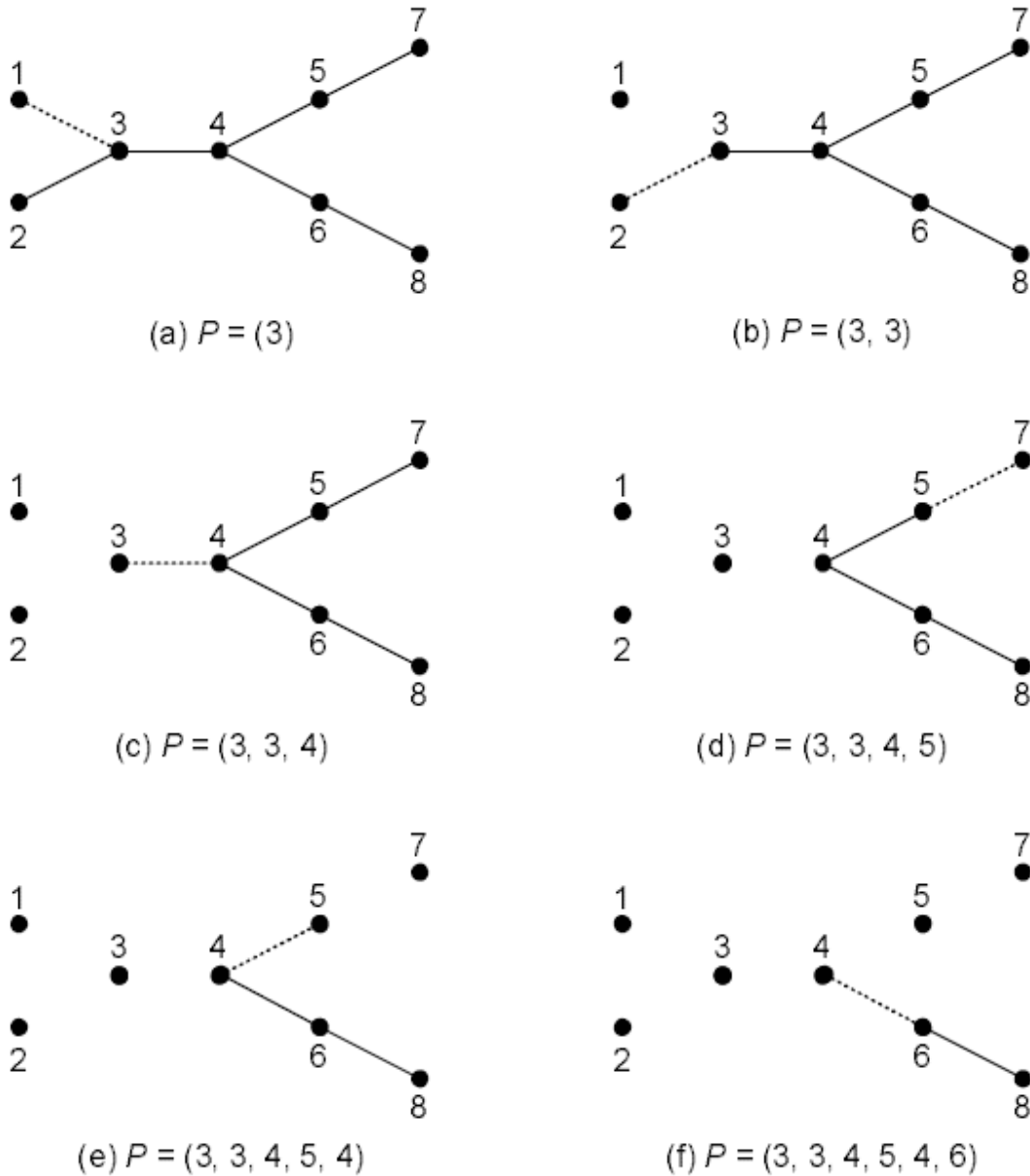
$u \leftarrow$ το φύλλο με τη μικρότερη ετικέτα

Τοποθέτησε την ετικέτα του πατέρα του u στην ακολουθία εξόδου.

Διέγραψε το φύλλο u από το δέντρο.

Στην εικόνα φαίνεται η διαδικασία κωδικοποίησης βήμα βήμα. Στην ΕΙΚΟΝΑ 4-3(α), η κορυφή 1 είναι το φύλλο με τη μικρότερη ετικέτα, έτσι προσθέτουμε την κορυφή -πατέρα της, την κορυφή 3 στην ακολουθία. Οπότε τώρα η ακολουθία Prüfer υπό κατασκευή, που συμβολίζεται με P , ισούται με (3) . Στη συνέχεια, η κορυφή 1 από το δέντρο. Στην ΕΙΚΟΝΑ 4-3(b), η κορυφή 2 γίνεται το φύλλο με τη χαμηλότερη ετικέτα, οπότε και πάλι προσθέτουμε τον πατέρα του, δηλαδή την κορυφή 3 στην ακολουθία. Έτσι έχουμε $P = (3, 3)$. Μετά απομακρύνεται η κορυφή 2 από το δέντρο και η κορυφή 3 είναι το φύλλο με τη χαμηλότερη ετικέτα. Η κορυφή 4 ο πατέρας της 3, οπότε έχουμε $P = (3, 3, 4)$. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μερικές φορές μέχρι να μείνουν μόνο δύο κορυφές στο δέντρο. Σε αυτό το παράδειγμα, οι κορυφές 6 και 8 είναι οι δύο κορυφές που μένουν. Επομένως, η ακολουθία Prüfer για την ΕΙΚΟΝΑ 4-3 είναι $(3, 3, 4, 5, 4, 6)$.

Μπορεί να επαληθευτεί ότι τα διαφορετικά γεννητικά δένδρα για το γράφο G προσδιορίζονται από διαφορετικές ακολουθίες Prüfer. Ο αλγόριθμος αποκωδικοποίησης Prüfer παρέχει την αντίστροφη διαδικασία, η οποία βρίσκει το μοναδικό δένδρο T με n κορυφές για μια ακολουθία Prüfer από $n - 2$ στοιχεία. Έστω μια δεδομένη ακολουθία Prüfer $P = (p_1, p_2, \dots, p_{n-2})$. Παρατηρήστε ότι κάθε κορυφή u του T εμφανίζεται $\deg(u) - 1$ φορές στην ακολουθία $(p_1, p_2, \dots, p_{n-2})$, όπου $\deg(u)$ είναι ο βαθμός της κορυφής u . Έτσι, οι κορυφές πρώτου βαθμού, δηλαδή τα φύλλα, είναι εκείνες που δεν εμφανίζονται καθόλου στην P .



ΕΙΚΟΝΑ 4-3 : ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΣΤΟ ΟΠΟΙΟ ΦΑΙΝΕΤΑΙ ΒΗΜΑ ΠΡΟΣ ΒΗΜΑ ΤΟ ΠΩΣ ΓΙΝΕΤΑΙ Η ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ PRÜFER

Για να ανακατασκευάσει το δένδρο T από την $(p_1, p_2, \dots, p_{n-2})$ εργαζόμαστε ως εξής. Έστω V είναι το σύνολο των κορυφών $\{1, 2, \dots, n\}$ του γράφου. Στην επανάληψη i της διαδικασίας, η ακολουθία είναι $P = (p_i, p_{i+1}, \dots, p_{n-2})$. Έστω v είναι το μικρότερο στοιχείο του συνόλου V που δεν υπάρχουν στο P . Ενώνουμε κορυφή v στην κορυφή p_i . Στη συνέχεια, αφαιρούμε την κορυφή v από το σύνολο V , και την p_i από το P . Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για $n - 2$ φορές μέχρι να μείνουν μόνο δύο κορυφές στο V . Στο τέλος, ενώνουμε τις κορυφές απέμειναν στο V . Μπορεί να αποδειχθεί ότι διαφορετικές ακολουθίες Prüfer δίνουν διαφορετικά δέντρα που προκύπτουν από το γράφο G . Η πολυπλοκότητα της διαδικασίας αποκωδικοποίησης έχει βρεθεί $O(n \log n)$ (23).

Αλγόριθμος: ΑΠΟΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ PRÜFER

Είσοδος: μια ακολουθία Prüfer $P=(p_1, p_2, \dots, p_{n-2})$

Έξοδος: ένα δέντρο με κορυφές $1,2,\dots,n$

$P \leftarrow$ η ακολουθία Prüfer, είσοδος

$n \leftarrow |P|+2$

$V \leftarrow \{1,2,\dots,n\}$

Ξεκίνα με τις n απομονωμένες κορυφές $1,2,\dots,n$

Για $i=1$ έως $n-2$ επανέλαβε

$u \leftarrow$ το μικρότερο στοιχείο του V που δεν υπάρχει

στο P

Συνέδεσε την κορυφή u στην κορυφή p_i

Διέγραψε το u από το V

Διέγραψε το p_i από την ακολουθία P

*/*τώρα το $P=(p_{i+1}, p_{i+2}, \dots, p_{n-2})$ */*

Συνέδεσε τις δυο κορυφές που βρίσκονται στο V

Για να επεξηγηθεί πώς λειτουργεί ο αλγόριθμος αποκωδικοποίησης Prüfer, ας πάρουμε την ακολουθία $(3, 3, 4, 5, 4, 6)$ και ας εξάγουμε το αντίστοιχο δέντρο βήμα προς βήμα όπως φαίνεται στην ΕΙΚΟΝΑ 4-4. Αρχικά, $P = (3, 3, 4, 5, 4, 6)$ και $V = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$. Η κορυφή 1 είναι το μικρότερο στοιχείο του συνόλου V που δεν υπάρχει στο P . Έτσι συνδέουμε κορυφή 1 το πρώτο στοιχείο του P , δηλαδή, την κορυφή 3. Στη συνέχεια, αφαιρείται η 3 από το P και η 1 από το V . Τώρα έχουμε $P = (3, 4, 5, 4, 6)$ και $V = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$. Ενώνουμε την κορυφή 2 με την κορυφή 3. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται ξανά και ξανά μέχρι να μείνουν μόνο δύο κορυφές στο V .

4.4.1 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ

Οι αριθμοί Prüfer είναι μια πολύ κομψή και ενδιαφέρουσα κωδικοποίηση με μερικά σημαντικά οφέλη (24) :

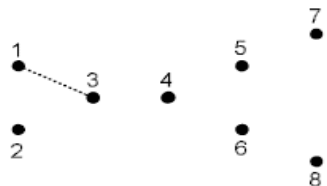
- Κάθε δέντρο μπορεί να εκπροσωπείται από μια ακολουθία Prüfer .
- Οι Prüfer ακολουθίες αντιπροσωπεύουν μόνο δέντρα..
- Κάθε Prüfer αριθμός αντιπροσωπεύει ακριβώς ένα δέντρο .
- Όλα τα δέντρα εκπροσωπούνται ομοιόμορφα (αμερόληπτη) .

Μια ματιά στον κανόνα κατασκευής του αριθμού Prüfer δείχνει ότι οι Prüfer αριθμοί είναι σε θέση να εκπροσωπήσουν όλα τα πιθανά δέντρα . Επειδή κάθε δέντρο έχει τουλάχιστον δύο κόμβους με βαθμό 1 , ο κανόνας κατασκευής μπορεί να εφαρμοστεί σε κάθε δέντρο. Πρέπει να σημειώσουμε ότι η αρχική πρόθεση του Prüfer ήταν να αποδείξει το θεώρημα του Cayley (Cayley 1889) με την εισαγωγή των αριθμών Prüfer. Επίσης είχε δειχτεί από τον Prüfer (1918), ότι οι Prüfer αριθμοί αντιπροσωπεύουν μόνο δέντρα. Ως εκ τούτου , ένας αριθμός Prüfer μπορεί να δημιουργηθεί εντελώς τυχαία και παρόλα αυτά να αντιπροσωπεύει πάντα ένα δέντρο . Σε αντίθεση με πολλές άλλες τεχνικές αναπαράστασης δέντρων, δεν είναι αναγκαία η τροποποίηση ενός τυχαία

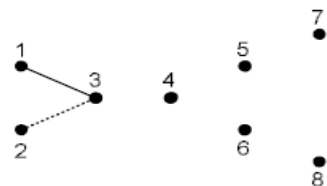
επιλεγμένου άτομου από το γενετικό αλγόριθμο. Επιπλέον, δεν είναι επίσης απαραίτητο να τροποποιούνται χρωμοσώματα που παράγονται από τους γενετικούς τελεστές σε κάθε γενιά. Τα τρία πρώτα οφέλη από τους αριθμούς Prüfer μπορούν να συνοψιστούν στο γεγονός ότι η κωδικοποίηση Prüfer είναι μια ένα-προς-ένα αντιστοίχιση.

Μια συνέπεια της ένα-προς-ένα χαρτογράφησης είναι ότι όλα τα δέντρα εκπροσωπούνται ομοιόμορφα και κάθε δέντρο εκπροσωπείται από ακριβώς ένα συγκεκριμένο Prüfer αριθμό. Όπως ήδη αναφέρθηκε, ο αριθμός των διαφορετικών δέντρων για ένα γράφημα με n κόμβους είναι n^{n-2} , και επίσης, υπάρχουν ακριβώς n^{n-2} διαφορετικοί αριθμοί Prüfer για ένα δέντρο n κόμβων. Ως εκ τούτου, στους γενετικούς αλγόριθμους που χρησιμοποιούν Prüfer αριθμούς δεν αντιμετωπίζουμε κανένα πρόβλημα πλεονασμού. Επίσης, χρησιμοποιώντας Prüfer αριθμούς ο γενετικός αλγόριθμος δεν επηρεάζεται από την υπερβολική ή την πολύ μικρή εκπροσώπηση ορισμένων ατόμων στον πληθυσμό.

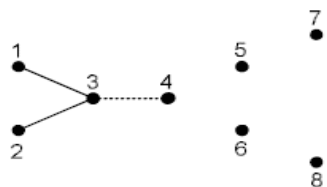
Ωστόσο, η χρήση της κωδικοποίησης Prüfer είναι συνδεδεμένη με κάποια σοβαρά μειονεκτήματα.



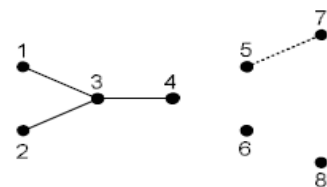
(a) $P = (\underline{3}, 3, 4, 5, 4, 6)$; $V = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$



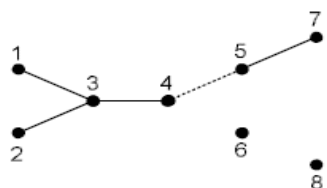
(b) $P = (\underline{3}, 4, 5, 4, 6)$; $V = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$



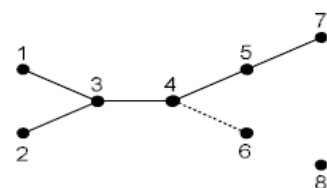
(c) $P = (\underline{4}, 5, 4, 6)$; $V = \{3, 4, 5, 6, 7, 8\}$



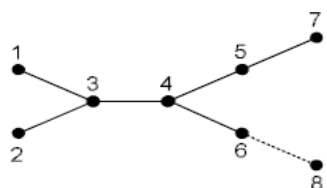
(d) $P = (\underline{5}, 4, 6)$; $V = \{4, 5, 6, 7, 8\}$



(e) $P = (\underline{4}, 6)$; $V = \{4, 5, 6, 8\}$



(f) $P = (\underline{6})$; $V = \{4, 6, 8\}$



(g) $P = ()$; $V = \{6, 8\}$

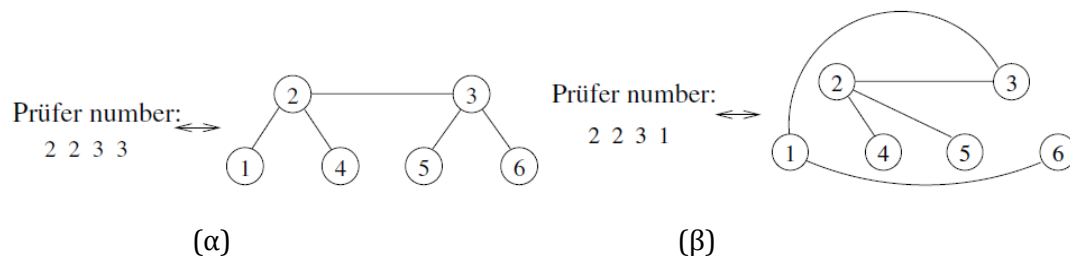
4.4.2 ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ

Η Prüfer κωδικοποίηση έχει τα εξής σημαντικά μειονεκτήματα (24):

- πολύπλοκους υπολογισμούς
- χαμηλή κληρονομικότητα
- χαμηλή τοπικότητα

Σε σύγκριση με κάποιες άλλες αναπαραστάσεις, η κατασκευή ενός Prüfer αριθμού είναι πιο σύνθετη. Αλλά, μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας τη βοήθεια ενός σωρού σε χρόνο $O(n \log n)$. Αυτό φαίνεται να είναι αποδεκτό για τα περισσότερα προβλήματα.

Το πιο σημαντικό μειονέκτημα του αριθμού Prüfer είναι η χαμηλή τοπικότητα της αναπαράστασης. Μικρές αλλαγές σε μια ακολουθία Prüfer μπορεί να οδηγήσουν σε μεγάλες μεταβολές στο γράφο που εκπροσωπείται. Αυτό σημαίνει ότι, η χαρτογράφηση από το φαινότυπο προς το γονότυπο δεν είναι ομοιογενής. Ως εκ τούτου, ο τελεστής της διασταύρωσης που καλείται να κάνει τοπική αναζήτηση γύρω από τα άτομα με την καλύτερη συμπεριφορά αποτυγχάνει, καθώς παράγει απογόνους, δέντρα, με πολύ διαφορετική δομή από τους γονείς τους. Έτσι οι απόγονοι δεν κληρονομούν τις σημαντικές ιδιότητες των γονέων τους. Συνεπώς, η διασταύρωση δεν λειτουργεί ως μια τοπική αναζήτηση, αλλά περισσότερο ως μια τυχαία αναζήτηση πάνω από το χώρο αναζήτησης.



ΕΙΚΟΝΑ 4-5: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΠΟΥ ΑΠΕΙΚΟΝΙΖΕΙ ΤΗΝ ΧΑΜΗΛΗ ΤΟΠΙΚΟΤΗΤΑ ΤΗΣ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ PRÜFER

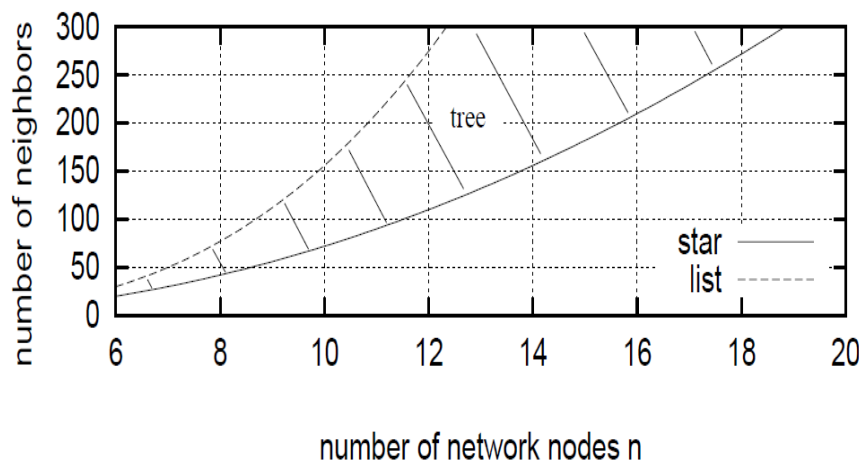
Ένα μικρό παράδειγμα που απεικονίζει την χαμηλή τοπικότητα της κωδικοποίησης φαίνεται στην . Η αλλαγή του τελευταίου ψηφίου του Prüfer αριθμού στην ΕΙΚΟΝΑ 4-5(α) από 3 σε 1 δημιουργεί την ακολουθία 2231, η οποία αποκωδικοποιείται στις ακμές (2,4), (2,5), (3,2), (1,3), και (1,6) (ΕΙΚΟΝΑ 4-5(β)). Μόνο δύο από τα πέντε συνδέσμους του αρχικού δέντρου υπάρχουν στους απογόνους.

Μερικοί Prüfer αριθμοί έχουν υψηλή τοπικότητα . Ένα αστέρι είναι ένα δένδρο στο οποίο κάθε κόμβος, εκτός από έναν, είναι φύλλο. Ένα αστέρι με n κόμβους

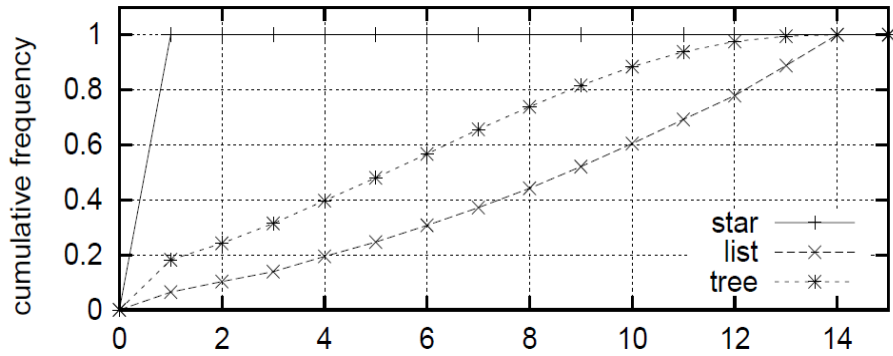
έχει $(n-1)(n-2)$ γείτονες , που λαμβάνονται με αντικατάσταση κάποιας από τις ακμές του με μια άλλη εφικτή. Στον αριθμό Prüfer ενός άστρου όλα τα σύμβολα είναι τα ίδια. Οι γείτονες ενός άστρου αντιπροσωπεύονται από τους γείτονες του Prüfer αριθμού του, που λαμβάνεται με την αλλαγή ενός από τα ψηφία του. Οι γείτονες αυτοί είναι επίσης $(n-1)(n-2)$. Για τα αστέρια, η γονοτυπική και φαινοτυπική γειτονιά συμπίπτουν, και η τοπικότητα είναι μέγιστη .

Αυτό φαίνεται ευόϊωνο, αλλά η τοπικότητα της κωδικοποίησης αυτής ποικίλλει ανάλογα με τα σχήματα των δέντρων που αντιπροσωπεύονται κάθε φορά. Μια λίστα είναι ένα γεννητικό δένδρο με δύο φύλλα και $n-2$ κόμβους βαθμού 2. Στους αριθμούς Prüfer που αντιπροσωπεύουν λίστες, όλα τα σύμβολα είναι διαφορετικά και μια λίστα με n κόμβους έχει $n/6(n-1)(n+1)-n+1$ γείτονες. Τα αστέρια και οι λίστες έχουν τη μικρότερη και τη μεγαλύτερη φαινοτυπική γειτονιά, αντίστοιχα. Όλα τα άλλα δέντρα πέφτουν μεταξύ αυτών των δυο ακραίων περιπτώσεων. Όπως φαίνεται στην ΕΙΚΟΝΑ 4-6(από την (25))όπου ο φαινότυπος απεικονίζεται ως συνάρτηση του αριθμού των κόμβων. Παρατηρούμε πως τα τυχαία δέντρα είναι σε γενικές γραμμές περισσότερο παρόμοια με τις λίστες από ότι με τα αστέρια.

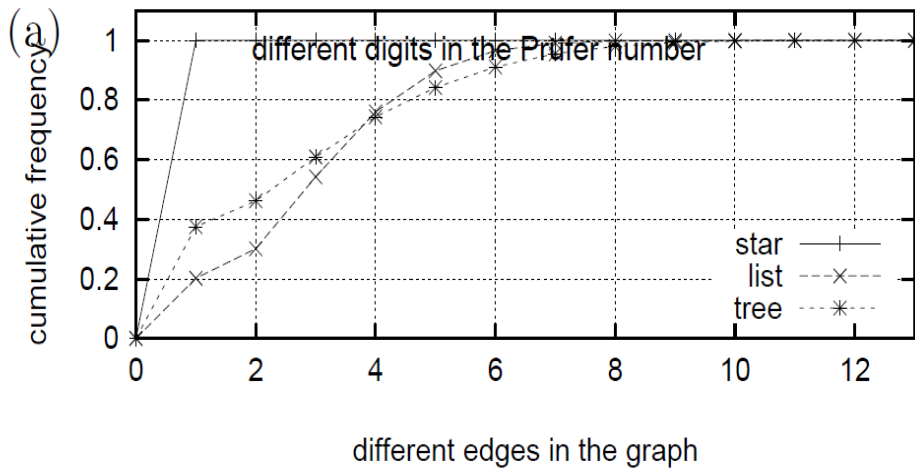
Η ΕΙΚΟΝΑ 4-7 απεικονίζει την χαμηλή τοπικότητα των περισσότερων Prüfer ακολουθιών. Στην πηγή (25) για την κατασκευή του εξετάστηκαν 1000 δέντρα (δέντρα-αστέρια, αυθαίρετα δέντρα, και λίστες) για $n = 16$ κόμβους. Η ΕΙΚΟΝΑ 4-8(α) δείχνει τις κατανομές των γονοτυπικών αποστάσεων για γειτονικά δέντρα, δηλαδή για εκτείνονται δέντρα που διαφέρουν σε ένα άκρο. Η ΕΙΚΟΝΑ 4-8 (β) δείχνει κατανομές των φαινοτυπικών αποστάσεων για γειτονικούς Prüfer αριθμούς, δηλαδή, για Prüfer αριθμούς που διαφέρουν κατά ένα ψηφίο. Μόνο για τα αστέρια και για δέντρα παρόμοια με αστέρια είναι υψηλή η τοπικότητα της κωδικοποίησης Prüfer.



ΕΙΚΟΝΑ 4-6 : Ο ΦΑΙΝΟΤΥΠΟΣ ΑΠΕΙΚΟΝΙΖΕΤΑΙ ΩΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΤΟΥ ΑΡΙΘΜΟΥ ΤΩΝ ΚΟΜΒΩΝ



ΕΙΚΟΝΑ 4-7 : ΤΑ ΜΕΓΕΘΗ ΤΩΝ ΦΑΙΝΟΤΥΠΙΚΩΝ ΓΕΙΤΟΝΙΩΝ ΓΙΑ ΛΙΣΤΕΣ ΚΑΙ ΑΣΤΕΡΙΑ, ΩΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΤΟΥ ΑΡΙΘΜΟΥ ΤΩΝ ΚΟΜΒΩΝ. ΟΙ ΤΙΜΕΣ ΓΙΑ ΟΛΑ ΤΑ ΑΛΛΑ ΔΕΝΤΡΑ ΒΡΙΣΚΟΝΤΑΙ ΜΕΤΑΞΥ ΑΥΤΩΝ ΤΩΝ ΚΑΜΠΥΛΩΝ.



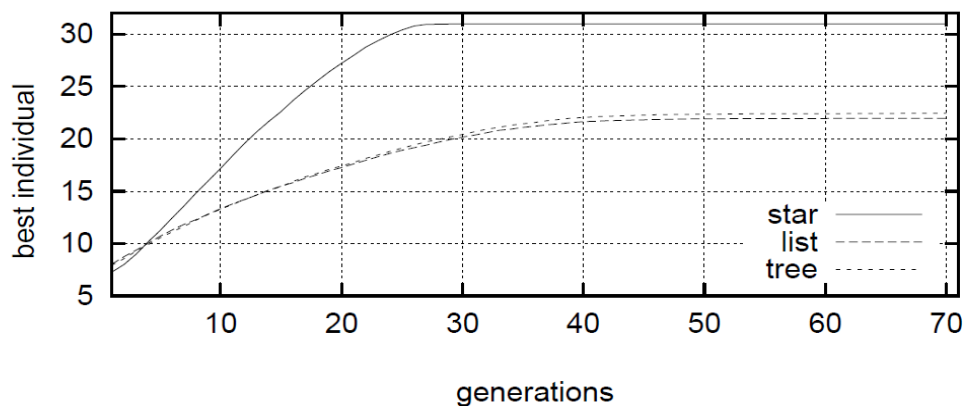
ΕΙΚΟΝΑ 4-8 : ΚΑΤΑΝΟΜΕΣ (Α) ΑΠΟΣΤΑΣΕΙΣ ΓΟΝΟΤΥΠΙΚΩΝ ΓΕΙΤΟΝΙΩΝ ΣΕ ΓΕΝΝΗΤΙΚΑ ΔΕΝΔΡΑ, ΚΑΙ (Β) ΑΠΟΣΤΑΣΕΙΣ ΦΑΙΝΟΤΥΠΩΝ ΓΕΙΤΟΝΙΚΩΝ PRÜFER ΑΡΙΘΜΟΥΣ, ΣΕ ΔΕΝΤΡΑ ΜΕ 16 ΚΟΜΒΟΥΣ.

Μια κωδικοποίηση έχει υψηλή κληρονομικότητα, σε σχέση με τον τελεστή της διασταύρωσης, αν οι φαινότυποι των απογόνων αποτελούνται κυρίως από υποδομές των φαινοτύπων των γονιών τους. Όταν κωδικοποιούνται δέντρα, τα δέντρα απόγονοι θα πρέπει να αποτελούνται κυρίως ή εξ ολοκλήρου από ακμές που βρίσκονται στους γονείς. Συνήθως, με τους συμβατικούς τελεστές, η κληρονομικότητα θα είναι χαμηλή, όπου είναι χαμηλή και η τοπικότητα. Σε Prüfer αριθμούς, η σημασίες των γονοτυπικών συμβόλων εξαρτώνται από τα συμφραζόμενα τους, και ένας τελεστής διασταύρωσης k -σημείων δεν θα διατηρήσει τη γονικές υποδομές στους φαινοτύπους των απογόνων. Έτσι οι γενετικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν κωδικοποίηση Prüfer χρησιμοποιώντας ένα τέτοιο crossover θα ψάξουν αποτελεσματικά μόνο κοντά σε δομές αστεριών, όπου η τοπικότητα είναι υψηλή.

Πειράματα με ένα απλό πρόβλημα επιβεβαιώνουν τα παραπάνω. Στο One-Max πρόβλημα, η τιμή της καταλληλότητας μιας δυαδικής ακολουθίας είναι ο

αριθμός των άσων που περιέχει. Στο πρόβλημα One-Max-Tree (Rothlauf et al., 2000), ένα βέλτιστο spanning tree καθορίζεται εκ των προτέρων, και η τιμή της καταλληλότητας κάθε δέντρου είναι ο αριθμός των ακμών που έχει κοινά με αυτό το δέντρο-στόχο. Ένας ΓΑ στον οποίο η κωδικοποίηση που χρησιμοποιήθηκε έχει επαρκή κληρονομικότητα θα πρέπει να δώσει εύκολα λύση σε αυτό το πρόβλημα, μεταβιβάζοντας ακμές του δέντρου στόχου από τους γονείς στους απογόνους.

Στο (25) έγινε δοκιμή να λυθεί το One-Max-Tree κωδικοποιώντας τα δέντρα ως Prüfer αριθμούς. Δεν εφαρμόστηκε ο τελεστής της μετάλλαξης, μόνο η διασταύρωση ενός σημείου, και η (μ+λ) επιλογή, με $\mu = \lambda = 1500$. Στην ΕΙΚΟΝΑ 4-9 απεικονίζεται η απόδοση του αλγορίθμου σε αρκετές περιπτώσεις του One-Max-Tree προβλήματος με $n=32$ κόμβους, και με δέντρα στόχους να εναλλάσσονται ποικιλοτρόπως μεταξύ δομών αστεριών, τυχαίων δέντρων και λιστών. Μόνο όταν η τοπικότητα της δομής του δέντρου-στόχου ήταν υψηλή, δηλαδή, ήταν αστέρι κατάφερε ο αλγόριθμος να το βρει. Στις άλλες περιπτώσεις, η αναζήτηση απέτυχε.



ΕΙΚΟΝΑ 4-9 : ΕΚΤΕΛΕΣΗ ΓΑ ΜΕ PRÜFER ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΟ ONE-MAX-TREE ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΤΩΝ 32 ΚΟΜΒΩΝ, ΜΕ ΔΕΝΤΡΑ-ΣΤΟΧΟΥΣ ΔΙΑΦΟΡΩΝ ΔΟΜΩΝ

4.5 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΕΙΣ PICCIOTTO

Σε αυτή την ενότητα θα δούμε τις κωδικοποιήσεις Blob, Happy, και Dandelion όπως παρουσιάστηκαν από την Picciotto στη διδακτορική της διατριβή (26). Η πρώτη δίνει ρητά μια αμφιμονοσήμαντη αντιστοιχία που εμφανίζεται με έμμεση μορφή στην απόδειξη Orlin για το θεώρημα Cayley [81]. Ο κώδικας Happy βασίζεται σε μια απόδειξη από Knuth [69]. Η τελευταία είναι μια υλοποίηση της ψευδο-bijective απόδειξης του θεωρήματος Cayley που έκανε ο Joyal [60] και είναι ισοδύναμη με τον κώδικα που εισάγεται στο [43] από το E~ gicio Glu και Remmel: το E-R bijection. Η Picciotto μελέτησε αρχικά αυτές τις κωδικοποιήσεις

σε επίπεδο μετασχηματισμού πινάκων, στη συνέχεια, με τη βοήθεια του θεωρήματος Matrix tree του Kirchhoff τις παρουσίασε ως αλγορίθμους πάνω σε δέντρα.

4.5.1 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ BLOB

Ας θεωρήσουμε ένα δέντρο με n κόμβους αριθμημένους με ακεραίους στο διάστημα $[0, n-1]$ και ρίζα τον κόμβο 0. Ο αλγόριθμος κωδικοποίησης Blob εξετάσει όλους τους κόμβους, εκτός από τον 0 κατά φθίνουσα σειρά ετικετών. Κάθε κόμβος αποσυνδέεται από τον γονέα του και προστίθεται σε ένα νοητό κόμβο που ονομάζεται σβόλος (blob). Αυτός ο νοητός κόμβος έχει ένα γονέα μέσα στο δέντρο (ένα συμβατικό κόμβο) και μπορεί να περιέχει πολλούς κόμβους μέσα του. Κάθε κόμβος που περιλαμβάνονται στο σβόλο διατηρεί το δικό υποδέντρο, αν υπάρχει. Κόμβοι των οποίων η πορεία προς τη ρίζα τέμνει το σβόλο, μετά την απόσπασή τους, αναγκάζουν το σβόλο να αλλάξει γονιό, οι υπόλοιποι δεν το κάνουν. Αυτοί οι κόμβοι προσθέτουν στον κωδικό το γονέα του σβόλου, ενώ οι άλλοι προσθέτουν απλά το γονιό τους.

Αλγόριθμος: ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ BLOB

Είσοδος: ένα δέντρο με αριθμημένες κορυφές και ρίζα το 0

Έξοδος: μια ακολουθία Blob

Αρχικοποίηση του code ως ένα κενό string μεγέθους $n-2$

$\text{blob} \leftarrow \{n-1\}$

$i \leftarrow 1$

επανάλαβε

 εάν $\text{path}(n-i) \cap \text{blob} \neq \emptyset$ τότε

$\text{code} \leftarrow (\text{γονιός}(n-i), \text{code})$

 διέγραψε την ακμή $(n-i) \rightarrow \text{γονιός}(n-i)$

$\text{blob} \leftarrow \text{blob} \cup \{n-i\}$

 αλλιώς

$\text{code} \leftarrow (\text{γονιός}(\text{blob}), \text{code})$

 διέγραψε την ακμή $\text{blob} \rightarrow \text{γονιός}(\text{blob})$

 πρόσθεσε την ακμή $\text{blob} \rightarrow \text{γονιός}(n-i)$

 διέγραψε την ακμή $(n-i) \rightarrow \text{γονιός}(n-i)$

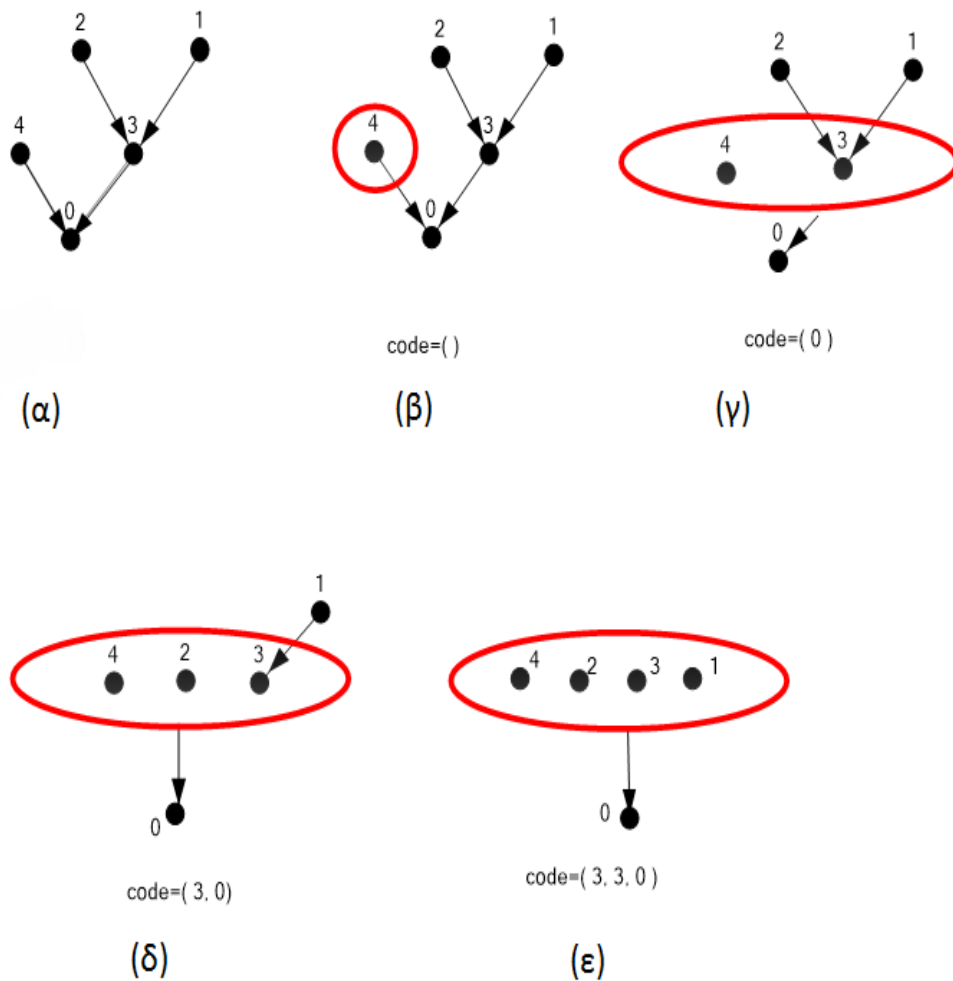
$\text{blob} \leftarrow \text{blob} \cup \{n-i\}$

$i \leftarrow i+1$

έως $i=n-1$

η συνάρτηση $\text{path}(x)$ που χρησιμοποιείται υπολογίζει το μονοπάτι από τον κόμβο x στη ρίζα του δέντρου, δηλαδή $\text{path}(x) = (x, \text{γονιός}(x), \text{γονιός}(\text{γονιός}(x)), \dots, 0)$.

Στο παρακάτω παράδειγμα φαίνεται η διαδικασία κωδικοποίησης βήμα προς βήμα. Ξεκινάμε με το δέντρο στην ΕΙΚΟΝΑ 4-10 , (α) και δημιουργούμε ένα σβόλο που περιέχει ένα μόνο κόμβο, τον 4 (δηλαδή αυτόν με τη μεγαλύτερη ετικέτα).



ΕΙΚΟΝΑ 4-10 : ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ ΓΡΑΦΟΥ ΣΕ ΑΚΟΛΟΥΘΙΑ ΒΛΟΒ.

Ο σβόλος περιέχει μόνο τον 4 οπότε $n-i=3$ και $code=()$. Ελέγχουμε αν το μονοπάτι από τον κόμβο 3 προς τον 0 περνάει μέσα από το σβόλο. Αυτό δε συμβαίνει, οπότε παίρνουμε τον διάδοχο του σβόλου, ο οποίος είναι ο 0, και τον τοποθετούμε στην αρχή του κώδικα. Μετά διαγράφουμε αυτή την ακμή και προσθέτουμε την ακμή από τον σβόλο στον 0 (ΕΙΚΟΝΑ 4-10 (γ)). Το επόμενο βήμα είναι να διαγράψουμε την ακμή (3,0) και να βάλουμε τον κόμβο 3 στο σβόλο. Τώρα, το $n-i=2$ και $code=(0)$. Εφόσον το $i < n$ συνεχίζουμε τη διαδικασία ελέγχοντας αν το μονοπάτι από το 2 στο 0 τέμνει το σβόλο. Αυτό συμβαίνει, οπότε τώρα βάζουμε το διάδοχο του κόμβου 2, τον 3, στην αρχή του κώδικα,

διαγράφουμε την ακμή (2,3) και βάζουμε τον 2 στο σβόλο (ΕΙΚΟΝΑ 4-10 (δ)). Συνεχίζουμε με $n-i=1$ και $code=(3,0)$. Το μονοπάτι από την κορυφή 1 στη ρίζα τέμνεται με το σβόλο, άρα γράφουμε το διάδοχο του 1, τον 3, στον κώδικα και βάζουμε τον 1 στο σβόλο. Οπότε έχουμε πλέον τελειώσει και ο κωδικός Blob για το δέντρο μας είναι (3,3,0).

Η μέθοδος αυτή είναι αντιστρέψιμη,

Αλγόριθμος: ΑΠΟΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ BLOB

Είσοδος: μια ακολουθία Blob (c_1, c_2, \dots, c_{n-1})

Έξοδος: ένα δέντρο με αριθμημένες κορυφές και ρίζα το 0

```

i ← 0
blob ← {1, ..., n}
ακμές ← {blob → 0}
επανάλαβε
    i ← i+1
    blob ← blob \ {i}
    εάν path( $c_1$ ) ∩ blob ≠ ∅ τότε
        πρόσθεσε ακμή από τον i στον  $c_1$ 
    αλλιώς
        πρόσθεσε ακμή από τον i στον γονιός(blob)
        διέγραψε την ακμή blob → απόγονος (blob)
        πρόσθεσε ακμή blob →  $c_1$ 
αφαιρούμε το πρώτο στοιχείο από τον κώδικα
έως i=n-1

```

Η υπολογιστική πολυπλοκότητα για τους αλγόριθμους της κωδικοποίησης και της αποκωδικοποίησης Blob είναι τετραγωνικές ως προς τον αριθμό των κόμβων του δένδρου, λόγω του υπολογισμού της $path(v)$ σε κάθε επανάληψη.

4.5.2 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ HARRY

Ο αλγόριθμος κωδικοποίησης Harry εστιάζει στο μονοπάτι από το 1 έως το 0. Δεδομένου ότι ο στόχος του αλγορίθμου είναι να εξασφαλίσει την ύπαρξη της ακμής (1, 0), όλοι οι κόμβοι στο αυθεντικό μονοπάτι από τον 1 στον 0 κινούνται διαδοχικά προκειμένου να σχηματίσουν κύκλους. Η μέθοδος συνίσταται στην διαγραφή του απογόνου του 1 από τη διαδρομή $1 \rightarrow 0$ και την τοποθέτηση του σε ένα ξεχωριστό συνδεδεμένο συστατικό του γραφήματος, και στο σχηματισμό κάποιου κύκλου με αυτό. Ο πρώτος κύκλος σχηματίζεται με τον απόγονο του κόμβου 1 και κάθε φορά που ένας κόμβος με μεγαλύτερη ετικέτα βρίσκεται στο μονοπάτι ξεκινάει ένας καινούργιος κύκλος. Οι άλλοι κόμβοι, που δεν είναι

μέγιστοι, τοποθετούνται στον τρέχον κύκλο. Στη συνέχεια, επαναλαμβάνεται η διαδικασία. Ο αλγόριθμος παρακάτω λαμβάνει ως είσοδο του ένα δέντρο, με τη μορφή ενός συνόλου ακμών.

Αλγόριθμος: ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ HARRY

Είσοδος: ένα δέντρο με αριθμημένες κορυφές

Έξοδος: μια ακολουθία Harry

 Βάλε τη ρίζα στον κόμβο 0

$J \leftarrow \text{παιδί}(1)$

 Όσο $\text{παιδί}(1) \neq 0$ επανέλαβε

$j \leftarrow \text{παιδί}(1)$

 Διέγραψε την ακμή(1,j)

 Διέγραψε την ακμή (j, παιδί(j))

 Πρόσθεσε την ακμή(1, παιδί(j))

 Εάν $j \geq J$ τότε

 Πρόσθεσε ακμή (j,j)

$J \leftarrow j$

 Αλλιώςε

 Πρόσθεσε ακμή (j, παιδί(J))

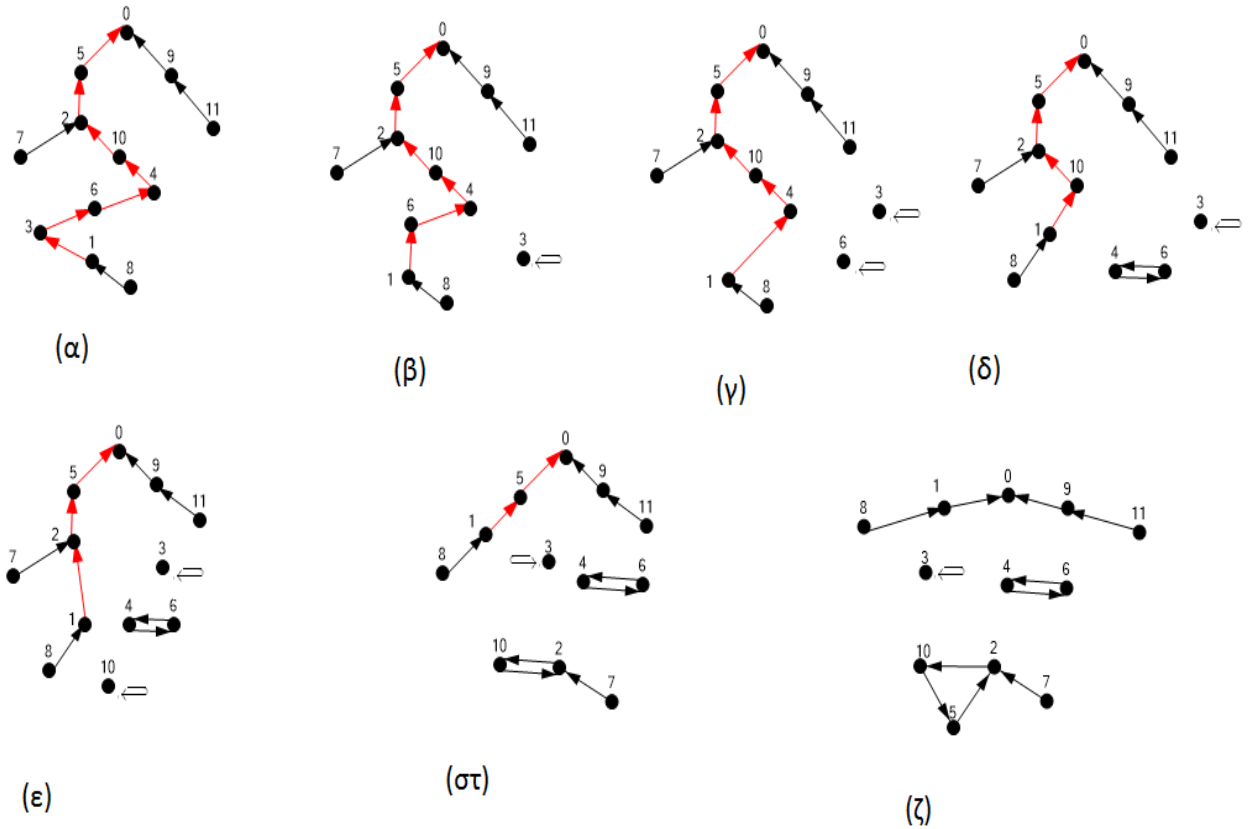
 Διέγραψε ακμή (J,παιδί(J))

 Πρόσθεσε ακμή (J,j)

 Code=(παιδί(2), παιδί(3),...,παιδί(n))

Το κάλο με την κωδικοποίηση Harry, όπως φαίνεται, είναι ότι δε χρειάζεται να κρατάμε στοιχεία για τον κωδικό κατά τη διάρκεια της διαδικασίας, καθώς μπορούμε να τον εξάγουμε στο τέλος.

Στην ΕΙΚΟΝΑ 4-11 φαίνεται βήμα προς βήμα η διαδικασία κωδικοποίησης. Επικεντρωνόμαστε στην κόκκινη διαδρομή από τον κόμβο 1 στον 0 : (1→3→6→4→10→2→5→0). Το παιδί της κορυφής 1 είναι αρχικά η 3, οπότε την αφαιρούμε από το δέντρο και τη βάζουμε σε κύκλο με τον εαυτό της (ΕΙΚΟΝΑ 4-11 (β)). Ο επόμενος διάδοχος του κόμβου 1 είναι ο 6 . ο αύξων αριθμός του είναι μεγαλύτερος από του 3 οπότε μπαίνει σε ένα νέο κύκλο, μόνος του. Ο επόμενος κόμβος που θα αφαιρεθεί από τη διαδρομή είναι ο 4, ο οποίος από τη στιγμή που δεν είναι μεγαλύτερος των άλλων θα μπει μετά το μεγαλύτερο δηλαδή τον 6. Επόμενος διάδοχος του 1 είναι ο κόμβος 10, που καθώς αφαιρείται από τη διαδρομή μπαίνει σε ένα νέο κύκλο μόνος του. Στο επόμενο βήμα βγαίνει ο κόμβος 2, μαζί με τη διακλάδωση του, δηλαδή τον 7 , και μπαίνει σε κύκλο με τον 10. Τέλος αφαιρείται η κορυφή 5, η οποία προστίθεται σε κύκλο, όπως είπαμε αμέσως μετά το μεγαλύτερο κόμβο, δηλαδή τον 10. Τώρα ήμαστε έτοιμοι να εξάγουμε τον κωδικό Harry για το δέντρο αυτό, ο οποίος είναι (10, 3, 6, 2, 4, 2, 1, 0, 5, 9).



ΕΙΚΟΝΑ 4-11: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ ΓΡΑΦΟΥ ΣΕ ΑΚΟΛΟΥΘΙΑ HARRY

Αλγόριθμος: ΑΠΟΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ HARRY

Είσοδος: μια ακολουθία Harry $(c_1, c_2, \dots, c_{n-1})$

Έξοδος: ένα γεννητικό δέντρο

Ακμές = $\{1 \rightarrow 0\}$

Για $i=2$ έως n επανέλαβε

 Πρόσθεσε ακμή $i \rightarrow c_{i-1}$

Όσο κύκλοι $\neq 0$ επανέλαβε

$J \leftarrow \max_{j \in \text{κύκλοι}} j$

$k \leftarrow \text{παιδί}(J)$

 πρόσθεσε την ακμή $(J, \text{παιδί}(j))$

 Διέγραψε την ακμή (J, k)

 πρόσθεσε την ακμή $(k, \text{παιδί}(1))$

 διέγραψε την ακμή $(1, \text{παιδί}(1))$

 πρόσθεσε την ακμή $(1, k)$

4.5.3 ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ DANDELION

Η κωδικοποίηση Dandelion είναι ισοδύναμο με το ER bijection που εισάγεται στο [43] από τους Egecio glu και Remmel, αλλά περιγράφεται από Ricciotto σε μια εντελώς διαφορετικό τρόπο. Η κωδικοποίηση του δέντρου γίνεται αναδρομικά συνδέοντας όλους τους κόμβους προς τον κόμβο 1. Κατά την διάρκεια της διαδικασίας εισάγονται ετικέτες σε κάθε ακμή, αυτές οι ετικέτες θα χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία του κώδικα.

Αλγόριθμος: ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ DANDELION

Είσοδος: ένα δέντρο με αριθμημένες κορυφές

Έξοδος: μια ακολουθία Dandelion

Για i από 1 έως $n-1$ επανέλαβε

$m \leftarrow$ παιδί($n-i+1$)

$k \leftarrow$ παιδί(1)

Διέγραψε την ακμή($n-i+1, m$)

Πρόσθεσε την ακμή($n-i+1, 1$) με βάρος B_m

Εάν δημιουργηθεί κύκλος τότε

Διέγραψε την ακμή(1, k)

Διέγραψε την ακμή($n-i+1, 1$)

Πρόσθεσε την ακμή(1, m)

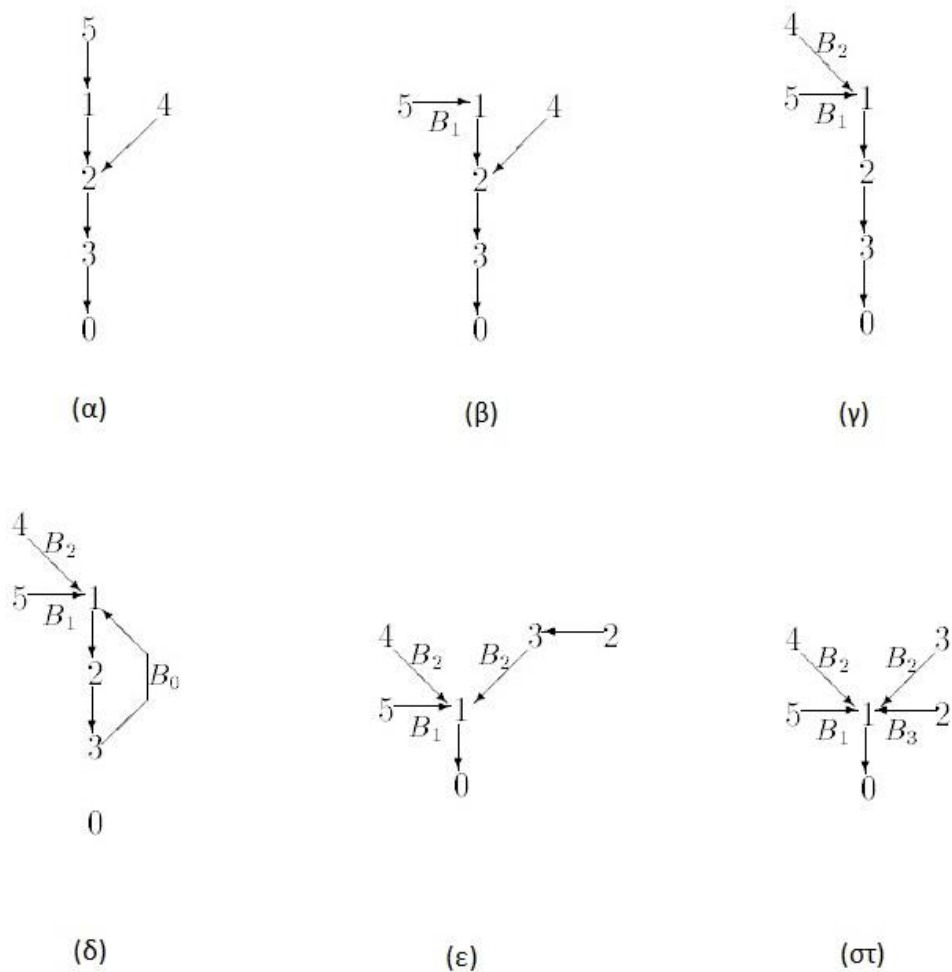
Πρόσθεσε την ακμή($n-i+1, 1$) με βάρος B_k

Για j από 2 έως n επανέλαβε

$w_j \leftarrow$ βάρος της ακμής ($j,1$)

code \leftarrow (w_2, w_3, \dots, w_n)

Στο παράδειγμα στην ΕΙΚΟΝΑ 4-12 θα γίνει κατανοητό πως λειτουργεί η κωδικοποίηση Dandelion. Το πρώτο βήμα είναι να αφαιρεθεί η ακμή (5,1) και να αντικατασταθεί από την ακμή (5,1) με βάρος B_1 . Το νόημα είναι οποιοσδήποτε κόμβος και αν είναι ο απόγονος του 5 να φανεί στο βάρος. Στο επόμενο βήμα αφαιρούμε την ακμή (4,2) και την αντικαθιστούμε με την ακμή (4,1) με βάρος B_2 . Αφού δε δημιουργείται κύκλος, προχωράμε αφαιρώντας την ακμή (3,0) και προσθέτοντας την (3,1) με βάρος B_0 . Τώρα έχει δημιουργηθεί ένας κύκλος όπως φαίνεται στο σχήμα (δ), οπότε για να λύσουμε αυτό το πρόβλημα, αντικαθιστούμε την ακμή (1,2) με την (1,0) και την ακμή (3,1) βάρους B_0 , με την ακμή (3,1) βάρους B_2 . Τέλος αφαιρούμε την ακμή (2,3) και την αντικαθιστούμε με την ακμή (2,1) βάρους B_3 . Παίρνοντας, τώρα, τα βάρη όλων των ακμών έχουμε σχηματίσει τον κώδικα Dandelion, ο οποίος είναι (B_3, B_2, B_2, B_1).



ΕΙΚΟΝΑ 4-12 : ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ ΓΡΑΦΟΥ ΣΕ ΑΚΟΛΟΥΘΙΑ DANDELION.

Αλγόριθμος: ΑΠΟΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ DANDELION

Είσοδος: μια ακολουθία Dandelion $(c_1, c_2, \dots, c_{n-1})$

Έξοδος: ένα γεννητικό δέντρο

Ακμές = $\{1 \rightarrow 0\}$

Για $i=2$ έως n επανέλαβε

 Πρόσθεσε ακμή $i \rightarrow 1$ με βάρος c_{i-1}

Για i από 2 έως n επανέλαβε

$k \leftarrow$ ο κάτω δείκτης του βάρους της ακμής $(i, 1)$

 Διέγραψε την ακμή $(i, 1)$

 πρόσθεσε την ακμή (i, k)

 εάν κύκλοι $\neq 0$ τότε

$m \leftarrow$ παιδί (1)

 Διέγραψε την ακμή (i, k)

 πρόσθεσε την ακμή $(1, k)$

 Διέγραψε την ακμή $(1, m)$

 πρόσθεσε την ακμή (i, m)

5 ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

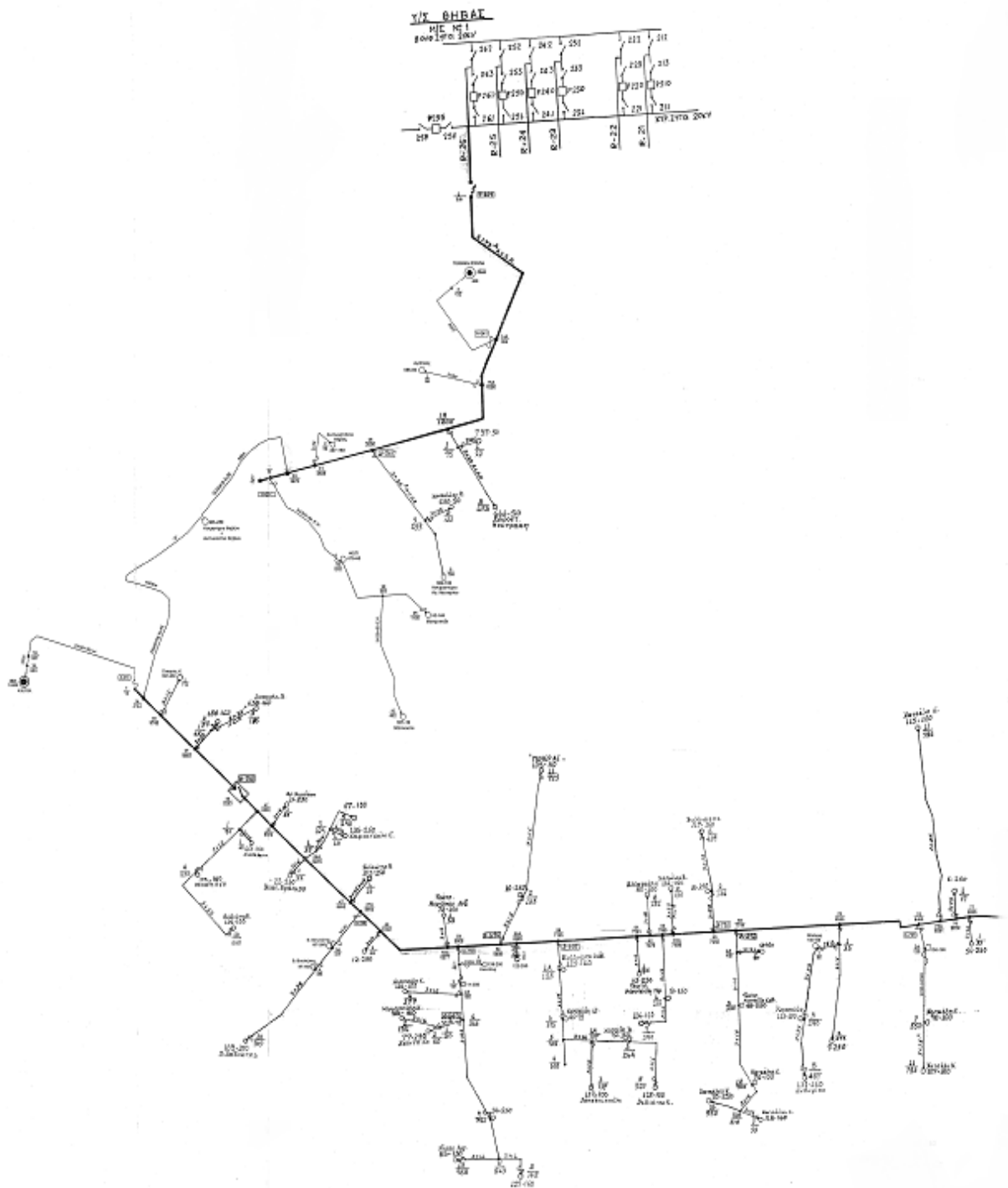
5.1 ΣΤΟΧΟΣ

Βασικό στόχο της παρούσας διπλωματικής αποτελεί η εύρεση της βέλτιστης τοπολογίας των γραμμών του δικτύου, για την σύνδεση και την εξυπηρέτηση νέων καταναλωτών στο δίκτυο στην ΕΙΚΟΝΑ 5-1. Το αντικείμενο της έρευνας είναι το πλήρες δίκτυο των διαθέσιμων διαδρομών και ο στόχος της βελτιστοποίησης είναι να βρεθούν τα δρομολόγια που παρέχουν το ελάχιστο συνολικό ετήσιο κόστος. Η διαδικασία βελτιστοποίησης γίνεται με τη χρήση γενετικού αλγορίθμου με σκοπό να βρεθεί το ελάχιστο συνολικό κόστος. Η μέθοδος αυτή λαμβάνει υπόψη την ανάκτηση του κεφαλαίου, το κόστος της απώλεια ενέργειας και το κόστος της ενέργειας που δεν έχει παραδοθεί

5.2 ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ

5.2.1 ΓΕΝΙΚΑ

Το ετήσιο συνολικό κόστος του δικτύου εξαρτάται σημαντικά από το κεφαλαιουχικό κόστος. Οι διακοπές κατά την παράδοση του φορτίου και οι απώλειες ισχύος μπορούν και αυτές να επηρεάσουν σημαντικά το κόστος υπό κάποιες συνθήκες, λόγω των μεγάλων διαδρομών τροφοδοσίας και για αυτό πρέπει να τις λάβουμε υπ όψη μας κατά τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Καθώς το κόστος του κεφαλαίου είναι το επικρατέστερο συνήθως στις λύσεις που επιλέγουμε το δίκτυο μας έχει ακτινική μορφή με το συνολικό μήκος των γραμμών διανομής να είναι ελάχιστο.



ΕΙΚΟΝΑ 5-1 : ΔΙΚΤΥΟ ΔΙΑΝΟΜΗΣ ΣΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΘΗΒΑΣ, ΤΟΥ ΟΠΟΙΟΥ Η ΕΠΕΚΤΑΣΗ ΕΙΝΑΙ Ο ΣΤΟΧΟΣ ΣΤΗΝ ΠΑΡΟΥΣΑ ΕΡΓΑΣΙΑ.

5.2.2 ΕΛΕΓΧΟΣ ΣΥΝΔΕΣΙΜΟΤΗΤΑΣ ΔΙΚΤΥΟΥ

Ο γράφος ενός δικτύου είναι συνδεδεμένος όταν υπάρχει ένα μονοπάτι που συνδέει δυο οποιουσδήποτε κόμβους του. Για ένα δίκτυο διανομής αυτό σημαίνει ότι όλα τα φορτία είναι συνδεδεμένα με την πηγή, δηλαδή τον εκάστοτε υποσταθμό υψηλής τάσης. Το αν ένας γράφος είναι συνδεδεμένος μπορεί να επαληθευτεί εύκολα (27) με τη βοήθεια μιας μήτρας $[NC]$:

$$[NC] = \sum_{k=1}^{m-1} [AD]^{m-1}$$

Όπου m ο αριθμός των κόμβων του γράφου και $[AD]$ ο m επί m πίνακας γειτνίασης του δικτύου με στοιχεία $AD(i,j)$ να ισούται με 1 αν υπάρχει κλάδος μεταξύ των κόμβων i και j και 0 αν δεν υπάρχει. Το δίκτυο είναι συνδεδεμένο αν όλα τα διαγώνια στοιχεία του πίνακα $[NC]$ ισούνται με τη μονάδα.

Με τη μέθοδο που χρησιμοποιούμε το γενετικό αλγόριθμο είναι απίθανο να πάρουμε ως αποτέλεσμα μη συνδεδεμένο γράφο, αλλά για προληπτικούς λόγους εκτελούμε τον έλεγχο όταν πάρουμε την τελική λύση.

5.2.3 ΑΝΑΛΥΣΗ ΡΟΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ

Η ανάλυση ροής φορτίου υλοποιείται βασιζόμενη στην υπόθεση ότι το μέγιστο ρεύμα φορτίου μπορεί να προβλεφθεί με μεγάλη ακρίβεια κατά το στάδιο του σχεδιασμού της επέκτασης. Χρησιμοποιούμε μια απλή επαναληπτική διαδικασία που λαμβάνει υπ όψη τη μήτρα αγωγιμοτήτων το δικτύου. Ο ζυγός τροφοδοσίας του δικτύου διανομής, δηλαδή ο υποσταθμός ΥΤ, θεωρείται ως ζυγός αναφοράς και οι τάσεις που υπολογίζουμε στους κόμβους του δικτύου, είναι ουσιαστικά πτώσεις τάσης με αναφορά αυτό το ζυγό.

Η αναδρομική έκφραση για τον υπολογισμό των πτώσεων τάσης σε μορφή πινάκων είναι η εξής:

$$[U^{(k+1)}] = [Y_d]^{-1} \cdot \{[J] - ([Y] - [Y_d]) \cdot [U^{(k)}]\}$$

Όπου $[U^{(k)}]$, $[J]$, $[Y]$ και $[Y_d]$ είναι το διάνυσμα στήλη των πτώσεων τάσης στους κόμβους του δικτύου κατά την επανάληψη k , το διάνυσμα στήλη των ρευμάτων των φορτίων, ο πίνακας αγωγιμοτήτων του δικτύου και ο διαγώνιος πίνακας που προκύπτει από τον πίνακα αγωγιμοτήτων.

Η σχέση αυτή μπορεί να τροποποιηθεί ακολούθως:

$$[U^{(k+1)}] = [Y_d]^{-1} \cdot [J] + ([UN] - [Y_d]^{-1} \cdot [Y]) \cdot [U^{(k)}]$$

Όπου $[UN]$ ο μοναδιαίος πίνακας. Ο πίνακας $[J]$ των ρευμάτων θεωρείται γνωστή μεταβλητή εισόδου.

Κατά την πρώτη επανάληψη για τις πτώσεις τάσης θεωρούμε:

$$U^{(1)} = [Y_d]^{-1} \cdot [J]$$

Η επαναληπτική διαδικασία μπορεί να τερματιστεί όταν η διαφορά μεταξύ της πτώσης τάσης δυο διαδοχικών επαναλήψεων, κατά απόλυτη τιμή είναι μικρότερη του 1%.

Τα ρεύματα που διαρρέουν τους κλάδους του δικτύου υπολογίζονται από τις πτώσεις τάσης ως εξής:

$$[I] = [Y_b] \cdot [A]^T \cdot [U]$$

Όπου $[Y_b]$ ο διαγώνιος πίνακας με τις αγωγιμότητες των κλάδων του δικτύου και $[A]$ η μήτρα πρόσπτωσης του γράφου.

Η ανάλυση της ροής φορτίου έγινε με τη χρήση του MATPOWER, μιας επέκτασης του MATLAB.

5.2.4 ΚΟΣΤΟΣ ΔΙΚΤΥΟΥ

το κόστος ανάκτησης κεφαλαίου δίνεται από την σχέση :

$$C_C = g \sum_{k \in M} c_k$$

Όπου g είναι ο ρυθμός ανάκτησης κεφαλαίου και c_k το κόστος της γραμμής διανομής k . Στο κόστος των γραμμών που ξεκινάνε από κάποιο υποσταθμό συμπεριλαμβάνεται τόσο το κόστος του υποσταθμού όσο και της ίδιας της γραμμής. Με M συμβολίζουμε τον συνολικό αριθμό των γραμμών διανομής.

Το κόστος των διακοπών τροφοδοσίας που οφείλονται σε αποτυχίες του εξοπλισμού δίνεται από τη σχέση:

$$C_i = c_i a d \sum_{k \in M} \lambda_k \operatorname{Re}\{I_k\} \sqrt{3} U_r$$

Όπου $c_i, a, d, \lambda_k, I_k$ και U_r είναι το κόστος ανά μονάδα ενέργειας που δεν έχει παραδοθεί, ο συντελεστής φορτίου, η διάρκεια επισκευής, το ποσοστό αποτυχίας κλάδου, το ρεύμα κλάδου και η ονομαστική τάση του δικτύου, αντίστοιχα.

Το κόστος απωλειών ενέργειας ισούται με:

$$C_l = 8760 c_l \beta \sum_{k \in M} r_k |I_k|^2$$

$$\beta = 0,15\alpha + 0,85\alpha^2$$

Με c_i , β και γ_k να είναι το κόστος ανά μονάδα χαμένης ενέργειας, ο συντελεστής απωλειών και η αντίσταση γραμμής.

Το συνολικό ετήσιο κόστος, το οποίο και πρέπει να είναι ελάχιστο είναι

$$C = C_c + C_I + C_l$$

5.3 ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΠΟΙΗΣΗ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

5.3.1 ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΡΩΤΗ

Η λογική αυτής της μεθόδου βασίζεται στο γεγονός ότι η μορφή της λύσης που αναζητούμε ταυτίζεται με το ελάχιστο γεννητικού δέντρου της θεωρίας γράφων. Γι αυτό και κάνουμε την επιλογή να χειριστούμε το δίκτυο μας χρησιμοποιώντας τη δομή δεδομένων του δέντρου. Το πρόβλημα που καλούμαστε να επιλύσουμε με τη διαδικασία της βελτιστοποίησης πλέον είναι η αναζήτηση του ελάχιστου γεννητικού δέντρου το οποίο όμως δίνει και μια βιώσιμη από τεχνικής απόψεως λύση. Η μέθοδος αυτή είχε προταθεί και από τους Gen και Chang στο (21) για το πρόβλημα της σχεδίασης και επέκτασης ενός τηλεπικοινωνιακού δικτύου, ένα πρόβλημα που παρουσιάζει σημαντικές ομοιότητες με το δικό μας. Το δίκτυο μας λοιπόν αναπαριστάται ως ένας γράφος με βάρη, όπου το βάρος των υπαρκτών και των υποψηφίων κατασκευή κλάδων είναι το κόστος τους, όπως θα περιγραφεί παρακάτω, και των μη υπαρκτών συνδέσεων είναι ένα κόστος αρκετές τάξεις μεγαλύτερο των πραγματικών ώστε να μην γίνει ποτέ η επιλογή τους από τον αλγόριθμο.

Ως αντικειμενική συνάρτηση, δηλαδή ως συνάρτηση που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί χρησιμοποιείται η συνάρτηση συνολικού ετήσιου κόστους:

$$C = C_c + C_I + C_l$$

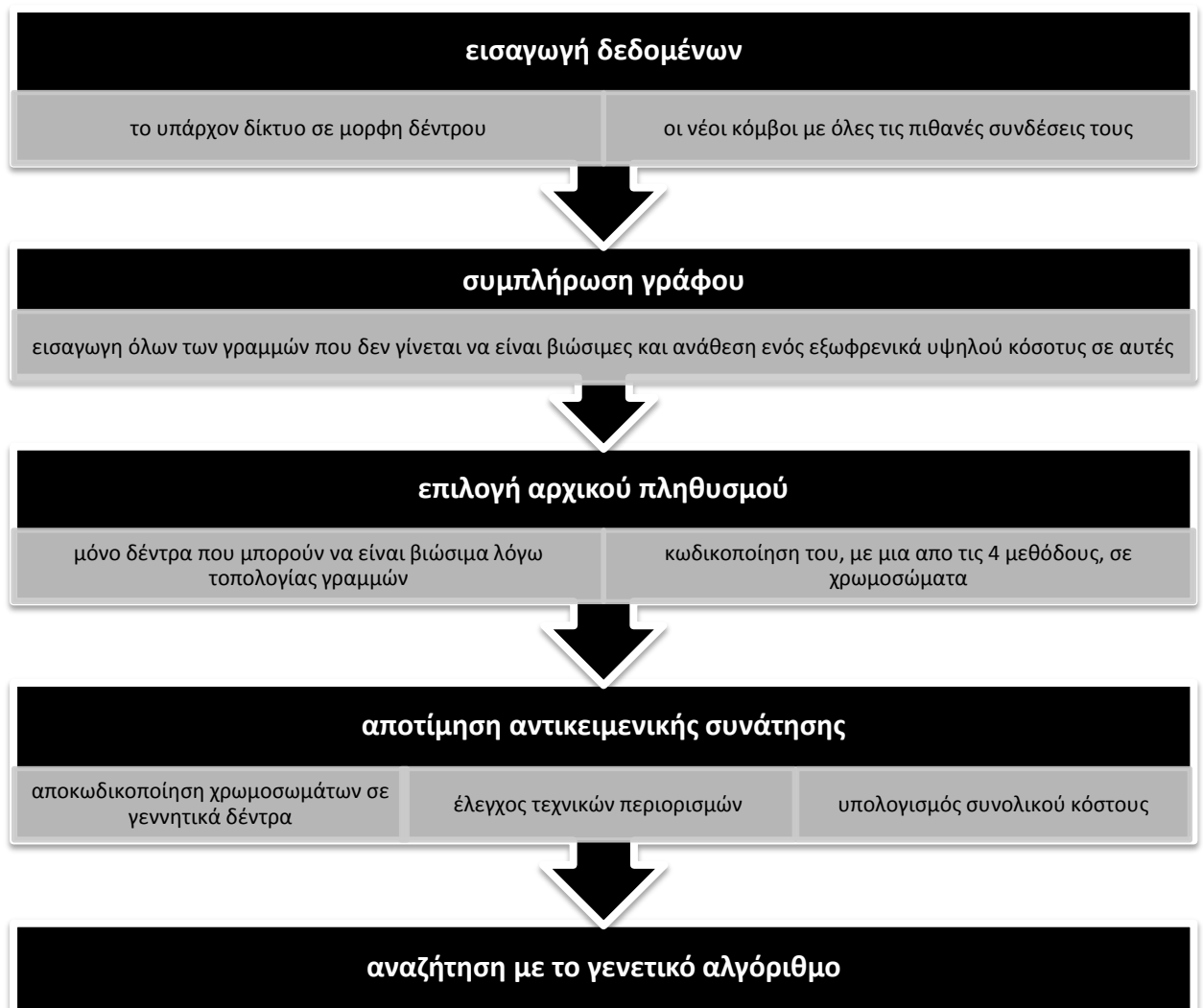
Η ίδια συνάρτηση χρησιμοποιείται και ως συνάρτηση καταλληλότητας για την αξιολόγηση των υποψηφίων λύσεων που δίνει ο γενετικός αλγόριθμος.

Ως χρωμοσώματα χρησιμοποιούμε διάφορα γεννητικά δέντρα που προκύπτουν από το συμπληρωμένο γράφο μας, κωδικοποιημένα σε μορφή συμβολοσειράς ώστε να έχουμε ευχέρεια να πειραματιστούμε με διάφορους γενετικούς τελεστές. Για την κωδικοποίηση αυτή των δέντρων και διανύσματα χρησιμοποιούμε τις κωδικοποιήσεις Prüfer, Blob, Happy και Dandelion όπως τους αναπτύξαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο και συγκρίνουμε τις αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου με τη χρήση κάθε μιας. Για να επιταχύνουμε τη διαδικασία στον αρχικό πληθυσμό συμπεριλαμβάνουμε μόνο υπαρκτά δέντρα,

δηλαδή αποκλείουμε όσα τυχαία δέντρα περιλαμβάνουν κλάδους με «άπειρο» κόστος.

Λόγω των κωδικοποιήσεων που έχουμε επιλέξει κάθε δυνατό χρωμόσωμα, μας δίνει ένα δυνατό γεννητικό δέντρο που προκύπτει από το δίκτυο μας. Οπότε αναπαράγοντας και τροποποιώντας τα χρωμοσώματα με διάφορες παραλλαγές του τελεστή της διασταύρωσης δεν διατρέχουμε κίνδυνο να πάρουμε μη υπαρκτά δέντρα. Οπότε δοκιμάζουμε να εκτελέσουμε τον γενετικό αλγόριθμο με διασταύρωση μονού σημείου, διπλού σημείου και την ομοιόμορφη διασταύρωση με σκοπό να συγκρίνουμε τη συμπεριφορά του με αυτές, για τον τελεστή της μετάλλαξης επιλέγουμε αυτόν που επεμβαίνει σε ένα ψηφίο κάποιου χρωμοσώματος και το τροποποιεί.

Η ολοκληρωμένη διαδικασία της βελτιστοποίησης και της επιλογής των λύσεων φαίνεται στο επόμενο σχεδιάγραμμα:

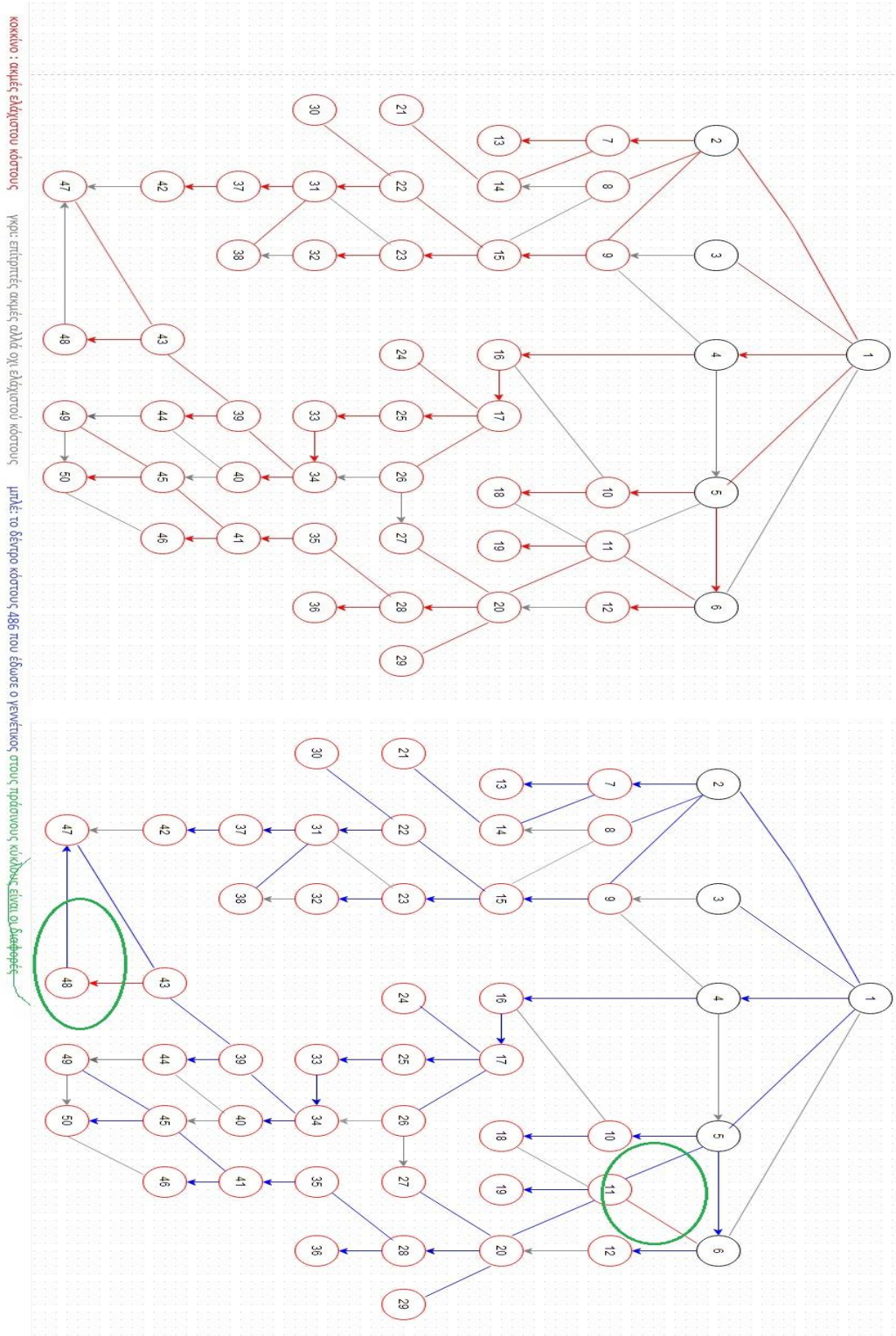


ΕΙΚΟΝΑ 5-2 : ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΟΥ ΑΚΟΛΟΥΘΗΘΗΚΕ ΣΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟ 1.

Τα αποτελέσματα της μεθόδου αυτής δεν ήταν τα προσδοκώμενα καθώς ο χρόνος εκτέλεσης του γενετικού αλγορίθμου αυξανόταν εκθετικά με την αύξηση των κόμβων του γράφου. Επίσης, η αύξηση των κόμβων προκαλούσε και κάποια απόκλιση από τη βέλτιστη λύση, και μάλιστα για γράφους μεγαλύτερους την 30 κόμβων σπάνια συνέκλινε, παρότι οι διαφορές από τη βέλτιστη λύση δεν ήταν δραματικές. Την καλύτερη συμπεριφορά από θέμα χρόνου είχε η κωδικοποίηση Prüfer, καθώς οι 10 επαναλήψεις της γίνονταν στο χρόνο που χρειαζόταν για να γίνουν 2 επαναλήψεις από τις υπόλοιπες, αλλά η σύγκλιση ήταν πάρα πολύ δύσκολη. Γενικά την καλύτερη συμπεριφορά σε θέμα σύγκλισης είχε η κωδικοποίηση Harry.

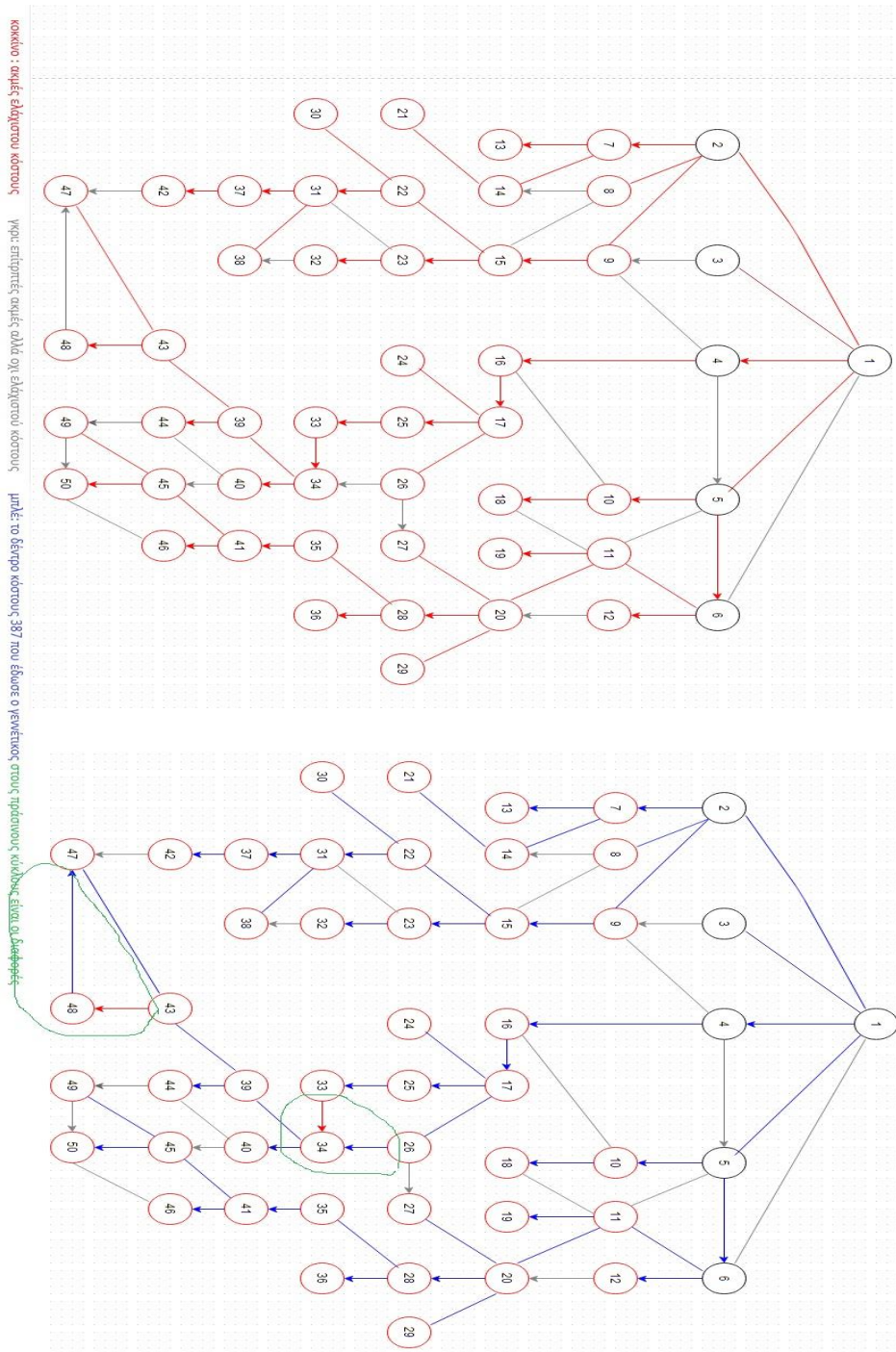
Πιθανές αιτίες για την συμπεριφορά αυτή είναι το μεγάλο μήκος των χρωμοσωμάτων ($n-2$, για ένα γράφο μεγέθους n κόμβων) και κατά συνεπαγωγή ο πάρα πολύ μεγάλος χώρος αναζήτησης, καθώς απαιτούνται πολλές επαναλήψεις για τον έλεγχο του. Επιπλέον, κάποια χαρακτηριστικά των ίδιων των κωδικοποιήσεων, όπως για παράδειγμα η έλλειψη καλής τοπικότητας που παρουσιάζεται στην κωδικοποίηση Prüfer, δυσχεραίνουν τη γρήγορη σύγκλιση του αλγορίθμου.

Παρακάτω θα παρατεθούν ενδεικτικά μερικά από τα αποτελέσματα που πήραμε από τον γενετικό αλγόριθμο με τη χρήση της κωδικοποίησης Harry, η οποία είχε την καλύτερη συμπεριφορά τον αλγόριθμο, για ένα γράφο 50 κόμβων. Η σύγκλιση γινόταν περίπου στις 20 με 30 επαναλήψεις, τα αποτελέσματα είχαν διαφορές σε 2 ή 3 γραμμές από το ελάχιστο γεννητικό δέντρο, αλλά η διαφορά στο κόστος ήταν πάραυτα μεγαλύτερη ή ίση του 5%, οπότε δεν τη θεωρήσαμε αποδεκτή. Το ελάχιστο γεννητικό δέντρο είχε κόστος 380 και παρακάτω φαίνονται οι 3 πιο κοντινές λύσεις που πήραμε καθώς και οι διαφορές τους από την ιδανική.

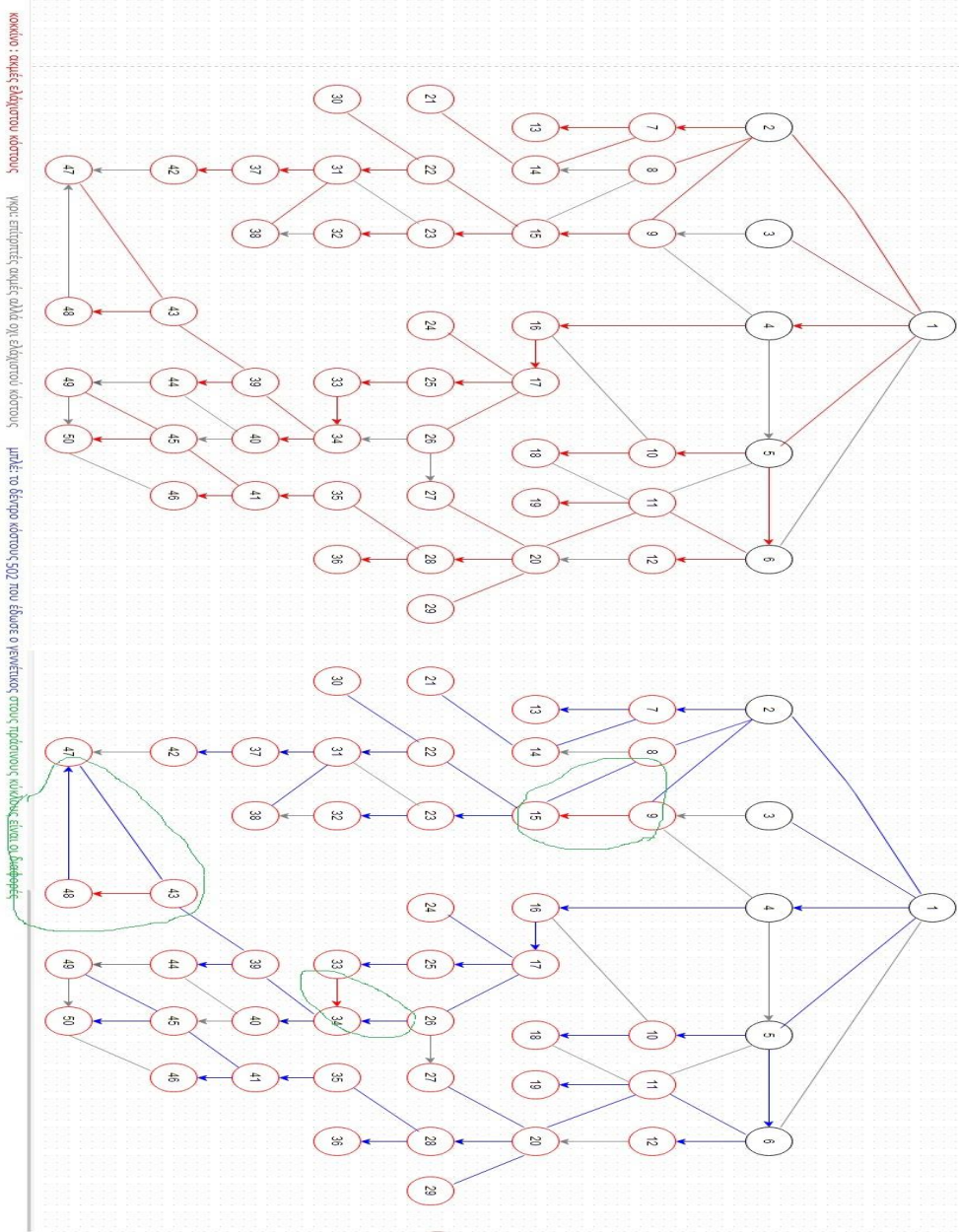


κόκκινο : ακμές ελάχιστου κόστους μπλε: το δέντρο κόστους 486 που έδωσε ο αλγόριθμος στους πράσινους κύκλους φαίνονται οι διαφορές από το ελάχιστο.

ΕΙΚΟΝΑ 5-3: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΟΥ 1 ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ HARRY ΓΙΑ ΓΡΑΦΟ 50 ΚΟΜΒΩΝ. ΜΕ ΚΟΚΚΙΝΟ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΟΝΤΑΙ ΟΙ ΑΚΜΕΣ ΕΛΑΧΙΣΤΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ (ΣΥΝΟΛΟ 480 ΧΡΗΜΑΤΙΚΕΣ ΜΟΝΑΔΕΣ), ΜΕ ΓΚΡΙ ΟΛΕΣ ΟΙ ΕΠΙΤΡΕΠΤΕΣ ΑΚΜΕΣ ΚΑΙ ΜΕ ΜΠΛΕ ΤΟ ΔΕΝΤΡΟ ΚΟΣΤΟΥΣ 486 ΠΟΥ ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ. ΣΤΟΥΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥΣ ΚΥΚΛΟΥΣ ΦΑΙΝΟΝΤΑΙ ΟΙ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΕΛΑΧΙΣΤΟ.



ΕΙΚΟΝΑ 5-4 : ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΟΥ 1 ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ HARRY ΓΙΑ ΓΡΑΦΟ 50 ΚΟΜΒΩΝ. ΜΕ ΚΟΚΚΙΝΟ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΟΝΤΑΙ ΟΙ ΑΚΜΕΣ ΕΛΑΧΙΣΤΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ (ΣΥΝΟΛΟ 480 ΧΡΗΜΑΤΙΚΕΣ ΜΟΝΑΔΕΣ), ΜΕ ΓΚΡΙ ΟΛΕΣ ΟΙ ΕΠΙΤΡΕΠΤΕΣ ΑΚΜΕΣ ΚΑΙ ΜΕ ΜΠΛΕ ΤΟ ΔΕΝΤΡΟ ΚΟΣΤΟΥΣ 487 ΠΟΥ ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ. ΣΤΟΥΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥΣ ΚΥΚΛΟΥΣ ΦΑΙΝΟΝΤΑΙ ΟΙ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΕΛΑΧΙΣΤΟ.



ΕΙΚΟΝΑ 5-5: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΘΟΔΟΥ 1 ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ HARRY ΓΙΑ ΓΡΑΦΟ 50 ΚΟΜΒΩΝ. ΜΕ ΚΟΚΚΙΝΟ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΟΝΤΑΙ ΟΙ ΑΚΜΕΣ ΕΛΑΧΙΣΤΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ (ΣΥΝΟΛΟ 480 ΧΡΗΜΑΤΙΚΕΣ ΜΟΝΑΔΕΣ), ΜΕ ΓΚΡΙ ΟΛΕΣ ΟΙ ΕΠΙΠΤΡΕΠΤΕΣ ΑΚΜΕΣ ΚΑΙ ΜΕ ΜΠΛΕ ΤΟ ΔΕΝΤΡΟ ΚΟΣΤΟΥΣ 502 ΠΟΥ ΕΠΕΣΤΡΕΨΕ Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ. ΣΤΟΥΣ ΠΡΑΣΙΝΟΥΣ ΚΥΚΛΟΥΣ ΦΑΙΝΟΝΤΑΙ ΟΙ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΕΛΑΧΙΣΤΟ.

5.3.2 ΜΕΘΟΔΟΣ ΔΕΥΤΕΡΗ

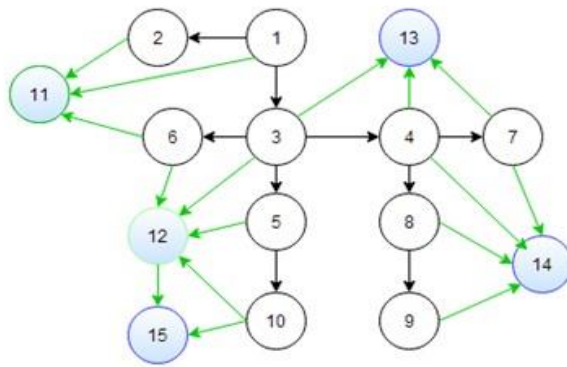
Επειδή, όπως ήδη αναφέραμε, η παραπάνω μέθοδος δεν ανταποκρίθηκε όπως θα θέλαμε στις απαιτήσεις του προβλήματος, αναπτύχθηκε μια δεύτερη μέθοδος παραμετροποίησης του γενετικού αλγορίθμου. Η κατεύθυνση στην οποία κινηθήκαμε ήταν η μείωση του μήκους των χρωμοσωμάτων και ο περιορισμός του χώρου αναζήτησης. Η κύρια ιδέα ήταν ότι κατά την εισαγωγή ενός νέου φορτίου στο δίκτυο, η σύνδεση του δεν μπορεί να γίνει από οποιοδήποτε υπάρχων κόμβο του δικτύου. Η σύνδεση είναι εφικτή μόνο από τους γεωγραφικά κοντινούς του κόμβους, όποτε η ιδέα ήταν να περιοριστεί ο χώρος αναζήτησης για κάθε νέο κόμβο μόνο στη δική του «γειτονιά».

Τα χρωμοσώματα της μεθόδου αυτής λοιπόν, έχουν μήκος n , όπου n είναι ο αριθμός των νεοεισαχθέντων κόμβων στο δίκτυο. Κάθε θέση (γονίδιο) j του εκάστοτε χρωμοσώματος αντιστοιχίζεται σε κάθε έναν από τους νέους κόμβους. Η αντιστοίχιση αυτή γίνεται με βάση τον αύξοντα αριθμό των νέων κόμβων. Για παράδειγμα, αν σε ένα δίκτυο 50 κόμβων εισαχθούν 10 νέοι (51 έως 60), θα έχουμε ένα χρωμόσωμα 10 θέσεων, στο οποίο η πρώτη θέση θα αντιστοιχεί στον κόμβο 51, η δεύτερη στον κόμβο 52 και ούτω καθεξής. Κάθε γονίδιο j του εκάστοτε χρωμοσώματος μπορεί να πάρει ως τιμή μόνο κάποιον από τους κόμβους στους οποίους είναι εφικτή η σύνδεση του κόμβου που αντιστοιχίζεται στη θέση j . Για να γίνει πιο κατανοητό παρατίθεται η παρακάτω σχηματική αναπαράσταση (ΕΙΚΟΝΑ 5-6).

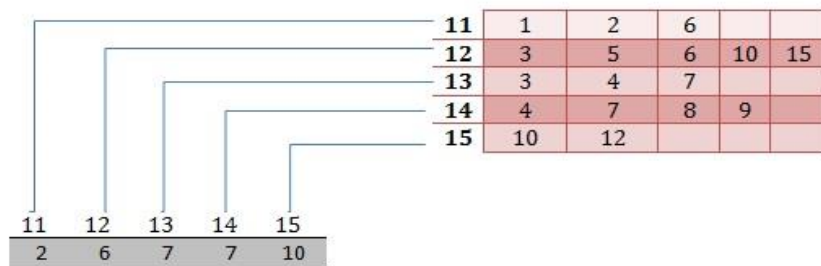
Για τον τελεστή της διασταύρωσης χρησιμοποιούμε την ομοιόμορφη διασταύρωση, στην οποία γίνεται η χρήση μάσκας διασταύρωσης. Όπου υπάρχει άσος στη μάσκα χρησιμοποιείται το αντίστοιχο γονίδιο του πρώτου γονέα, ενώ όπου υπάρχει 0 το γονίδιο παίρνεται από τον δεύτερο.

Ο τελεστής της μετάλλαξης υλοποιείται ως εξής: αρχικά επιλέγεται ένα χρωμόσωμα και έπειτα γίνεται με τυχαίο τρόπο η επιλογή ενός γονιδίου j το οποίο πρόκειται να αντικατασταθεί. Η αντικατάσταση του j γίνεται μόνο με κάποιον από τους κόμβους στους οποίους είναι εφικτή η σύνδεση του κόμβου στον οποίο αντιστοιχεί η θέση j .

Όσον αφορά την αντικειμενική συνάρτηση δεν παρουσιάζει μεγάλες διαφορές από την προηγούμενη μέθοδο. Αρχικά γίνεται έλεγχος της πιθανής λύσης με ροή φορτίου, για συμμόρφωση στους τεχνικούς περιορισμούς, που είναι η πτώση τάσης και οι απώλειες ενεργού ισχύος. Από τις τιμές που επιστρέφει η ροή φορτίου γίνεται και έλεγχος της συνδεσιμότητας. Έπειτα αν η λύση είναι βιώσιμη γίνεται ο υπολογισμός του κόστους.



καινούργιοι κόμβοι (11 12 13 14 15) και οι πιθανές συνδέσεις τους (πρασινο)



Κάθε γονίδιο του χρωμοσώματος μπορεί να πάρει ως τιμή μόνο κάποιο στοιχείο της αντίστοιχης γραμμής του πίνακα πιθανών συνδέσεων για τους νεοεισαχθέντες κόμβους

ΕΙΚΟΝΑ 5-6: ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑΣ ΧΡΩΜΟΣΩΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ

6 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

6.1 ΣΕΝΑΡΙΟ 1

Στο δίκτυο προστίθενται 23 νέα φορτία, των οποίων τα χαρακτηριστικά φαίνονται στην ΕΙΚΟΝΑ 6-1 : ΠΙΝΑΚΑΣ ΝΕΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΠΟΥ ΠΡΟΣΤΙΘΕΝΤΑΙ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ της ΕΙΚΟΝΑ 5-1 ΚΑΙ Η ΕΝΕΡΓΟΣ ΙΣΧΥΣ τους, και οι πιθανές τους συνδέσεις στον πίνακα . Οπότε ο γενετικός αλγόριθμος μπαίνει σε εφαρμογή ώστε να βρούμε την βέλτιστη τοπολογία ελάχιστου κόστους για το επαυξημένο μας δίκτυο.

φορτίο	P(KW)
120	160
121	250
122	50
123	150
124	160
125	160
126	250
127	150
128	50
129	50
130	100
131	250
132	160
133	160
134	160
135	160
136	50
137	50
138	50
139	250
140	150
141	150
142	250

ΕΙΚΟΝΑ 6-1 : ΠΙΝΑΚΑΣ ΝΕΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΠΟΥ ΠΡΟΣΤΙΘΕΝΤΑΙ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑ 5-1 ΚΑΙ Η ΕΝΕΡΓΟΣ ΙΣΧΥΣ ΤΟΥΣ.

Νέος κόμβος	Πιθανές συνδέσεις										
	22	23	25	27							
120	22	23	25	27							
121	46	47	61								
122	62	63	64								
123	2	4	9								
124	2	4	9	123							
125	5	6	10	15							
126	9	13	18	19	20						
127	27	28	29	30							
128	67	68	71	79							
129	97	98	99	103	104	105					
130	97	98	99	103	104	105					
131	89	97	102	106	109						
132	103	104	105	112	113						
133	1	3	4	5	10	15	21				
134	31	32	33	34	35	37	38	42	44	45	46
135	53	54	56	58	62	66	70	71	72	73	74
136	112	113	114	118	119						
137	106	107	108	109	110	112	115	116	117		
138	25	27	31	33							
139	67	68	71	79	82	86	88				
140	16	17	18								
141	20	30	31	35	36	37	39	41			
142	50	51	52	66	67	68					

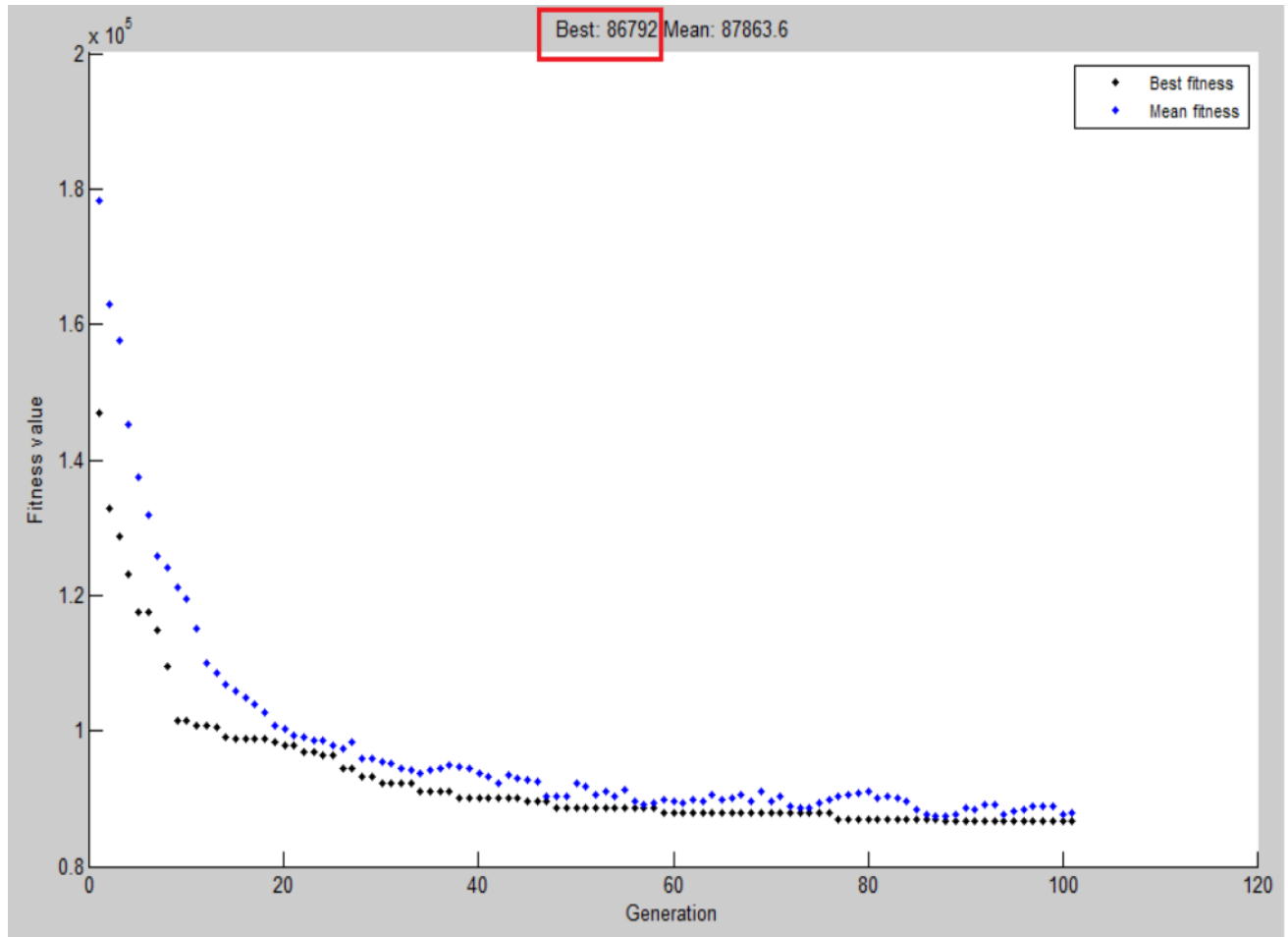
ΕΙΚΟΝΑ 6-2: ΠΙΝΑΚΑΣ ΜΕ ΟΛΕΣ ΤΙΣ ΕΠΙΤΡΕΠΤΕΣ ΣΥΝΔΕΣΕΙΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΝΕΟ ΦΟΡΤΙΟ ΠΟΥ ΠΡΟΚΕΙΤΑΙ ΝΑ ΣΥΜΠΕΡΙΛΗΦΘΕΙ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ ΔΙΑΝΟΜΗΣ.

Χρησιμοποιήσαμε τυχαίο, αλλά αποδεκτό αρχικό πληθυσμό 20 χρωμοσωμάτων. Επιλέξαμε μέγιστο αριθμό επαναλήψεων τις 120 και μέγιστο αριθμό stall generation 50. Ο αλγόριθμος συνέκλινε στις 101 επαναλήψεις και σε χρόνο κάποιων δευτερολέπτων. Στην ΕΙΚΟΝΑ 6-4 φαίνεται η πορεία της σύγκλισης του, καθώς βλέπουμε τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά. Παρατηρούμε ότι με την πάροδο των επαναλήψεων τόσο η βέλτιστη, όσο και η χειρίστη τιμή ακολουθούν φθίνουσα πορεία, πράγμα που σημαίνει καλή τοπικότητα των χρωμοσωμάτων μας. Οι βέλτιστες συνδέσεις των νέων ζυγών, όπως μας υπέδειξε ο γενετικός αλγόριθμος, είχαν συνολικό κόστος 86792.015€ και φαίνονται στον παρακάτω πίνακα (ΕΙΚΟΝΑ 6-3).

120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132
23	46	63	9	9	10	20	29	71	104	98	106	103

133	134	135	136	137	138	139	140	141	142
5	46	58	119	116	33	88	16	41	51

ΕΙΚΟΝΑ 6-3: ΒΕΛΤΙΣΤΕΣ ΣΥΝΔΕΣΕΙΣ ΤΩΝ ΝΕΩΝ ΖΥΓΩΝ, ΟΠΩΣ ΜΑΣ ΥΠΕΔΕΙΞΕ Ο ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ, ΓΙΑ ΤΟ ΣΕΝΑΡΙΟ 1.



ΕΙΚΟΝΑ 6-4: ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΚΑΛΥΤΕΡΕΣ ΚΑΙ ΧΕΙΡΟΤΕΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ΠΟΥ ΠΗΡΕ Η ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΚΑΘΕ ΓΕΝΙΑ

Η ροή φορτίου πραγματοποιήθηκε σε *πλήρες φορτίο* με συντελεστή ισχύος $\cos\phi=0.85$, για τιμές ενεργού και άεργου ισχύος : 5,53 και 3,63. Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την περίπτωση, φαίνονται στην ΕΙΚΟΝΑ 6-5.

Όπως φαίνεται και στην ΕΙΚΟΝΑ 6-5 η *πτώση τάσης των ζυγών* είναι εντός ορίων (<10%) και οι *απώλειες ενεργού ισχύος (0,175 MW)* αντιστοιχούν στο 3,2% της συνολικής ενεργού ισχύος

MATPOWER Version 4.1, 14-Dec-2011 -- AC Power Flow (Newton)

Newton's method power flow converged in 3 iterations.

Converged in 0.01 seconds

=====
| System Summary
=====

How many?		How much?	P (MW)	Q (MVar)
Buses	142	Total Gen Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Generators	1	On-line Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Committed Gens	1	Generation (actual)	5.7	3.9
Loads	87	Load	5.5	3.6
Fixed	87	Fixed	5.5	3.6
Dispatchable	0	Dispatchable	-0.0 of -0.0	-0.0
Shunts	0	Shunt (inj)	-0.0	0.0
Branches	141	Losses (I ² * Z)	0.18	0.23
Transformers	0	Branch Charging (inj)	-	0.0
Inter-ties	0	Total Inter-tie Flow	0.0	0.0
Areas	1			
		Minimum		Maximum
Voltage Magnitude	0.951 p.u. @ bus 96		1.000 p.u. @ bus 1	
Voltage Angle	-1.03 deg @ bus 136		0.00 deg @ bus 1	
P Losses (I ² *R)	-		0.03 MW @ line 1-2	
Q Losses (I ² *X)	-		0.05 MVar @ line 1-2	

ΕΙΚΟΝΑ 6-5: ΤΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΡΟΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΓΙΑ ΑΥΤΗΝ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΛΥΣΗ ΤΟΥ ΣΕΝΑΡΙΟΥ 1.

6.2 ΣΕΝΑΡΙΟ 2

Στην εκδοχή αυτή προσθέσαμε διεσπαρμένη παραγωγή 3 MW στο δίκτυο μας. Τα φορτία των θέσεων 133, 137 και 139 αντικαταστάθηκαν με πάγκα φωτοβολταϊκών ισχύος 1 MW το καθένα.

Χρησιμοποιήσαμε και εδώ ίδιες παραμέτρους για το γενετικό αλγόριθμο, μέγιστο αριθμό επαναλήψεων τις 120 και μέγιστο αριθμό stall generation 50. Ο αλγόριθμος συνέκλινε στις 101 επαναλήψεις και σε χρόνο κάποιων δευτερολέπτων. Στην εικόνα φαίνεται η πορεία της σύγκλισης του, καθώς βλέπουμε τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση

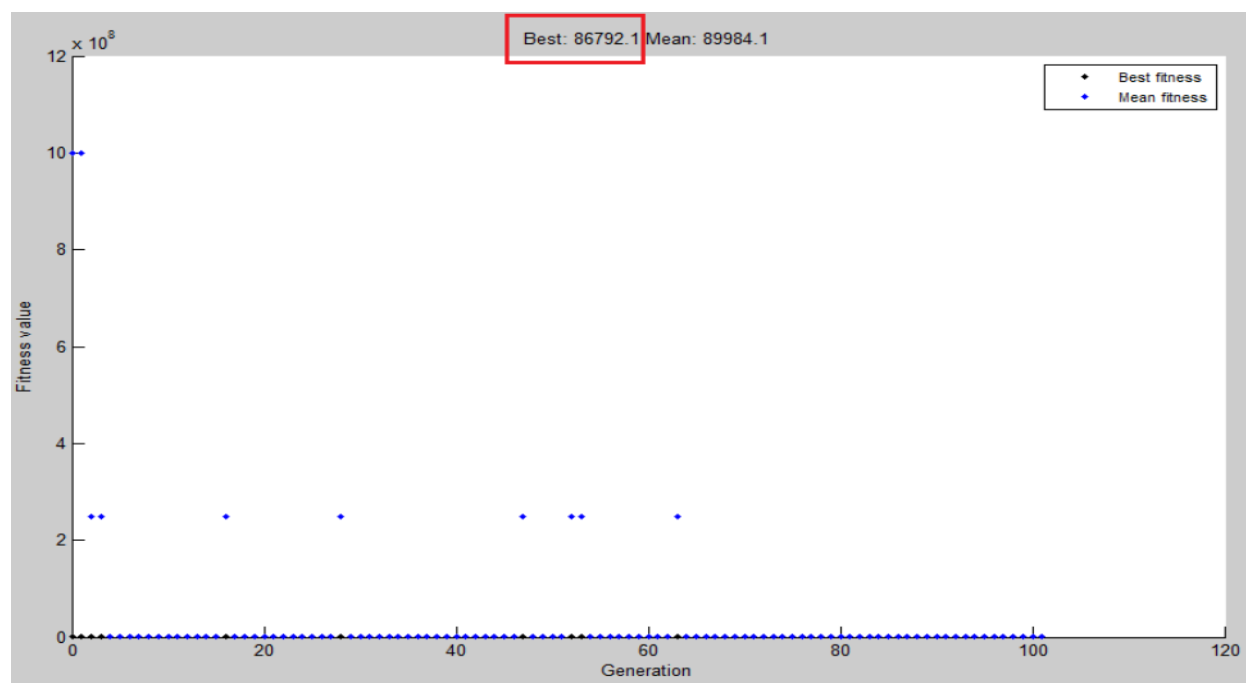
καταλληλότητας σε κάθε γενιά. Στο σενάριο αυτό παρατηρούμε ότι οι αποκλίσεις μέγιστης και ελάχιστης τιμής αρχίζουν δεν παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις, όπως στο σενάριο 1.

Οι βέλτιστες συνδέσεις των νέων ζυγών, όπως μας υπέδειξε ο γενετικός αλγόριθμος, είχαν συνολικό κόστος 86792.066€ και φαίνονται στον παρακάτω πίνακα (ΕΙΚΟΝΑ 6-6). Παρατηρούμε ότι έχουμε την ίδια τοπολογία αλλά το κόστος του δικτύου έχει λίγο αυξηθεί.

120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132
23	46	63	9	9	10	20	29	71	104	98	106	103

133	134	135	136	137	138	139	140	141	142
5	46	58	119	116	33	88	16	41	51

ΕΙΚΟΝΑ 6-6: ΒΕΛΤΙΣΤΕΣ ΣΥΝΔΕΣΕΙΣ ΤΩΝ ΝΕΩΝ ΖΥΓΩΝ, ΟΠΩΣ ΜΑΣ ΥΠΕΔΕΙΞΕ Ο ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ, ΓΙΑ ΤΟ ΣΕΝΑΡΙΟ 2



ΕΙΚΟΝΑ 6-7 : ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΚΑΛΥΤΕΡΕΣ ΚΑΙ ΧΕΙΡΟΤΕΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ΠΟΥ ΠΗΡΕ Η ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΚΑΘΕ ΓΕΝΙΑ

Η ροή φορτίου πραγματοποιήθηκε σε πλήρες φορτίο με συντελεστή ισχύος $\cos\phi=0.85$, για τιμές ενεργού και άεργου ισχύος : 2,35 και 3,6. Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την περίπτωση, φαίνονται στην ΕΙΚΟΝΑ 6-8.

Όπως φαίνεται και στην ΕΙΚΟΝΑ 6-8 η πτώση τάσης των ζυγών είναι εντός ορίων (<10%) και οι απώλειες ενεργού ισχύος (0,88MW) αντιστοιχούν στο 3,74% (<5%) της συνολικής ενεργού ισχύος.

```

Newton's method power flow converged in 3 iterations.

Converged in 0.01 seconds
=====
|      System Summary      |
=====

```

How many?		How much?	P (MW)	Q (MVar)
Buses	142	Total Gen Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Generators	1	On-line Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Committed Gens	1	Generation (actual)	2.4	3.6
Loads	87	Load	2.3	3.5
Fixed	87	Fixed	2.3	3.5
Dispatchable	0	Dispatchable	-0.0 of -0.0	-0.0
Shunts	0	Shunt (inj)	-0.0	0.0
Branches	141	Losses (I ² * Z)	0.09	0.11
Transformers	0	Branch Charging (inj)	-	0.0
Inter-ties	0	Total Inter-tie Flow	0.0	0.0
Areas	1			

	Minimum	Maximum
Voltage Magnitude	0.965 p.u. @ bus 65	1.000 p.u. @ bus 1
Voltage Angle	-0.10 deg @ bus 140	0.16 deg @ bus 137
P Losses (I ² *R)	-	0.01 MW @ line 6-10
Q Losses (I ² *X)	-	0.02 MVar @ line 6-10

ΕΙΚΟΝΑ 6-8 : ΤΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΡΟΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΛΥΣΗ ΤΟΥ ΣΕΝΑΡΙΟΥ 2.

6.3 ΣΕΝΑΡΙΟ 3

Στην εκδοχή αυτή προσθέσαμε διεσπαρμένη παραγωγή 3,5MW στο δίκτυο μας. Τα φορτία των θέσεων 133, 137 και 139 αντικαταστάθηκαν με πάρκα φωτοβολταϊκών ισχύος 1,5, 1 και 1 MW αντίστοιχα. Επιλέξαμε αυτές τις θέσεις καθώς βρίσκονται κοντά στην αρχή, τα μέσα και τα άκρα του δικτύου μας.

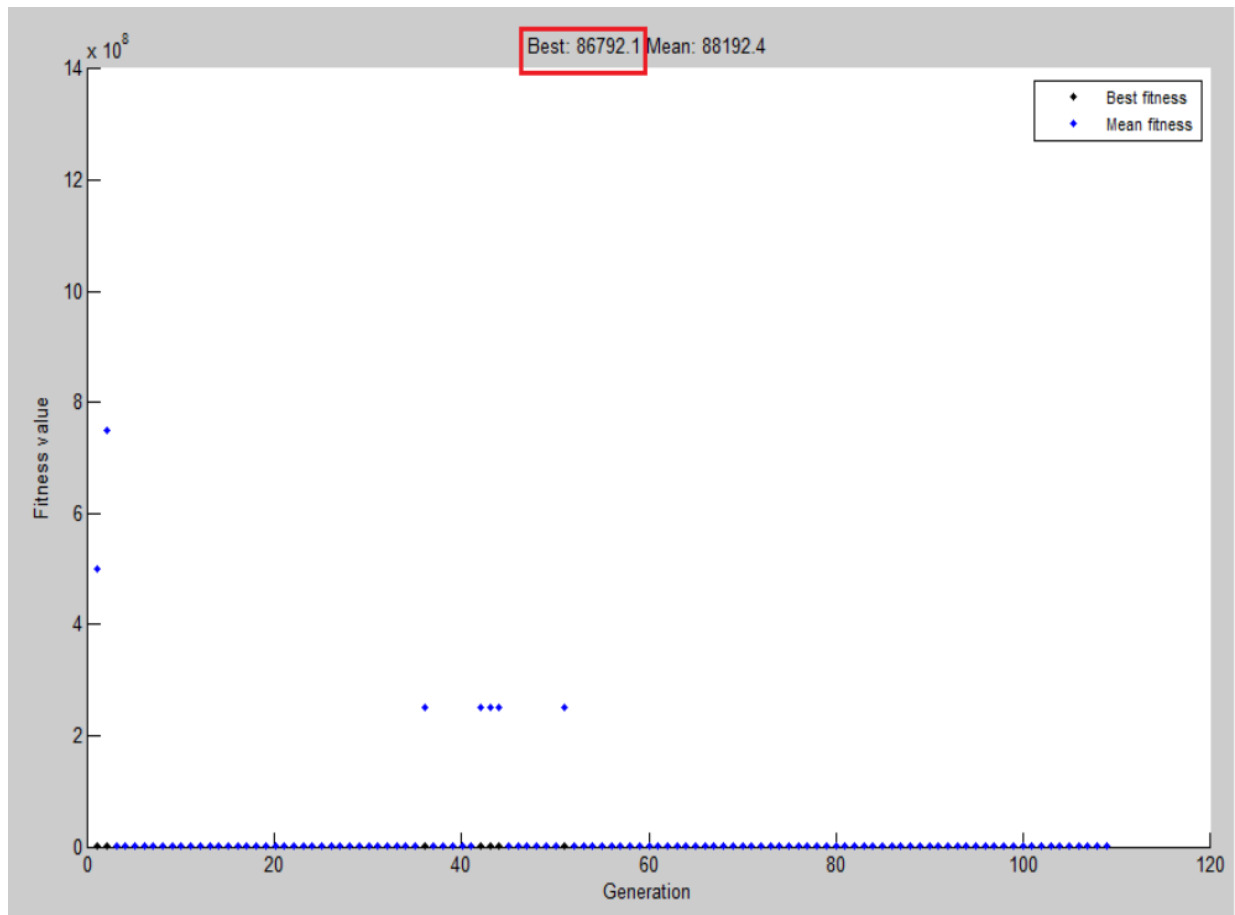
Χρησιμοποιήσαμε και εδώ ίδιες παραμέτρους για το γενετικό αλγόριθμο, μέγιστο αριθμό επαναλήψεων τις 120 και μέγιστο αριθμό stall generation 50. Ο αλγόριθμος συνέκλινε στις 109 επαναλήψεις και σε χρόνο κάποιων δευτερολέπτων. Στην ΕΙΚΟΝΑ 6-10 φαίνεται η πορεία της σύγκλισης του, καθώς βλέπουμε τις καλύτερες και χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά. Στο σενάριο αυτό παρατηρούμε ότι οι αποκλίσεις μέγιστης και ελάχιστης τιμής αρχίζουν δεν παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις, όπως στο σενάριο 1.

Οι βέλτιστες συνδέσεις των νέων ζυγών, όπως μας υπέδειξε ο γενετικός αλγόριθμος, είχαν συνολικό κόστος 86792.074€ και φαίνονται στον παρακάτω πίνακα (ΕΙΚΟΝΑ 6-9). Παρατηρούμε ότι έχουμε την ίδια τοπολογία αλλά το κόστος του δικτύου έχει λίγο αυξηθεί.

120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132
23	46	63	9	9	10	20	29	71	104	98	106	103

133	134	135	136	137	138	139	140	141	142
5	46	58	119	116	33	88	16	41	51

ΕΙΚΟΝΑ 6-9: ΒΕΛΤΙΣΤΕΣ ΣΥΝΔΕΣΕΙΣ ΤΩΝ ΝΕΩΝ ΖΥΓΩΝ, ΟΠΩΣ ΜΑΣ ΥΠΕΔΕΙΞΕ Ο ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ, ΓΙΑ ΤΟ ΣΕΝΑΡΙΟ 3



ΕΙΚΟΝΑ 6-10 : ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΚΑΛΥΤΕΡΕΣ ΚΑΙ ΧΕΙΡΟΤΕΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ΠΟΥ ΠΗΡΕ Η ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΚΑΘΕ ΓΕΝΙΑ

Η ροή φορτίου πραγματοποιήθηκε σε *πλήρες φορτίο* με συντελεστή ισχύος $\cos\varphi=0.85$, για τιμές ενεργού και άεργου ισχύος : 1,85 και 3,51. Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την περίπτωση, φαίνονται στην ΕΙΚΟΝΑ 6-11.

Όπως φαίνεται και στην ΕΙΚΟΝΑ 6-11 η *πτώση τάσης των ζυγών* είναι εντός ορίων (<10%) και οι *απώλειες ενεργού ισχύος (0,087MW)* αντιστοιχούν στο 4,7% (<5%) της συνολικής ενεργού ισχύος.

Newton's method power flow converged in 3 iterations.

Converged in 0.01 seconds

```

=====
|           System Summary           |
=====

```

How many?		How much?	P (MW)	Q (MVar)
Buses	142	Total Gen Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Generators	1	On-line Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Committed Gens	1	Generation (actual)	1.9	3.6
Loads	87	Load	1.9	3.5
Fixed	87	Fixed	1.9	3.5
Dispatchable	0	Dispatchable	-0.0 of -0.0	-0.0
Shunts	0	Shunt (inj)	-0.0	0.0
Branches	141	Losses (I ² * Z)	0.09	0.11
Transformers	0	Branch Charging (inj)	-	0.0
Inter-ties	0	Total Inter-tie Flow	0.0	0.0
Areas	1			

	Minimum	Maximum
Voltage Magnitude	0.965 p.u. @ bus 65	1.000 p.u. @ bus 1
Voltage Angle	-0.06 deg @ bus 140	0.19 deg @ bus 137
P Losses (I ² *R)	-	0.01 MW @ line 6-10
Q Losses (I ² *X)	-	0.02 MVar @ line 6-10

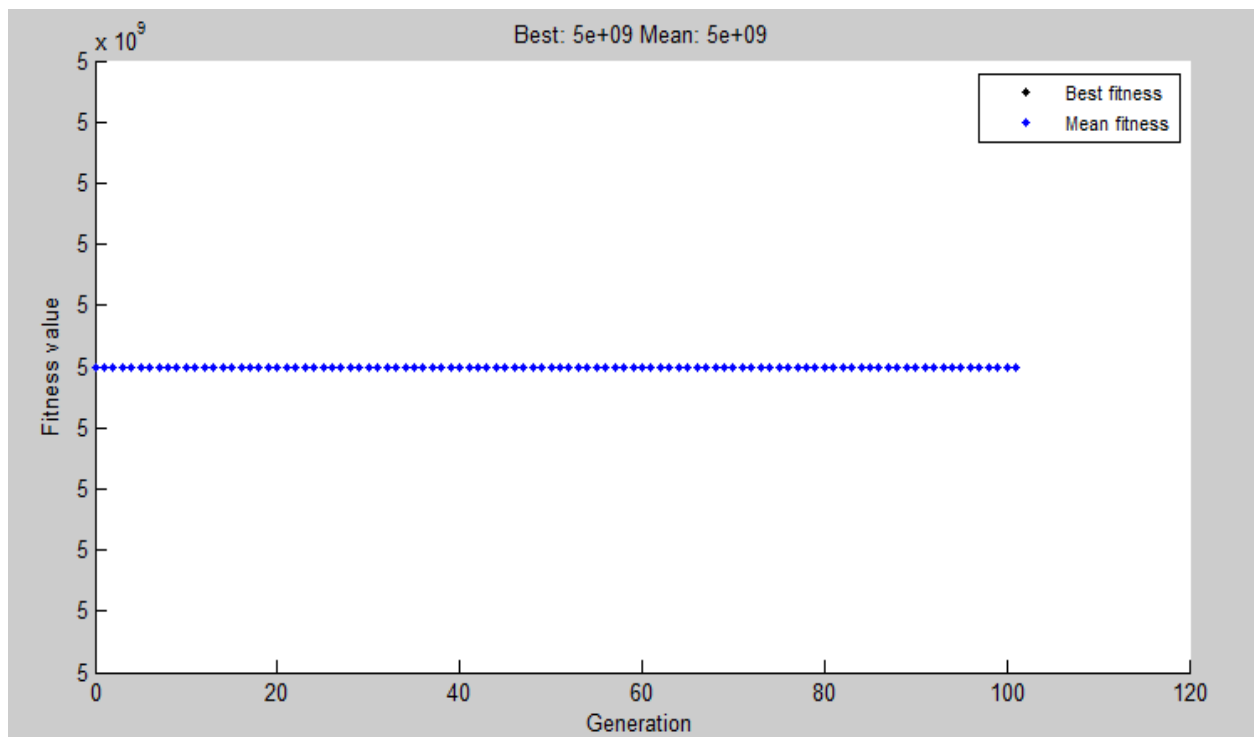
ΕΙΚΟΝΑ 6-11 : ΤΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΡΟΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΓΙΑ ΑΥΤΗΝ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΛΥΣΗ ΤΟΥ ΣΕΝΑΡΙΟΥ 3.

6.4 ΣΕΝΑΡΙΟ 4

Στην εκδοχή αυτή προσθέσαμε διεσπαρμένη παραγωγή 4,5 MW στο δίκτυο μας. Τα φορτία των θέσεων 133, 137 και 139 αντικαταστάθηκαν με πάρκα φωτοβολταϊκών ισχύος 1,5 MW το καθένα. Επιλέξαμε αυτές τις θέσεις καθώς βρίσκονται κοντά στην αρχή, τα μέσα και τα άκρα του δικτύου μας.

Χρησιμοποιήσαμε και εδώ ίδιες παραμέτρους για το γενετικό αλγόριθμο, μέγιστο αριθμό επαναλήψεων τις 120 και μέγιστο αριθμό stall generation 50. Ο αλγόριθμος συνέκλινε στις 101 επαναλήψεις και σε χρόνο κάποιων δευτερολέπτων. Στην ΕΙΚΟΝΑ 6-12 φαίνεται η πορεία της σύγκλισης του, καθώς βλέπουμε τις καλύτερες και

χειρότερες τιμές που πήρε η συνάρτηση καταλληλότητας σε κάθε γενιά. Παρατηρούμε ότι όλες οι πιθανές, επιτρεπτές τοπολογίες κρίθηκαν μη αποδεκτές από τον αλγόριθμο, καθώς δεν συμμορφώνονταν στα τεχνικά χαρακτηριστικά.



ΕΙΚΟΝΑ 6-12: ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΚΑΛΥΤΕΡΕΣ ΚΑΙ ΧΕΙΡΟΤΕΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ΠΟΥ ΠΗΡΕ Η ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΚΑΘΕ ΓΕΝΙΑ

Πραγματοποιήσαμε ροή φορτίου στη λύση που είχαμε πάρει για τα προηγούμενα σενάρια για να δούμε τι παραβίαζε τα όρια. Η ροή φορτίου πραγματοποιήθηκε σε *πλήρες φορτίο* με συντελεστή ισχύος $\cos\phi=0.85$, για τιμές ενεργού και άεργου ισχύος : 0,85 και 3,51. Τα αποτελέσματα της ροής φορτίου για αυτήν την περίπτωση, φαίνονται στην ΕΙΚΟΝΑ 6-13.

Όπως φαίνεται και στην ΕΙΚΟΝΑ 6-13 η *πτώση τάσης των ζυγών* είναι εντός ορίων (<10%) και οι *απώλειες ενεργού ισχύος (0,077MW)* αντιστοιχούν στο 9,09% (>5%) της συνολικής ενεργού ισχύος.

Newton's method power flow converged in 3 iterations.

Converged in 0.01 seconds

```

=====
|      System Summary      |
=====

```

How many?		How much?	P (MW)	Q (MVar)
Buses	142	Total Gen Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Generators	1	On-line Capacity	100.0	-30.0 to 30.0
Committed Gens	1	Generation (actual)	0.9	3.6
Loads	87	Load	0.8	3.5
Fixed	87	Fixed	0.8	3.5
Dispatchable	0	Dispatchable	-0.0 of -0.0	-0.0
Shunts	0	Shunt (inj)	-0.0	0.0
Branches	141	Losses (I ² * Z)	0.08	0.09
Transformers	0	Branch Charging (inj)	-	0.0
Inter-ties	0	Total Inter-tie Flow	0.0	0.0
Areas	1			

	Minimum	Maximum
Voltage Magnitude	0.970 p.u. @ bus 65	1.000 p.u. @ bus 1
Voltage Angle	0.00 deg @ bus 1	0.72 deg @ bus 137
P Losses (I ² *R)	-	0.01 MW @ line 6-10
Q Losses (I ² *X)	-	0.02 MVar @ line 6-10

ΕΙΚΟΝΑ 6-13: ΤΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΡΟΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΓΙΑ ΑΥΤΗΝ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΛΥΣΗ ΤΩΝ ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΩΝ ΣΕΝΑΡΙΩΝ.

7 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η βελτιστοποίηση του προβλήματος τοπολογίας γραμμών ενός δικτύου διανομής με χρήση του Γενετικού Αλγόριθμου αποδείχθηκε και στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής πάρα πολύ χρήσιμη, καθώς με αυτόν τον τρόπο προσεγγίστηκε η ολικά βέλτιστη λύση του προβλήματος, χωρίς τον έλεγχο όλων των πιθανών του λύσεων. Το να ελεγχθεί κάθε πιθανή τοπολογία που θα μπορούσαν να συνδεθούν τα νέα φορτία είναι αναμφίβολα κάτι πολύ χρονοβόρο, ιδιαίτερα σε προβλήματα πολύ μεγαλύτερου μεγέθους από το μέγεθος του προβλήματος της παρούσας εργασίας. Επίσης η χρήση μεθόδων δυναμικού προγραμματισμού που θα ήταν αρκετά γρήγορες ή άλλων μεθόδων εύρεσης ελάχιστων γεννητικών δέντρων δεν προτείνεται, καθώς μεγέθη τα οποία προκύπτουν από τη ροή φορτίου, όπως για παράδειγμα το ρεύμα της κάθε γραμμής, εμπλέκονται στην συνάρτηση κόστους, που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί και αλλάζουν δυναμικά από λύση σε λύση.

Επίσης, από τις δυο μεθόδους κωδικοποίησης του προβλήματος που εξετάσαμε καταλήξαμε ότι η κωδικοποίηση αυτή με τον μικρότερο χώρο αναζήτησης και τον περιορισμό του μεγέθους των χρωμοσωμάτων ήταν πιο αποδοτική και επιτυχημένη. Αυτό οφείλεται στην μεγάλη πολυπλοκότητα του προβλήματος και την πληθώρα υποψήφιων λύσεων .

8 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. **Βουρνάς, Κ. and Κονταξής, Γ.** *Εισαγωγή στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας*. Αθήνα : ΣΥΜΜΕΤΡΙΑ, 2010.
2. **Λαμπρίδης, Δ., Ντοκόπουλος, Π. and Παπαγιάννης, Γ.** *Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας*. s.l. : Εκδόσεις ΖΗΤΗ, 2006.
3. **Παπαδόπουλος, Μ.** *Δίκτυα Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας*. Αθήνα : ΕΜΠ, 1985. τομος Ι.
4. **Παπαδόπουλος, Μιχ. Π.** *Δίκτυα Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας, Τόμος 1*. Αθήνα : εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994.
5. **Gonen, Turan.** *Electric Power Distribution System Engineering*. s.l. : Mcgraw-Hill College (July 1, 1985) .
6. **Abdelhay A. Sallam, O.P. Malik.** *Electric Distribution Systems (IEEE Press Series on Power Engineering)*. s.l. : Wiley-IEEE Press; 1 edition (May 24, 2011) .
7. **Willis, H. Lee.** *Power Distribution Planning Refernce Book, Second Edition*. s.l. : CRC Press; 2 edition , 2004.
8. **Gomez, T. and Rivier, J.** distribution and power quality regulation under electricity competition. A comperative study. *Proccedings, Ninith international conference on Harmonics and quality of power*. 2000, Vol 2. pp 462-468.
9. **kagan, N. and Adams, R.N.** Applications of Bender decomposition teqnique tothe distribution planning problem. *Tenth Power System Computation Conference (PSCC)*. 19-24 August 1990.
10. **R., Allan.** predictive assesment and reliability worth. *IEE North Eastern Centre Power Section Symposium on Reliability, Security and Power Quality of Distribution Systems*. 1992.
11. **Kuwabara, W. and Nara, K.** Multi-year and Multi-state distribution system expansion planning for multi-stage branch exchange. *IEEE/PES summer meeting* . 1996.
12. **Neimane, Viktoria.** ON DEVELOPMENT PLANNING OF ELECTRICITY DISTRIBUTION NETWORKS. *Doctoral Dissertation*. Stockholm : KTH, 2001.
13. **Aarts, Emile and Korst, Jan.** *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*. s.l. : John Wiley & sons.
14. **Nahman and Perie, Dragoslav M.** optimal planning of Radial Distribution networks by simulated annealing technique. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS*. May 2008, Vol. 23, 2.
15. **Ponce De Leao, M.T. and Saraiva, J.T.** a simulated Annealing Approach to Evaluate Long Tern Costs and Investment Decisions. *IEEE/PES summermeeting*. 2000.
16. **F., Glover.** future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computer Operation and Research*. 1986, Vol. 13, 5.

17. **David A , Coley.** *Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers.* s.l. : Wspc; Har/Dskt edition (January 29, 1999), (January 29, 1999).
18. **Affenzeller, Michael, et al., et al.** *Geneti Algorithms and Genetic Programming (Modern Concepts and Practical Applications).* s.l. : CRC Press, 2009.
19. **Reeves, Colin R. and Rowe, Johnathan E.** *Genetic Algorithms: Principles and Perspectives: A Guide to GA Theory.* s.l. : Springer; 2002 edition (December 31, 2002).
20. **Sivanandam, S.N. and Deepa, S.N.** *Introduction to Genetic Algorithms.* s.l. : Springer, 2008.
21. **Gen, Mitsuo and Cheng, Runwei.** *Genetic Algorithms and Engineering Optimization.* s.l. : Wiley& sons, 2000.
22. **Rothlauf, Franz.** *Representations for Genetic and Evolutionary algorithms.* 2006.
23. **Caminiti, Saverio.** *On Coding Labeled Trees. Ph.D. Cndidate.* s.l. : Sapienza, University of Rome, Academic year 2006/2007.
24. **Rothlauf, Franz.** *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms.* s.l. : Springer; Softcover reprint of hardcover 2nd ed. 2006 edition (October 14, 2010), 2006.
25. **Gottlieb, Jens, et al., et al.** *Prufer Numbers: A Poor Representantation of Spanning Trees for Evolutionary Search. Procceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference.* 2001.
26. **sally, Picciotto.** *How to encode a tree. PhD thesis.* University of California, San Diego : s.n., 1999.
27. **Christofides.** *Graph Theory. New York : Academic.* 1975.
28. **Kersting, William H.** *Distribution System Modeling and Analysis.* s.l. : CRC Press; 2 edition (November 15, 2006) .
29. **Haupt , Randy L. and Haupt, Sue Ellen .** *Practical Genetic Algorithms.* s.l. : Wiley-Interscience; 2 edition, (May 31, 2004).
30. **Mitchell, Melanie.** *An Introduction to Genetic Algorithms.* s.l. : A Bradford Book; Third Printing edition, (February 6, 1998) .
31. **Rothlauf, franz and Goldberg, David E.** *Prufer Numbers and Genetic Algorithms: A lesson how the low locality of an encoding can harm the performance of GAs. working papers in information systems.* univeristy of Bayreuth, February 2003.
32. **Carrano, et al., et al.** *a preliminary comparison of tree encoding schemes for evolutionary alogorithms.* IEEE, 2007.
33. **Pop, Petrica C.** *the generalized Minimum spanning tree problem. Ph.D thesis.* university of Twente, 2002.
34. **Michalewicz, Zbigniew.** *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs.* s.l. : Springer; 3rd, rev. and extended ed. 1996. Corr. 2nd printing 1998 edition (1996).
35. **Riccardo Poli, William B. Langdon, Nicholas F. McPhee.** *A Field Guide to Genetic Programming.* March 2008.

36. **Franz, Rothlauf.** *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*. s.l. : Springer; Softcover reprint of hardcover 2nd ed. 2006 edition (November 9, 2010).
37. **Venkataraman, P.** *Applied Optimization with MATLAB Programming*. s.l. : Wiley-Interscience; 1 edition (December 12, 2001).
38. **Lixia Hanr, Yuping Wang.** A Novel Genetic Algorithm for Degree-Constrained Minimum Spanning Tree Problem. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network 50 Security, VOL.6 No.7A, July 2006.
39. **Anand Kumar, Dr. N. N. Jani.** A Novel Genetic Algorithm approach for Network Design with Robust Fitness Function. International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 2, No. 3, June, 2010.
40. **Charles C. Palmer, Aaron Kershenbaum.** Representing Trees in Genetic Algorithms.
41. **Paulius Micikevičius, Saverio Caminiti, Narsingh Deo.** Linear-time Algorithms for Encoding Trees as Sequences of Node Labels, .
-