



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

ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΜΟΝΑΔΩΝ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΦΑΣΙΘΕΤΩΝ ΜΕ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟ ΓΕΝΕΤΙΚΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αλκιβιάδης Π. Πουλιόπουλος

Επίβλεψη : Παύλος Σ. Γεωργιάκης, Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2015



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

ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΜΟΝΑΔΩΝ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΦΑΣΙΘΕΤΩΝ ΜΕ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟ ΓΕΝΕΤΙΚΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αλκιβιάδης Π. Πουλιόπουλος

Επίβλεψη : Παύλος Σ. Γεωργιλάκης, Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την ...^η Οκτωβρίου 2015.

.....

Παύλος Γεωργιλάκης
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Γεώργιος Κορρές
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Σταύρος Παπαθανασίου
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2015

.....

Αλκιβιάδης Π. Πουλιόπουλος

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

Copyright © Αλκιβιάδης Πουλιόπουλος, 2015.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η επίλυση του προβλήματος της βέλτιστης τοποθέτησης μονάδων μέτρησης φασιθετών (PMUs) με στόχο την πλήρη παρατηρησιμότητα των συστημάτων μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Η βέλτιστη τοποθέτηση αφορά την ελαχιστοποίηση του αριθμού των εγκατεστημένων PMUs που απαιτείται για να επιτευχθεί η πλήρης παρατηρησιμότητα του συστήματος μεταφοράς.

Αρχικά, πραγματοποιείται μία παρουσίαση των βασικών ιδιοτήτων των PMUs, παρουσιάζονται οι κύριες εφαρμογές τους, γίνεται μία ιστορική ανασκόπηση της εξέλιξης των PMUs, καθώς και μία σύγκρισή τους με την τεχνολογία SCADA. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται και αναλύεται η τοπολογική μέθοδος παρατηρησιμότητας συστήματος ηλεκτρικής που χρησιμοποιείται στη διπλωματική εργασία.

Για την επίλυση του προβλήματος της βέλτιστης τοποθέτησης PMU προτείνεται ο γενετικός αλγόριθμος και μία παραλλαγή του, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος. Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στην κατηγορία των μετα-ευριστικών αλγόριθμων, οι οποίοι αντλούν την έμπνευσή τους από τη διαδικασία της φυσικής επιλογής.

Οι προτεινόμενες μέθοδοι υλοποιήθηκαν με ανάπτυξη κατάλληλου λογισμικού και γραφικού περιβάλλοντος (GUI) σε περιβάλλον MATLAB. Για την αξιολόγηση των δύο μεθόδων χρησιμοποιήθηκαν τα πρότυπα δίκτυα των 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE. Επίσης, στη διπλωματική εργασία αναλύονται τα αποτελέσματα και εξάγονται συμπεράσματα για την αποδοτικότητα των δύο μεθόδων.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Βέλτιστη τοποθέτηση μονάδων μέτρησης φασιθετών, παρατηρησιμότητα δικτύου, ευριστικές μέθοδοι, γενετικός αλγόριθμος, ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος, μονάδες μέτρησης φασιθετών.

ABSTRACT

The current Diploma Thesis deals with the optimal placement problem of Phasor Measurement Units (PMUs), in order to achieve full network observability. The objective of the Optimal PMU Placement (OPP) problem is to minimize the number of PMUs to be installed subject to full network observability.

Initially, the Thesis presents the basic features of the PMU, the historical development of the PMU, as well as a comparison with the SCADA technology. Furthermore, this Thesis presents a topological method for full power system observability.

Genetic Algorithm and Immunity Genetic Algorithm are proposed to solve the OPP combinatorial optimization problem. Genetic algorithms are meta-heuristic algorithms that mimic the process of natural selection.

The proposed methods are implemented by developing appropriate software and graphical user interface (GUI) in MATLAB. The developed software was applied to IEEE 14, 30, 57 and 118-bus systems. The obtained results are analyzed and conclusions are drawn for the efficiency of the two methods.

KEY WORDS

Optimal PMU placement (OPP) problem, network observability analysis, heuristic algorithms, genetic algorithm, immunity genetic algorithm, phasor measurement units (PMUs).

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2014-2015 υπό την επίβλεψη του κ. Παύλου Γεωργιλάκη, καθηγητή του Ε.Μ.Π. της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, στον οποίο οφείλω ιδιαίτερες ευχαριστίες για την ανάθεσή της, δίνοντας μου την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα, καθώς και για την πολύτιμη βοήθειά του σε κάθε δυσκολία που προέκυπτε. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου, τον αδερφό μου και τους φίλους μου για τη στήριξη και βοήθεια τους σε όλα τα χρόνια των σπουδών μου.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1	Μονάδα Μέτρησης Φασιθετών	1
1.2	Ιστορική ανασκόπηση	2
1.3	Εφαρμογές των PMU	3
1.4	Σύγκριση τεχνολογίας SCADA και PMU	5
1.5	Δομή της εργασίας	5
1.6	Βιβλιογραφία	5

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΙΜΟΤΗΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

2.1	Εισαγωγή	7
2.2	Ορισμοί	7
2.3	Μοντελοποίηση δικτύου μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας	8
2.4	Κανόνες παρατηρησιμότητας για τοποθέτηση PMU	8
2.4.1	Πρώτος κανόνας παρατηρησιμότητας	8
2.4.2	Δεύτερος κανόνας παρατηρησιμότητας	9
2.4.3	Τρίτος κανόνας παρατηρησιμότητας	10
2.4.4	Τέταρτος κανόνας παρατηρησιμότητας	11
2.5	Προτεινόμενος τοπολογικός αλγόριθμος παρατηρησιμότητας δικτύου	11
2.5.1	Πρώτος κανόνας αλγόριθμου	12
2.5.2	Δεύτερος κανόνας αλγόριθμου	12
2.6	Βιβλιογραφία	14

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

3.1	Εισαγωγή	15
3.1.1	Μέθοδοι αναζήτησης και βελτιστοποίησης	15
3.1.2	Γενετικοί αλγόριθμοι και θεωρία της εξέλιξης των ειδών	16
3.2	Πλεονεκτήματα γενετικών αλγόριθμων	17
3.3	Βασικά χαρακτηριστικά γενετικών αλγόριθμων	18
3.4	Συνιστώσες γενετικών αλγόριθμων	20
3.4.1	Πληθυσμός και αρχικοποίηση	21
3.4.2	Αποκωδικοποίηση	22
3.4.3	Συνάρτηση καταλληλότητας και αξιολόγηση	22

3.4.4	Αναπαραγωγή	22
3.4.4.1	Επιλογή γονέων	22
3.4.4.2	Διασταύρωση	25
3.4.4.3	Μετάλλαξη	25
3.4.5	Επαναλήψεις και σύγκλιση	25
3.5	Εφαρμογή γενετικού αλγόριθμου	26
3.6	Ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος	31
3.7	Βιβλιογραφία	33

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΟ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΚΑΙ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟΥ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΓΙΑ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU

4.1	Εισαγωγή	35
4.2	Κατασκευή μήτρας πρόσπτωσης του δικτύου	35
4.3	Χαρακτηριστικά αλγόριθμου	37
4.3.1	Αριθμός γενεών	38
4.3.2	Μέγεθος πληθυσμού	38
4.3.3	Συνάρτηση καταλληλότητας	38
4.4	Βήματα αλγόριθμου	39
4.4.1	Αρχικοποίηση πληθυσμού	39
4.4.2	Αξιολόγηση και ταξινόμηση πληθυσμού	41
4.4.3	Διασταύρωση πληθυσμού	42
4.4.4	Μετάλλαξη	44
4.4.5	Επαναξιολόγηση και λύση γενιάς γενετικού αλγόριθμου	45
4.5	Βέλτιστη τοποθέτηση PMU στο δίκτυο 30 ζυγών του IEEE με ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο	47
4.5.1	1 ^ο εμβόλιο ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου	48
4.5.2	2 ^ο εμβόλιο ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου	49
4.5.3	3 ^ο εμβόλιο ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου	49
4.5.4	Ανοσοποιητική επιλογή	50
4.5.5	Αξιολόγηση πληθυσμού και λύση γενιάς ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου	50
4.6	Σύνοψη αποτελεσμάτων	52
4.7	Βιβλιογραφία	53

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ ΓΙΑ ΤΗ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟΥ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

5.1	Εισαγωγή	55
5.2	Το γραφικό περιβάλλον (GUI) της MATLAB	55
5.3	Χαρακτηριστικά λογισμικού για βέλτιστη τοποθέτηση PMU	59
5.3.1	Περιβάλλον ανάπτυξης και απαιτήσεις συστήματος	59
5.3.2	Λειτουργίες λογισμικού	60
5.3.2.1	Γραφικό περιβάλλον	60
5.3.2.2	Δεδομένα συστήματος και εισαγωγή παραμέτρων	61
5.3.2.3	Μελέτη και ανάλυση αποτελεσμάτων	61
5.3.2.4	Συναρτήσεις λογισμικού	63
5.3.2.5	Μελλοντικές επεκτάσεις του λογισμικού	64
5.4	Βιβλιογραφία	64

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΠΡΟΤΥΠΑ ΔΙΚΤΥΑ ΤΟΥ IEEE

6.1	Εισαγωγή	67
6.2	Εφαρμογή δίκτυο 14 ζυγών του IEEE	67
6.2.1	Δεδομένα του συστήματος	67
6.2.2	Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	68
6.2.3	Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	70
6.3	Εφαρμογή στο δίκτυο 30 ζυγών του IEEE	71
6.3.1	Δεδομένα του συστήματος	71
6.3.2	Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	72
6.3.3	Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	74
6.4	Εφαρμογή στο δίκτυο 57 ζυγών του IEEE	76
6.4.1	Δεδομένα του συστήματος	76
6.4.2	Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	77
6.4.3	Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	78
6.5	Εφαρμογή στο δίκτυο 118 ζυγών του IEEE	80
6.5.1	Δεδομένα του συστήματος	80
6.5.2	Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	82
6.5.3	Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος	84
6.6	Σχολιασμός και σύγκριση αποτελεσμάτων	85
6.7	Βιβλιογραφία	87

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

7.1	Σύνοψη της εργασίας και των αποτελεσμάτων της	89
7.2	Προοπτικές της εργασίας	90

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΜΟΝΑΔΑ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΦΑΣΙΘΕΤΩΝ

Ένα Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας (Σ.Η.Ε.) είναι ένα πολύπλοκο και μεγάλων διαστάσεων σύστημα του οποίου η ασφαλής και εύρωστη λειτουργία είναι κομβικής σημασίας για την εξυπηρέτηση των καταναλωτών και την ανάπτυξη της οικονομίας. Επομένως, είναι απόλυτα λογικό η εποπτεία του και η διαχείρισή του να έχουν ιδιαίτερη σημασία.

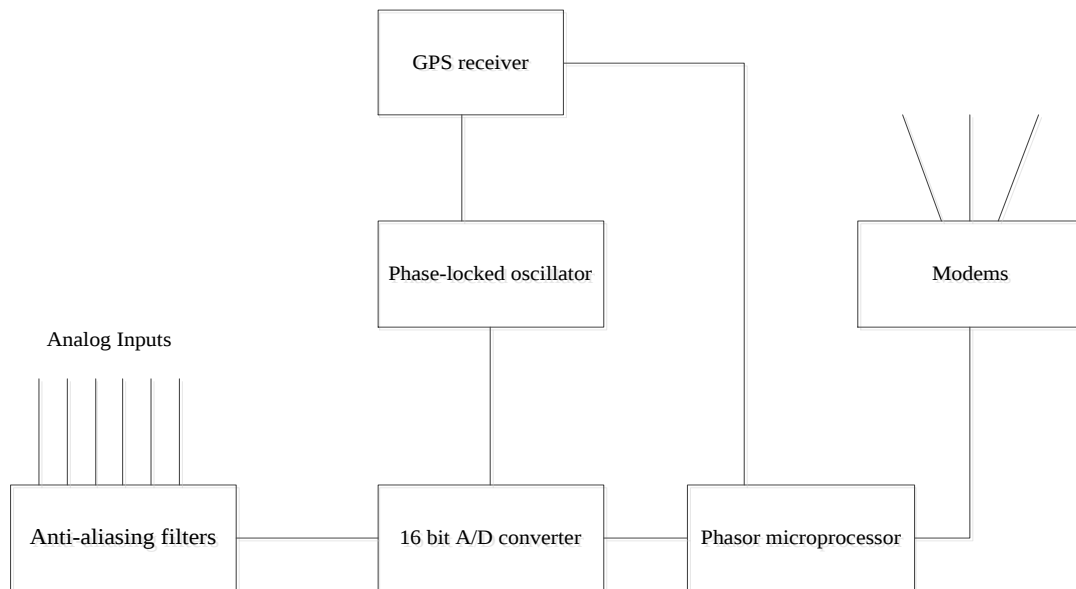
Βασικά μεγέθη που πρέπει να παρατηρούνται σε ένα Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας είναι οι φασιθέτες τάσης και ρεύματος των ζυγών και των κλάδων του δικτύου. Ο φασιθέτης (phasor) είναι μία ποσότητα που αποτελείται από μέτρο και φάση (ως προς μια αναφορά) και αναπαριστά ένα ημιτονοειδές σήμα. Το μέτρο σχετίζεται με το πλάτος του σήματος ενώ η φάση είναι η απόσταση ανάμεσα στην κορυφή του σήματος και μια ορισμένη αναφορά και έχει διαστάσεις γωνίας.

Η μονάδα μέτρησης φασιθετών (Phasor Measurement Unit – PMU) είναι η συσκευή με την οποία επιτυγχάνεται η μέτρηση των συγχρονισμένων φασιθετών τάσης και ρεύματος σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Ο συγχρονισμός μεταξύ των PMU καθίσταται δυνατός από την ταυτόχρονη δειγματοληψία των κυματομορφών τάσης και ρεύματος χρησιμοποιώντας ένα κοινό συγχρονισμένο σήμα μέσω του παγκόσμιου συστήματος τοποθεσίας (GPS).

Μια τυπική μονάδα PMU αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία [1.1]:

- Φίλτρα αντι-αναδίπλωσης (anti-aliasing filters)
- Μετατροπέα αναλογικού σε ψηφιακό (A/D converter)
- Μικροεπεξεργαστή (microprocessor)
- Κρυσταλλικό ταλαντωτή
- Δέκτη GPS (Global Positioning System)
- Διαποδιαμορφωτή (modem)

Το λειτουργικό διάγραμμα μιας μονάδας μέτρησης φασιθετών φαίνεται στο Σχήμα 1.1.



Σχήμα 1.1: Λειτουργικό διάγραμμα μονάδας μέτρησης φασιθετών (PMU).

1.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Η πρώτη φορά που εμφανίζεται η έννοια του φασιθέτη (phasor) είναι το 1893 σε μια δημοσίευση του Charles Proteus Steinmetz, που περιλάμβανε μαθηματικές τεχνικές για την ανάλυση κυματομορφών εναλλασσόμενου ρεύματος. Ο φασιθέτης αποδείχθηκε ένα εξαιρετικά χρήσιμο εργαλείο για την αναπαράσταση ενός ημιτονοειδούς σήματος καθώς και για τη συσχέτιση του με άλλα. Η αρχή της σύγχρονης τεχνολογίας των συγχρονισμένων μετρήσεων μπορεί να θεωρηθεί το 1983 με τη δημοσίευση των Mark Adamiak, Arun Phadke και Jim Thorp [1.2]. Σε αυτή τη δημοσίευση παρουσιάστηκε η σημασία της μέτρησης φασιθετών τάσης και ρεύματος θετικής ακολουθίας. Το 1988 καρπός της συνεργασίας του Πανεπιστημίου Virginia Tech και της εταιρείας American Electric Power (AEP) είναι η κατασκευή μιας συσκευής λήψης και επεξεργασίας μετρήσεων φασιθετών. Η συσκευή ονομάζεται Μονάδα Μέτρησης Φασικής Γωνίας (PAMU), αλλά αργότερα ονομάζεται Μονάδα Μέτρησης Φασιθετών (PMU). Την ανάπτυξη των PMU βοηθάει σε μεγάλο βαθμό και η παράλληλη ανάπτυξη της τεχνολογίας του GPS τη δεκαετία του 1980. Οι παλμοί από δορυφόρους GPS καθιστούν δυνατό το συγχρονισμό των δεδομένων ενός φασιθέτη με ακρίβεια του 1 μ s [1.3]. Η πρώτη εμπορική μονάδα PMU κατασκευάστηκε το 1991 από την εταιρεία Macrodyne σε συνεργασία με το Πανεπιστήμιο Virginia Tech και κυκλοφόρησε στην αγορά το 1992 (μοντέλο 1620). Την ίδια χρονιά καθορίστηκαν από την IEEE τα πρότυπα των αρχείων δεδομένων που ανταλλάσσονται από τα PMU, τα οποία το 2005 τροποποιήθηκαν για να πάρουν τη σημερινή τους μορφή. Σήμερα υπάρχουν αρκετές εταιρείες που κατασκευάζουν PMU σαν εμπορικά προϊόντα, ενώ τα PMU έχουν κάνει την εμφάνισή τους στα δίκτυα διανομής πολλών κρατών και η διείσδυσή τους σε αυτά ολοένα και αυξάνεται. Τα επόμενα χρόνια μεγάλος αριθμός των ηλεκτρικών δικτύων ανά τον κόσμο θα μπορούν να εποπτεύονται μέσω των PMU, καθώς πλέον αποτελούν μια ώριμη, ταχύτατη και τυποποιημένη λύση στο πρόβλημα της εποπτείας των ηλεκτρικών δικτύων.

1.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ PMU

Οι μετρήσεις των PMU μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τους διαχειριστές των δικτύων σε πραγματικό χρόνο και μπορούν να αξιοποιηθούν με πολλούς διαφορετικούς τρόπους στην ανάλυση και εποπτεία των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας [1.4]-[1.7]:

- Εποπτεία φασιθετών τάσης και ρεύματος μεγάλων συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας σε πραγματικό χρόνο.
- Ακριβέστερος υπολογισμός της κατάστασης του συστήματος καθώς τα εργαλεία εκτίμησης κατάστασης τροφοδοτούνται ταχύτερα και με ακριβέστερα δεδομένα από τις μονάδες μέτρησης φασιθετών.
- Βελτιωμένος έλεγχος ευστάθειας σε πραγματικό χρόνο.
- Ανάπτυξη προηγμένων εφαρμογών ελέγχου των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.
- Ταχύτερη αναγνώριση της τοποθεσίας των σφαλμάτων στις γραμμές μεταφοράς του δικτύου καθώς και απομόνωση των σφαλμάτων αυτών.
- Αποκατάσταση του δικτύου μετά από σφάλματα και περιστατικά απομόνωσης.

Το αντικείμενο των μετρήσεων φασιθετών σε πραγματικό χρόνο αποτελεί ένα σχετικά νέο πεδίο έρευνας και ανάπτυξης στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας και αναμένεται στο μέλλον να υπάρξουν πολλές εφαρμογές αυτής της τεχνολογίας.

1.4 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ SCADA ΚΑΙ PMU

Τα τελευταία 50 χρόνια η εποπτεία και ο έλεγχος των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας βασίστηκε στα Συστήματα Εποπτικού Ελέγχου και Συλλογής Πληροφοριών (Supervisory Control and Data Acquisition – SCADA) και στα Συστήματα Ενεργειακής Διαχείρισης (Energy Management Systems – EMS). Η φύση και η απόδοση των συστημάτων αυτών αναμένεται να αλλάξει άρδην στο μέλλον με την ολοένα και μεγαλύτερη διείσδυση των μονάδων μέτρησης φασιθετών (PMUs) στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας ανά τον κόσμο.

Ένα σύστημα SCADA είναι ένα σύστημα τηλεμέτρησης. Το Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας (Σ.Η.Ε.) υπό έλεγχο είναι πολύ πιθανό να έχει πολλά απομακρυσμένα σημεία. Στα σημεία αυτά, με βάση την υπάρχουσα τεχνολογία SCADA, τοποθετούνται Απομακρυσμένες Μονάδες Τηλεμετρίας (Remote Telemetry Units – RTU), οι οποίες λαμβάνουν μετρήσεις της τάσης, του ρεύματος, της πραγματικής και της άεργου ισχύος ενός δικτύου. Τα RTUs μετατρέπουν αυτές τις μετρήσεις σε ηλεκτρικά σήματα και τις στέλνουν σε έναν κεντρικό υπολογιστικό σταθμό. Οι μετρήσεις που λαμβάνονται από τα RTUs είναι αναλογικές, δε διαθέτουν χρονική σφραγίδα και λαμβάνεται μόνο η τιμή του μέτρου της τάσης και του ρεύματος και όχι η φάση. Επίσης, ένα σύστημα SCADA χρησιμοποιεί 2-4 μετρήσεις ανά δευτερόλεπτο για την εποπτεία ενός συστήματος, γεγονός που καθιστά αδύνατη την παρατήρηση της συχνότητας του εναλλασσόμενου ρεύματος στο δίκτυο.

Από την περιγραφή και μόνο της τεχνολογίας SCADA γίνεται φανερό ότι έχει κάποιες εγγενείς αδυναμίες, οι κυριότερες από τις οποίες είναι οι εξής:

- Αδυναμία εποπτείας μεγάλων γεωγραφικών περιοχών.
- Έλλειψη συγχρονισμένων δεδομένων.
- Αδυναμία παρακολούθησης της δυναμικής συμπεριφοράς του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας σε πραγματικό χρόνο.

Αυτές τις αδυναμίες έρχεται να καλύψει η τεχνολογία των συγχρονισμένων μετρήσεων φασιθετών. Οι μετρήσεις που λαμβάνονται από τις μονάδες PMU έχουν ιδιαίτερα χαρακτηριστικά που τους προσδίδουν μεγαλύτερη αξία σε σχέση με τις συμβατικές μετρήσεις που λαμβάνονται από ένα σύστημα SCADA.

Το βασικότερο πλεονέκτημα των μετρήσεων PMU είναι η ταχύτητα. Σε ένα σύστημα SCADA το δίκτυο σαρώνεται κάθε δύο δευτερόλεπτα ή και πιο αραιά. Αντίθετα, τα PMU έχουν τη δυνατότητα να μετρούν τάση, ρεύμα και συχνότητα που μπορεί να φτάσουν και τις 60 παρατηρήσεις ανά δευτερόλεπτο. Η τεχνολογία των PMU εγγυάται ότι η πραγματική κατάσταση του συστήματος μεταφοράς μπορεί να μετρηθεί λεπτομερώς, με ταχύτητα ανάλογη της ταχύτητας μετάδοσης των δεδομένων. Με την υπάρχουσα τεχνολογία, ο προσδιορισμός της κατάστασης του συστήματος απαιτεί χρόνο μερικών δευτερολέπτων για τη λήψη των μετρήσεων και χρόνο της τάξης των δεκάδων δευτερολέπτων για τον αλγοριθμικό υπολογισμό της κατάστασης. Μια ενδεχόμενη μείωση των παραπάνω χρόνων θα επέτρεπε την ακριβή εκτίμηση των δυναμικών καταστάσεων του συστήματος και θα παρείχε στους χειριστές μια άμεση εικόνα της κατάστασης του συστήματος σχεδόν σε πραγματικό χρόνο. Με την προϋπόθεση αυτή θα ήταν εφικτός ο έλεγχος της ευστάθειας του συστήματος και θα ήταν άμεση η απόκριση σε καταστάσεις ανάγκης.

Ένα άλλο σημαντικό πλεονέκτημα των δεδομένων των PMU είναι ότι διαθέτουν χρονική σφραγίδα, δηλαδή μια χρονική τιμή μεγάλης ακρίβειας που παράγεται στο σημείο της μέτρησης από ένα δέκτη GPS. Η χρονική πληροφορία που ενσωματώνεται στα δεδομένα δίνει τη δυνατότητα σε μετρήσεις που λαμβάνονται από διαφορετικές περιοχές ή από διαφορετικούς ιδιοκτήτες ηλεκτρικών δικτύων να μπορούν να συγχρονιστούν και να ταξινομηθούν χρονικά στον κεντρικό σταθμό. Οι μετρήσεις PMU που έχουν την ίδια χρονική σφραγίδα χρησιμοποιούνται για να εκτιμηθεί η κατάσταση του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας τη στιγμή που ορίζεται από τη σφραγίδα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η ταχύτητα μετάδοσης των δεδομένων στα κανάλια επικοινωνίας να μην είναι πλέον σημαντική παράμετρος. Σε ένα σύστημα SCADA αυτό δεν είναι εφικτό καθώς τα δεδομένα των μετρήσεων ταξινομούνται με βάση το χρόνο άφιξης στον κεντρικό υπολογιστικό σταθμό, ο οποίος επηρεάζεται από την απόσταση που διανύουν τα δεδομένα.

Η τεχνολογία PMU καθιστά δυνατή την εποπτεία ευρείας περιοχής, αφού ο ακριβής χρονισμός των μετρήσεων φασιθετών δίνει τη δυνατότητα αξιοποίησης των πληροφοριών πέρα από την περιοχή του ζυγού, όπου έγιναν οι μετρήσεις. Έτσι, διευκολύνεται η καταναμενημένη τηλεπισκόπηση και η ανάληψη συντονισμένων δράσεων. Η ευρεία εποπτεία και η ανάλυση των μετρήσεων επιτρέπει στους χειριστές να αναγνωρίσουν αλλαγές που συμβαίνουν στο δίκτυο, όπως το είδος και το μέγεθος της καταπόνησης, προκειμένου να βελτιώσουν την αξιοπιστία του. Το σύστημα SCADA, αντίθετα, σχεδιάστηκε για εποπτεία μιας περιορισμένης γεωγραφικά περιοχής και ως εκ τούτου δεν μπορεί να ανταποκριθεί στη σύγχρονη ανάγκη για έλεγχο ευρύτερων διασυνδέσεων.

1.5 ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η βέλτιστη τοποθέτηση PMU στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, με την εφαρμογή γενετικού αλγορίθμου και ανοσοποιητικού γενετικού αλγορίθμου, με στόχο την πλήρη παρατηρησιμότητα του δικτύου. Η εργασία δομείται σε επτά κεφάλαια:

- Στο Κεφάλαιο 2 περιγράφονται οι κανόνες και οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για την πλήρη παρατηρησιμότητα ενός δικτύου.
- Στο Κεφάλαιο 3 αναλύονται οι γενετικοί αλγόριθμοι, δίνεται ένα αριθμητικό παράδειγμα εφαρμογής του δυαδικού γενετικού αλγορίθμου και αναλύεται μια επέκταση του γενετικού αλγορίθμου, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος.
- Στο Κεφάλαιο 4 αναλύεται ο γενετικός αλγόριθμος και ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU και δίνεται ένα παράδειγμα εκτέλεσης βήμα-βήμα του αλγορίθμου στο δίκτυο 30 ζυγών του IEEE.
- Στο Κεφάλαιο 5 περιγράφεται το λογισμικό που αναπτύχθηκε σε περιβάλλον MATLAB για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU σε Σ.Η.Ε. καθώς και το συνοδευόμενο γραφικό περιβάλλον (GUI) με το οποίο ο χρήστης επικοινωνεί με το πρόγραμμα.
- Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων του λογισμικού στα δίκτυα 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE.
- Στο Κεφάλαιο 7 γίνεται μια σύνοψη της διπλωματικής εργασίας και προτείνονται τρόποι επέκτασής της.

1.6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- 1.1 Ν.Π. Θεοδωρακάτος, “Μέθοδοι Βέλτιστης Τοποθέτησης Μονάδων Μέτρησης Φασιθετών,” Διπλωματική Εργασία, Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Η/Υ, Ε.Μ.Π., 2012.
- 1.2 A.G. Phadke, J.S. Thorp, and M.G. Adamiak, “A New Measurement Technique for Tracking Voltage Phasors, Local System Frequency, and Rate of Change of Frequency,” *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. 102, no. 5, pp. 1025-1038, May 1983.
- 1.3 Ν.Χ. Κουτσούκης, “Βέλτιστη Τοποθέτηση Μονάδων Μέτρησης Φασιθετών με Αλγόριθμο Αναζήτησης Απαγορευμένων Καταστάσεων,” Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Η/Υ, Ε.Μ.Π., 2012.
- 1.4 J. Chen, and A. Abur, “Placement of PMUs to Enable Bad Data Detection in State Estimation,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 4, pp. 1608-1615, 2006.
- 1.5 C. Wang, Q.-Q. Jia, X.-B. Li, and C.-X. Dou, “Fault location using synchronized sequence measurements,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 30, no. 2, pp. 134-139, Feb. 2008.
- 1.6 I. R. Pordanjani, H. A. Abyaneh, S. H. H. Sadeghi, and K. Mazlumi, “Risk reduction in special protection systems by using an online method for transient instability prediction,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 32, no. 2, pp. 156-162, Feb. 2010.
- 1.7 H. Jia, X. Yu, Y. Yu, and C. Wang, “Power system small signal stability region with time delay,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 30, no. 1, pp. 16-22, Jan. 2008.

ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΙΜΟΤΗΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ανάλυση της παρατηρησιμότητας ενός συστήματος μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί θεμελιώδες στοιχείο για την εκτίμηση της κατάστασης του σε πραγματικό χρόνο. Επίσης, η ανάλυση παρατηρησιμότητας είναι χρήσιμη για τα συστήματα διαχείρισης ενέργειας. Για την ανάλυση παρατηρησιμότητας υπάρχουν δύο κύριες κατηγορίες μεθόδων: οι αριθμητικές και οι τοπολογικές μέθοδοι. Οι τοπολογικές μέθοδοι βασίζονται στη δυνατότητα κατασκευής ενός συνδετικού δέντρου (spanning tree) πλήρους βαθμού ενώ οι αριθμητικές μέθοδοι για την εκτίμηση της παρατηρησιμότητας επιβάλλουν την κατάστρωση της Ιακωβιανής μήτρας και τον υπολογισμό των στοιχείων της. Για τις μεθόδους αυτές έχουν δημοσιευθεί αρκετά επιστημονικά άρθρα στα οποία παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της κάθε μεθόδου [2.1], [2.2]. Οι αριθμητικές μέθοδοι περιλαμβάνουν τον υπολογισμό πινάκων μεγάλων διαστάσεων, το οποίο έχει ως αποτέλεσμα να είναι υπολογιστικά χρονοβόρες. Στην κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστεί μία τοπολογική μέθοδος για την εκτίμηση της παρατηρησιμότητας ενός συστήματος μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Οι τοπολογικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται συχνά στη διεθνή βιβλιογραφία [2.3]-[2.6].

2.2 ΟΡΙΣΜΟΙ

Ένα σύστημα μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας θεωρείται παρατηρήσιμο αν ο αριθμός και η θέση των διαθέσιμων μετρήσεων καθιστά δυνατή την εκτίμηση της κατάστασης του. Οι τάσεις και τα ρεύματα όλων των ζυγών του συστήματος θα μπορούσαν να γίνουν γνωστές με την τοποθέτηση μιας μονάδας μέτρησης φασιθετών (Phasor Measurement Unit – PMU) σε κάθε ζυγό, ωστόσο κάτι τέτοιο θα ήταν οικονομικά ασύμφορο, αλλά και αμφίβολης χρησιμότητας.

Ακολουθούν κάποιοι ορισμοί οι οποίοι χρησιμοποιούνται στη μελέτη της παρατηρησιμότητας ενός συστήματος μεταφοράς ενέργειας.

- Άμεσα παρατηρήσιμος ορίζεται ο ζυγός στον οποίο έχει τοποθετηθεί μονάδα μέτρησης φασιθετών (PMU).
- Έμμεσα παρατηρήσιμος ορίζεται ένας ζυγός στον οποίο δεν έχει τοποθετηθεί PMU, αλλά οι φασιθέτες τάσης και ρεύματος των συνδεδεμένων κλάδων μπορούν να υπολογιστούν από τις μετρήσεις ενός PMU τοποθετημένου σε κάποιο άλλο ζυγό.
- Μη παρατηρήσιμος ορίζεται ένας ζυγός του οποίου η τάση και το ρεύμα δεν μπορούν να υπολογιστούν.
- Πλήρως παρατηρήσιμο δίκτυο χαρακτηρίζεται αυτό του οποίου όλοι οι ζυγοί του είναι παρατηρήσιμοι είτε άμεσα είτε έμμεσα.

- Μη παρατηρήσιμο χαρακτηρίζεται ένα δίκτυο το οποίο έχει έστω και έναν μη παρατηρήσιμο ζυγό.
- Βέλτιστη τοποθέτηση PMU θεωρείται μία τοποθέτηση PMU με την οποία επιτυγχάνεται πλήρης παρατηρησιμότητα του δικτύου με τον ελάχιστο αριθμό PMU.

2.3 ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Ένα βασικό θέμα για τον αλγόριθμο τοποθέτησης PMU είναι το πώς θα αναπαρασταθεί ένα πραγματικό σύστημα μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Ο αλγόριθμος τοποθέτησης που θα αναλυθεί σε αυτή τη διπλωματική εργασία καθώς και το σύνολο των αλγορίθμων τοποθέτησης στη διεθνή βιβλιογραφία απαιτούν σχεδόν τις ίδιες πληροφορίες σε κοινή μορφή. Οι πληροφορίες που απαιτούνται για ένα δίκτυο είναι μία λίστα των ζυγών του δικτύου, οι συνδέσεις των ζυγών ή αλλιώς η μήτρα πρόσπτωσης και μία λίστα των ζυγών στους οποίους υπάρχει έγχυση ισχύος. Παράγοντες που δε λαμβάνονται υπό όψιν από τους αλγορίθμους τοποθέτησης PMU είναι η φυσική τοποθεσία των ζυγών, η κατάσταση των στοιχείων του δικτύου και ο αριθμός των μετασχηματιστών σε ένα υποσταθμό. Για αυτό το λόγο για να προσδιορισθεί η κατάλληλη τοποθέτηση PMU για την πλήρη παρατηρησιμότητα του δικτύου απαιτείται ένα πιο απλοποιημένο μοντέλο του πραγματικού δικτύου μεταφοράς.

Δεδομένου ότι σκοπός ενός αλγορίθμου τοποθέτησης PMU δεν είναι ο υπολογισμός της ροής ισχύος μεταξύ των ζυγών, ένα απλοποιημένο μοντέλο δικτύου μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να παρέχει στον αλγόριθμο τοποθέτησης PMU τις πληροφορίες που χρειάζεται, έτσι ώστε ο αλγόριθμος να μπορεί γρήγορα και εύκολα να βρει μια τοποθέτηση PMU ώστε το δίκτυο να είναι πλήρως παρατηρήσιμο. Ένα απλοποιημένο μοντέλο δικτύου πρέπει να περιέχει τρία είδη στοιχείων: τους ζυγούς του δικτύου, τις συνδέσεις των ζυγών και τις εγχύσεις στους ζυγούς. Συνδέσεις μεταξύ των ζυγών είναι οι γραμμές μεταφοράς μεταξύ των ζυγών με γνωστή σύνθετη αντίσταση, ενώ έγχυση ισχύος είναι μία μονάδα παραγωγής ισχύος ή ένα φορτίο.

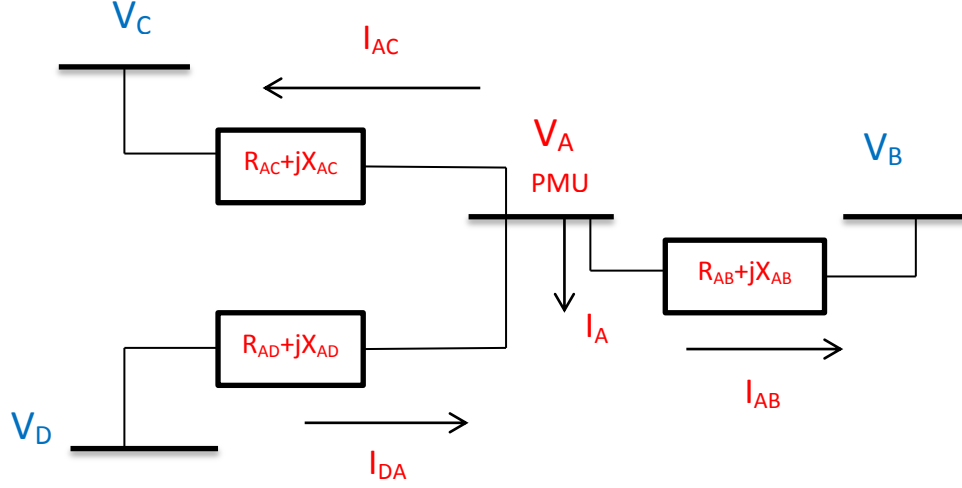
2.4 ΚΑΝΟΝΕΣ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΙΜΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU

Στην παρούσα διπλωματική, θεωρείται ότι με την τοποθέτηση ενός PMU σε ένα ζυγό οι ακόλουθες παράμετροι είναι μετρήσιμες :

- Οι φασιθέτες ρεύματος όλων των κλάδων που συνδέονται με το ζυγό.
- Το μέτρο και η γωνία της τάσης του ζυγού.

2.4.1 Πρώτος κανόνας παρατηρησιμότητας

Στην περίπτωση όπου ο φασιθέτης τάσης ενός ζυγού είναι γνωστός και ο φασιθέτης ρεύματος ενός συνδεδεμένου κλάδου στο ζυγό αυτό είναι γνωστός, τότε ο φασιθέτης τάσης του ζυγού που βρίσκεται στο άλλο άκρο του συνδεδεμένου κλάδου μπορεί να υπολογιστεί μέσω του νόμου του Ohm. Έτσι με την τοποθέτηση PMU σε ένα ζυγό, όλοι οι φασιθέτες τάσης των γειτονικών ζυγών μπορούν να υπολογιστούν. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.1, με την τοποθέτηση PMU στο ζυγό A, η τάση στο ζυγό A, το ρεύμα I_A καθώς και τα ρεύματα των γραμμών A-B, A-C και A-D θεωρούνται γνωστά.



Σχήμα 2.1: Δίκτυο 4 ζυγών με τοποθέτηση PMU στο ζυγό A.

Στο Σχήμα 2.1 οι τιμές με κόκκινο χρώμα είναι γνωστές ενώ οι τιμές με μπλε χρώμα μπορούν να υπολογιστούν. Εφαρμόζοντας το νόμο του Ohm στο δίκτυο του Σχήματος 2.1 προκύπτουν οι εξισώσεις (2.1) έως (2.3) από τις οποίες υπολογίζονται οι τάσεις στους ζυγούς B, C και D.

$$\vec{V}_B = \vec{V}_A - \vec{I}_{AB} * (R_{AB} + jX_{AB}) \quad (2.1)$$

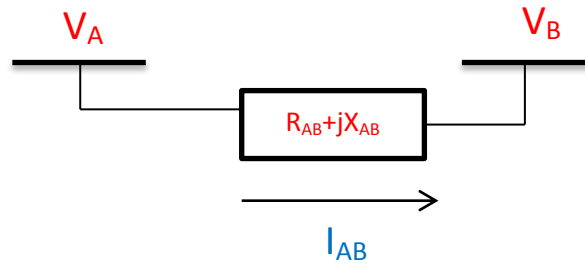
$$\vec{V}_C = \vec{V}_A - \vec{I}_{AC} * (R_{AC} + jX_{AC}) \quad (2.2)$$

$$V_D = V_A + I_{DA} * (R_{AD} + jX_{AD}) \quad (2.3)$$

2.4.2 Δεύτερος κανόνας παρατηρησιμότητας

Στην περίπτωση όπου σε ένα κλάδο οι φασιθέτες τάσης των άκρων του είναι γνωστοί, τότε ο φασιθέτης ρεύματος στον κλάδο αυτό μπορεί να υπολογιστεί. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.2, το ρεύμα της γραμμής A-B μπορεί να υπολογιστεί από το νόμο του Ohm ως εξής:

$$I_{AB} = \frac{V_A - V_B}{R_{AB} + jX_{AB}} \quad (2.4)$$

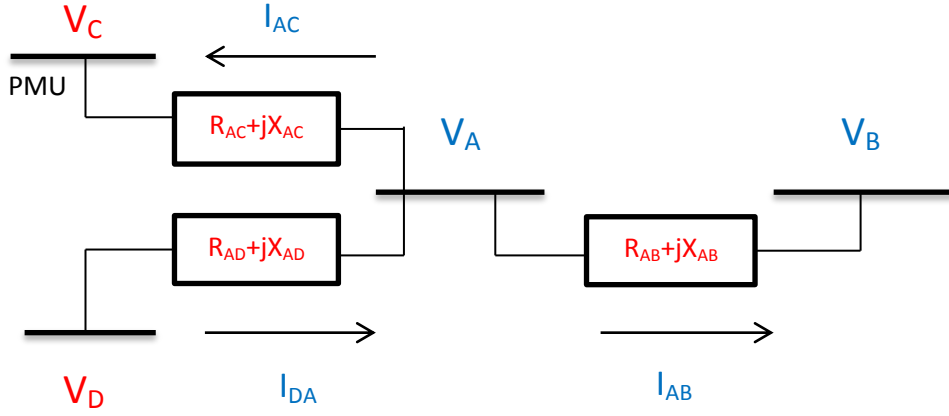


Σχήμα 2.2: Δύο συνδεδεμένοι ζυγοί.

Στο σχήμα 2.2 οι τιμές με κόκκινο χρώμα είναι γνωστές ενώ οι τιμές με μπλε χρώμα μπορούν να υπολογιστούν.

2.4.3 Τρίτος κανόνας παρατηρησιμότητας

Στην περίπτωση που ένας ζυγός μηδενικής έγχυσης ισχύος είναι έμμεσα παρατηρήσιμος και το ρεύμα μόνο ενός συνδεδεμένου κλάδου είναι άγνωστο, τότε με εφαρμογή του νόμου ρευμάτων του Kirchhoff το ρεύμα στον κλάδο αυτό μπορεί να υπολογιστεί και με εφαρμογή του πρώτου κανόνα παρατηρησιμότητας μπορεί να υπολογιστεί και η τάση του ζυγού στο άλλο άκρο του. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.3, θεωρώντας το ζυγό A ως ζυγό μηδενικής έγχυσης, την τάση στο ζυγό D γνωστή και τοποθέτηση PMU στο ζυγό C, μπορούν να υπολογιστούν αρχικά το ρεύμα της γραμμής D-A μέσω του νόμου του Ohm, ύστερα το ρεύμα της γραμμής A-B μέσω του νόμου ρευμάτων του Kirchhoff και τέλος η τάση του ζυγού B μέσω του νόμου του Ohm.



Σχήμα 2.3: Δίκτυο 4 ζυγών με το ζυγό A ως ζυγό μηδενικής έγχυσης ισχύος και με τοποθέτηση PMU στο ζυγό C.

Στο Σχήμα 2.3 οι τιμές με κόκκινο χρώμα είναι γνωστές ενώ οι τιμές με μπλε χρώμα μπορούν να υπολογιστούν. Για το δίκτυο του Σχήματος 2.3 όλοι οι υπολογισμοί των μεγεθών του μπορούν γίνουν μέσω των εξισώσεων (2.5) έως (2.8).

$$\vec{V}_A = \vec{V}_C + \vec{I}_{AC} * (R_{AC} + jX_{AC}) \quad (2.5)$$

$$\vec{I}_{DA} = \frac{\vec{V}_D - \vec{V}_A}{R_{AD} + jX_{AD}} \quad (2.6)$$

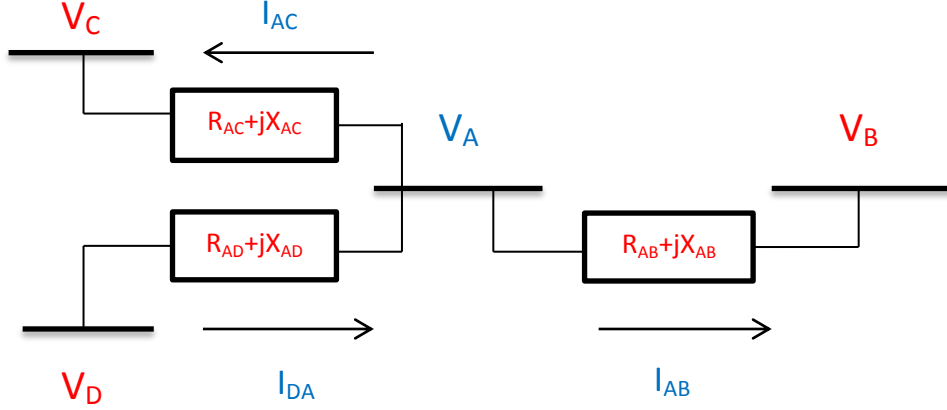
$$\vec{I}_{DA} - \vec{I}_{AB} - \vec{I}_{AC} = 0 \quad (2.7)$$

$$\vec{V}_B = \vec{V}_A - \vec{I}_{AB} * (R_{AB} + jX_{AB}) \quad (2.8)$$

Πρέπει να αναφερθεί ότι σε περίπτωση όπου υπάρξει αλλαγή στην κατάσταση παρατηρησιμότητας έστω και σε ένα ζυγό του δικτύου, ο τρίτος κανόνας παρατηρησιμότητας πρέπει να εφαρμοστεί ξανά [2.4].

2.4.4 Τέταρτος κανόνας παρατηρησιμότητας

Στην περίπτωση όπου όλοι οι γειτονικοί ζυγοί ενός μη παρατηρήσιμου ζυγού μηδενικής έγχυσης είναι παρατηρήσιμοι, τότε σύμφωνα με το νόμο ρευμάτων του Kirchhoff ο ζυγός μηδενικής έγχυσης γίνεται παρατηρήσιμος [2.4]. Στο δίκτυο του Σχήματος 2.4 αν ο ζυγός A θεωρηθεί μηδενικής έγχυσης και η τάση στους ζυγούς B, C και D γνωστή, τότε σύμφωνα με τις εξισώσεις (2.9)-(2.12) η τάση στο ζυγό A καθώς και τα ρεύματα των γραμμών A-B, A-C και A-D μπορούν να υπολογιστούν.



Σχήμα 2.4: Δίκτυο 4 ζυγών με το ζυγό A ως ζυγό μηδενικής ισχύος.

Στο Σχήμα 2.4 οι τιμές με κόκκινο χρώμα είναι γνωστές ενώ οι τιμές με μπλε χρώμα μπορούν να υπολογιστούν.

$$\vec{V}_A = \vec{V}_B + \vec{I}_{AB} * (R_{AB} + jX_{AB}) \quad (2.9)$$

$$\vec{V}_A = \vec{V}_B + \vec{I}_{AB} * (R_{AB} + jX_{AB}) \quad (2.10)$$

$$\vec{V}_A = \vec{V}_D - \vec{I}_{DA} * (R_{AD} + jX_{AD}) \quad (2.11)$$

$$\vec{I}_{DA} - \vec{I}_{AC} - \vec{I}_{AB} = 0 \quad (2.12)$$

2.5 ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟΣ ΤΟΠΟΛΟΓΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΙΜΟΤΗΤΑΣ ΔΙΚΤΥΟΥ

Οι κανόνες παρατηρησιμότητας που διατυπώθηκαν στην Ενότητα 2.4 αποτελούν τη βάση του τοπολογικού αλγόριθμου παρατηρησιμότητας που καταστρώνεται στην εργασία. Με τον αλγόριθμο αυτό, για ένα δεδομένο δίκτυο με γνωστή μήτρα πρόσπτωσης και για μια δεδομένη τοποθέτηση PMU σε ζυγούς του δικτύου, θα υπάρχει η δυνατότητα χαρακτηρισμού του δικτύου αυτού σαν πλήρως παρατηρήσιμου ή μη.

Οι ζυγοί στους οποίους τοποθετούνται PMU θεωρούνται άμεσα παρατηρήσιμοι. Με βάση τη μήτρα πρόσπτωσης του δικτύου εφαρμόζεται ο πρώτος κανόνας παρατηρησιμότητας και όλοι οι γειτονικοί ζυγοί των ζυγών στους οποίους έχει τοποθετηθεί PMU γίνονται παρατηρήσιμοι. Έστερα εμφανίζεται ο δεύτερος κανόνας παρατηρησιμότητας και τα ρεύματα των κλάδων, που στα δύο άκρα τους η τάση είναι πλέον γνωστή, είναι

δυνατό να υπολογιστούν. Αν στο δίκτυο δεν υπάρχουν ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος, ο αλγόριθμος τερματίζεται.

Στην αντίθετη περίπτωση εξετάζεται αν ικανοποιείται ο τρίτος κανόνας παρατηρησιμότητας. Στη συνέχεια για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης που είναι μη παρατηρήσιμοι εξετάζεται αν ικανοποιείται ο τέταρτος κανόνας παρατηρησιμότητας. Αν στο σημείο αυτό αναγνωριστεί ένας καινούριος παρατηρήσιμος ζυγός, τότε εφαρμόζεται εκ νέου ο τρίτος κανόνας παρατηρησιμότητας. Ο αλγόριθμος λήγει όταν δεν ανιχνευθεί νέος παρατηρήσιμος ζυγός με την εφαρμογή του τρίτου κανόνα παρατηρησιμότητας.

Επειδή η τοποθέτηση PMU σε ζυγούς του δικτύου καθιστά αυτομάτως δυνατό τον υπολογισμό των φασιθετών τάσης και ρεύματος γειτονικών ζυγών έχει γίνει η εκτίμηση ότι ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να γίνει πλήρως παρατηρήσιμο με την τοποθέτηση PMU σε ένα 20% έως 30% των ζυγών του [2.7].

Οι τέσσερις κανόνες παρατηρησιμότητας που διατυπώθηκαν στην Ενότητα 2.4 μπορούν να αποτυπωθούν αλγοριθμικά και με συντομία με τους δύο παρακάτω κανόνες [2.4]. Για μία συγκεκριμένη τοποθέτηση PMU θα χρησιμοποιηθούν αυτοί οι κανόνες για να προσδιοριστεί το πλήθος των μη παρατηρήσιμων ζυγών στο εκάστοτε εξεταζόμενο σύστημα μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

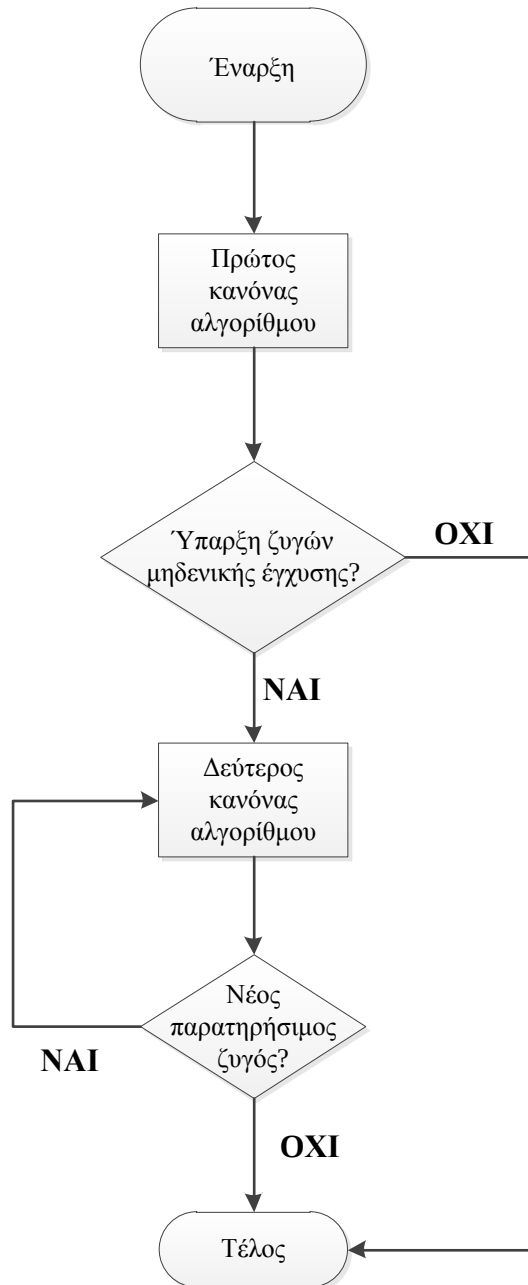
2.5.1 Πρώτος κανόνας αλγόριθμου

Η εγκατάσταση μιας μονάδας μέτρησης φασιθετών σε ένα ζυγό καθιστά παρατηρήσιμους το ζυγό εγκατάστασης καθώς και όλους τους συνδεδεμένους με αυτόν ζυγούς.

2.5.2 Δεύτερος κανόνας αλγόριθμου

Αν μεταξύ ενός ζυγού μηδενικής έγχυσης ισχύος και όλων των συνδεδεμένων με αυτόν ζυγούς υπάρχει μόνο ένας μη παρατηρήσιμος ζυγός, τότε αυτός μπορεί να γίνει παρατηρήσιμος με εφαρμογή του νόμου ρευμάτων του Kirchhoff στο ζυγό μηδενικής έγχυσης. Ο δεύτερος κανόνας πρέπει να επαναλαμβάνεται μέχρι να μην ανιχνευθεί νέος παρατηρήσιμος ζυγός.

Στη Σχήμα 2.5 απεικονίζεται το λογικό διάγραμμα του τοπολογικού αλγόριθμου παρατηρησιμότητας που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία.



Σχήμα 2.5: Λογικό διάγραμμα τοπολογικού αλγορίθμου παρατηρησιμότητας.

2.6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [2.1] A. Monticelli, F. F. Wu, "Network Observability Theory" *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. 4, no. 5, pp. 1042-1048, May 1985.
- [2.2] I. W. Slutsker, J. M. Scudder, "Network observability analysis through measurement Jacobian matrix reduction," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 2, no. 2, pp. 331-338, May 1987.
- [2.3] J. Peng, Y. Sun, and H. F. Wang, "Optimal PMU placement for full network observability using Tabu search algorithm," *Int. J. Elec. Power Syst. Res.*, vol. 28, no. 4, pp. 223-231, May 2006.
- [2.4] F. Aminifar, C. Lucas, A. Khodaei, and M. Fotuhi-Firuzabad, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units Using Immunity Genetic Algorithm," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 24, no. 3, pp. 1014-1020, Jul. 2009.
- [2.5] B. Allagui, I. Marouani, and H. H. Abdallah, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units by Genetic Algorithm," *Int. J. Energy Power Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 12-17, June 2014.
- [2.6] R. A. Frazão, A. L. Magalhães, D. Oliveira, S. Lima, and I. Santos, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units Using a Modified Canonical Genetic Algorithm for Observability Analysis," *J. Mechanics Eng. Autom.*, vol. 4, pp. 187-194, Mar. 2014.
- [2.7] T. L. Baldwin, L. Mili, M. B. Boisen, and R. Adapa, "Power System Observability With Minimal Phasor Measurement Placement," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 701-715, May 1993.
- [2.8] C. Rakpenthai, S. Premrudeepreechacharn, S. Uatrungjit, and N. R. Watson, "Measurement placement for power system state estimation using decomposition technique," *Elec. Power Syst. Res.*, vol. 75, no.1, pp. 41-49, Jul. 2005.
- [2.9] M. Hajian, A. M. Ranjbar, T. Amraee, and A. R. Shirani, "Optimal placement of phasor measurement units: Particle swarm optimization approach," in *Proc. Int. Conf. Intelligent System Applications to Power Systems*, pp. 1-6, Nov. 2007.
- [2.10] Bei Xu, A. Abur, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units for State Estimation," Final Project Report, PSERC, Oct. 2005.
- [2.11] R. F. Nuqui, and A. G. Phadke, "Phasor Measurement Unit Placement Techniques for Complete and Incomplete Observability," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 20, no. 4, pp. 2381-2388, Oct. 2005.
- [2.12] B. Mohammadi-Ivatloo, "Optimal placement of PMUs for power system observability using topology based formulated algorithm," *Journal of Applied Sciences*, vol. 9, no. 13, pp. 2463-2468, 2009.
- [2.13] R. Sodhi, S.C. Srivastava, and S.N. Singh, "Optimal PMU placement to ensure system observability under contingencies," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 4, no.2, pp. 1-6, Oct. 2009.
- [2.14] P.P. Bedekar, and V.S. Kale, "Optimum PMU placement using Genetic Algorithm," *International Journal of Power System Optimization and Control*, vol. 2, no. 1, pp. 85-91, 2010.

ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

3.1.1 Μέθοδοι αναζήτησης και βελτιστοποίησης

Πριν την παρουσίαση των Γενετικών Αλγορίθμων, κρίνεται σκόπιμο να γίνει μία πολύ σύντομη παρουσίαση των κυριότερων παραδοσιακών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Αυτές οι μέθοδοι, που έχουν δώσει αξιόλογα αποτελέσματα, είναι οι εξής:

- Μέθοδοι βασισμένες στο λογισμό (calculus-based methods): Έχουν γίνει αντικείμενο ευρείας μελέτης. Χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες: τις έμμεσες και τις άμεσες. Οι έμμεσες ασχολούνται με την εύρεση τοπικών ακρότατων επιλύνοντας συνήθως ένα σύνολο μη γραμμικών συναρτήσεων. Οι άμεσες από την πλευρά τους ψάχνουν για τοπικά ακρότατα με τη μέθοδο της ανάβασης λόφου (hillclimbing). Το σημαντικότερο μειονέκτημα των μεθόδων αυτών είναι ότι εντοπίζουν τοπικά βέλτιστα, ενώ δεν εγγυώνται την εύρεση του ολικού βέλτιστου.
- Απαριθμητικές (enumerative) ή τυχαίες (random) μέθοδοι: Συναντώνται σε πολλές μορφές και σε διάφορα προβλήματα. Μέσα σε ένα πεπερασμένο (ή άπειρα διακριτό) χώρο αναζήτησης, αναζητούνται κάποια βέλτιστα σημεία με ψάξιμο σε ένα προς ένα σημείο. Πλεονέκτημα των μεθόδων αυτών είναι η απλότητα, ενώ μειονέκτημα είναι ο μεγάλος χρόνος αναζήτησης για μεγάλης κλίμακας προβλήματα. Σχεδόν ποτέ δεν χρησιμοποιούνται μόνες τους, αλλά σε συνδυασμό με άλλες αποδοτικότερες μεθόδους.
- Μέθοδοι επαναληπτικής αναζήτησης (iterated search): Πρόκειται για ένα παραγωγικό συνδυασμό των μεθόδων των δύο προηγούμενων κατηγοριών. Μόλις η μέθοδος της ανάβασης λόφου (hillclimbing) εντοπίσει μια κορυφή (τοπικό μέγιστο ή ελάχιστο), επιλέγεται τυχαία ένα νέο σημείο και αρχίζει ξανά η ίδια διαδικασία για τον εντοπισμό μιας νέας κορυφής. Αυτό γίνεται αρκετές φορές κρατώντας πάντα την καλύτερη τιμή που έχει βρεθεί. Η τεχνική αυτή έχει το πλεονέκτημα της απλότητας (δεν υπάρχει περίπτωση παγίδευσης), αλλά όταν τα τοπικά μέγιστα είναι πολλά, η απόδοσή της πέφτει σημαντικά.
- Προσομοιωμένη Ανόπτηση (Simulated Annealing): Αποτελεί μια τροποποιημένη έκδοση της μεθόδου ανάβασης λόφου. Το μειονέκτημα της προσομοιωμένης ανόπτησης είναι ότι ασχολείται με μόνο μια λύση σε κάθε βήμα, ενώ δεν κάνει αξιοποίηση της πληροφορίας που έχει υποστεί επεξεργασία σε προηγούμενα στάδια, μη αποκτώντας έτσι μια γενική εικόνα του χώρου αναζήτησης.

- Δυναμικός προγραμματισμός (Dynamic Programming): Αποτελεί προγραμματιστική τεχνική που βρίσκει εφαρμογή σε περιορισμένη περιοχή προβλημάτων βελτιστοποίησης. Χρησιμοποιείται κυρίως για τη βελτιστοποίηση της λύσης ενός προβλήματος πολλαπλών φάσεων, για καθεμία από τις οποίες είναι διαθέσιμος ένας αριθμός εναλλακτικών αποφάσεων. Είναι αυτονόητο ότι δεν αποτελεί ισχυρό εργαλείο βελτιστοποίησης λόγω της υπερβολικής εξειδίκευσης για μικρό εύρος προβλημάτων.
- Ευρετικές μέθοδοι (heuristic methods): Ευρετική ονομάζεται κάθε μη αλγοριθμική μέθοδος επίλυσης προβλημάτων, στην οποία η πορεία προς ένα τελικό αποδεκτό αποτέλεσμα στηρίζεται σε μια σειρά προσεγγιστικών αποτελεσμάτων. Αν και οι ευρετικές μέθοδοι δίνουν απλές και ικανοποιητικές λύσεις σε μερικά προβλήματα, τίποτα δεν εγγυάται ότι αυτές οι λύσεις είναι οι βέλτιστες. Συνήθως δίνουν προσεγγίσεις των βέλτιστων λύσεων και κάποιες φορές προτιμούνται, επειδή δίνουν αποδεκτές απαντήσεις σε μικρό χρόνο.

3.1.2 Γενετικοί αλγόριθμοι και θεωρία της εξέλιξης των ειδών

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι ανήκουν στον κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών και αποτελούν μία μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων στα συστήματα που είναι δυνατό να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Η χρησιμότητά τους αναδεικνύεται σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους ή σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας για τα οποία δεν υπάρχει κάποια αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε εύλογο υπολογιστικό χρόνο.

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων δανείζεται στοιχεία από τη βιολογία και από τη θεωρία της εξέλιξης των ειδών. Η θεωρία της εξέλιξης των ειδών αναπτύχθηκε από το Δαρβίνο στα μέσα του 19^{ου} αιώνα. Σκοπός της θεωρίας αυτής είναι να δώσει μια εξήγηση για το φαινόμενο της ζωής, την προέλευσή της και τις βασικές λειτουργίες της. Τα κυριότερα σημεία της, που σχετίζονται και ερμηνεύουν τον τρόπο λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων, είναι τα εξής:

- Δεν υπάρχει αντικειμενική βάση διαχωρισμού των ζωντανών οργανισμών σε ανώτερους και κατώτερους (εννοείται στο ίδιο βιολογικό είδος, λ.χ. των ανθρώπων). Σε κάθε βιολογικό είδος, μερικά άτομα αφήνουν περισσότερους απογόνους σε σύγκριση με τα υπόλοιπα και έτσι τα κληροδοτούμενα χαρακτηριστικά των αναπαραγωγικά επιτυχημένων ατόμων γίνονται περισσότερα στην επόμενη γενιά.
- Η αλλαγή που συμβαίνει στα χαρακτηριστικά των ατόμων είναι αλλαγή στα χρωμοσώματά τους (chromosomes), που είναι πολύπλοκα οργανικά μόρια τα οποία κωδικοποιούν τη δομή και τα χαρακτηριστικά τους. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από μικρότερα μέρη, γνωστά ως γονίδια (genes).
- Κυρίαρχες λειτουργίες του φαινομένου της εξέλιξης είναι η αναπαραγωγή (reproduction) και η μετάλλαξη (mutation). Κατά τη μετάλλαξη γίνεται με τυχαίο τρόπο η αλλαγή της δομής των χρωμοσωμάτων, συνήθως από λανθασμένη αντιγραφή βιολογικών μορίων ή από εξωγενείς παράγοντες (π.χ. ακτινοβολία), έχοντας ως άμεσο αποτέλεσμα την αλλαγή σε κάποιο χαρακτηριστικό. Η

μετάλλαξη, μερικές φορές, μπορεί να προκαλέσει βελτιώσεις και, χωρίς αμφιβολία, μερικά λάθη που έγιναν αποτέλεσαν σημαντικό παράγοντα για την προοδευτική εξέλιξη της ζωής.

- Προϊόν της αναπαραγωγής είναι ένας νέος οργανισμός, τα χρωμοσώματα του οποίου αποτελούνται από γονίδια που προέρχονται τα μισά από τον πατέρα και τα μισά από τη μητέρα.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Η παρούσα εργασία υλοποιεί ένα δυαδικό γενετικό αλγόριθμο. Στους δυαδικούς γενετικούς αλγόριθμους οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος υπό εξέταση κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μία μεταβλητή που περιέχει σειρά δυαδικών ψηφίων (0/1). Η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής με τυχαίες τιμές δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση δοκιμάζεται μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο της καταλληλότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση καταλληλότητας. Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή σε σχέση με άλλες αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των λύσεων/γονιδίων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα παράγουν μία λύση/γονίδιο που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που προσεγγίζουν όσο καλύτερα γίνεται τη συνάρτηση καταλληλότητας.

Η πρώτη εμφάνιση των Γενετικών Αλγορίθμων χρονολογείται στις αρχές του 1950, όταν διάφοροι βιολόγοι αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν υπολογιστές στην προσπάθειά τους να προσομοιώσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη, όμως, που οδήγησε στη μορφή με την οποία είναι γνωστοί και σήμερα, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan [3.1]. Η εύκολη υλοποίησή τους σε συνδυασμό με τη μεγάλη αποδοτικότητά τους και την καλύτερη παραλληλοποίησή τους σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους βελτιστοποίησης οδήγησαν στην ευρεία χρήση τους σε προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης [3.2], [3.3] καθώς και άλλων προβλημάτων [3.4], [3.5].

3.2 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Η χρήση των Γενετικών Αλγορίθμων σε διάφορες εφαρμογές είναι ελκυστική για αρκετούς λόγους. Μερικά από τα πλεονεκτήματα που έχουν σε σχέση με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης είναι τα παρακάτω :

- Μπορούν να λύσουν δύσκολα προβλήματα γρήγορα και αξιόπιστα. Ένας από τους σημαντικούς λόγους χρήσης των Γενετικών Αλγορίθμων είναι η μεγάλη τους αποδοτικότητα. Τόσο η θεωρία, όσο και η πράξη έχουν δείξει ότι προβλήματα που έχουν πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες, λύσεις μπορούν να αντιμετωπιστούν καλύτερα από Γενετικό Αλγόριθμο. Είναι δε αξιοσημείωτο ότι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις και καθιστούν ανεπαρκείς άλλες μεθόδους στην εύρεση των ακροτάτων τους, για τους Γενετικούς Αλγόριθμους αυτές οι διακυμάνσεις δεν αποτελούν σημεία δυσχέρειας.

- Εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο. Το χαρακτηριστικό, που τους εξασφαλίζει αυτό το πλεονέκτημα, είναι η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων που καθορίζουν την επιλογή μέσα στο τεχνικό περιβάλλον. Έτσι, Γενετικοί Αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην επίλυση μαθηματικών εξισώσεων, στην εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων και σε πολλούς άλλους τομείς.
- Δεν απαιτούν περιορισμούς στις συναρτήσεις που επεξεργάζονται. Ο κύριος λόγος που καθιστά τις παραδοσιακές μεθόδους δύσκαμπτες και ακατάλληλες για πολλά προβλήματα είναι η απαίτησή τους για ύπαρξη περιορισμών, όπως ύπαρξη παραγώγων, συνέχεια, όχι «θορυβώδεις» συναρτήσεις κτλ. Τέτοιου είδους ιδιότητες είναι αδιάφορες για τους ΓΑ πράγμα που τους κάνει κατάλληλους για μεγάλο φάσμα προβλημάτων.
- Έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή είναι της τάξεως $O(n^3)$, δηλαδή 10 άτομα αντιπροσωπεύουν περίπου 1000. Είναι, λοιπόν, προφανές ότι μπορούν να καλύψουν με αποδοτικό ψάξιμο μεγάλους χώρους σε μικρούς χρόνους.
- Δεν ενδιαφέρει η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας. Η μόνη «επικοινωνία» του Γενετικού Αλγόριθμου με το περιβάλλον του είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από τη σημασία του προβλήματος. Βέβαια αυτό δε σημαίνει ότι δεν υπάρχουν άλυτα προβλήματα για τους Γενετικούς Αλγόριθμους. Όπου όμως, δεν τα καταφέρνουν, η αιτία είναι η φύση του χώρου που ερευνούν και όχι το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος.
- Επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι μπορούν να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα των παράλληλων μηχανών, αφού λόγω της φύσης τους, εύκολα μπορούν να δεχτούν παράλληλη υλοποίηση. Το χαρακτηριστικό αυτό αυξάνει ακόμη περισσότερο την απόδοσή τους, ενώ σπάνια συναντάται σε ανταγωνιστικές μεθόδους.

3.3 ΒΑΣΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) έχουν αρκετά πλεονεκτήματα στη λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους όπως διατυπώθηκε στην Ενότητα 3.2. Αυτό συμβαίνει γιατί διαφέρουν θεμελιωδώς από αυτές. Τα νέα χαρακτηριστικά που τους διαφοροποιούν και τους δίνουν υπεροχή είναι, σύμφωνα με τον D. Goldberg [3.6], τα εξής:

- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι δουλεύουν με μια κωδικοποίηση ενός συνόλου τιμών που μπορούν να λάβουν οι μεταβλητές και όχι με τις ίδιες τις μεταβλητές του προβλήματος. Οι ΓΑ απαιτούν το σύνολο των φυσικών παραμέτρων της

βελτιστοποίησης, να κωδικοποιηθεί σε συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους, κάνοντας χρήση ενός πεπερασμένου αλφάβητου. Για παράδειγμα, αναφέρεται το εξής πρόβλημα βελτιστοποίησης: Έστω ένα μαύρο κουτί με πέντε δυαδικούς διακόπτες (on-off). Για κάθε συνδυασμό των διακοπών s παράγεται μία έξοδος $f(s)$. Ζητείται ο συνδυασμός των διακοπών που μεγιστοποιεί την έξοδο. Με τις παραδοσιακές μεθόδους, το μέγιστο θα εντοπιζόταν με «παίξιμο» των διακοπών πηγαίνοντας από συνδυασμό σε συνδυασμό με ψάξιμο στα τυφλά, αφού δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Στο Γενετικό Αλγόριθμο, όμως, η πρώτη ενέργεια είναι η κωδικοποίηση των διακοπών ως συμβολοσειρών πεπερασμένου μήκους. Μια απλή κωδικοποίηση θα μπορούσε να γίνει θεωρώντας μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους πέντε, όπου η κάθε θέση αναπαριστά ένα διακόπτη. Το 1 αντιστοιχεί στη θέση on και το 0 στη θέση off. Δηλαδή, η συμβολοσειρά 11110 κωδικοποιεί το συνδυασμό κατά τον οποίο οι πρώτοι τέσσερις διακόπτες είναι on και ο τελευταίος off. Η κωδικοποίηση δεν είναι απαραίτητο να είναι πάντα δυαδική. Το στοιχείο της κωδικοποίησης, όπως εξηγείται παρακάτω, είναι εκείνο που επιτρέπει στους Γενετικούς Αλγόριθμους να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων.

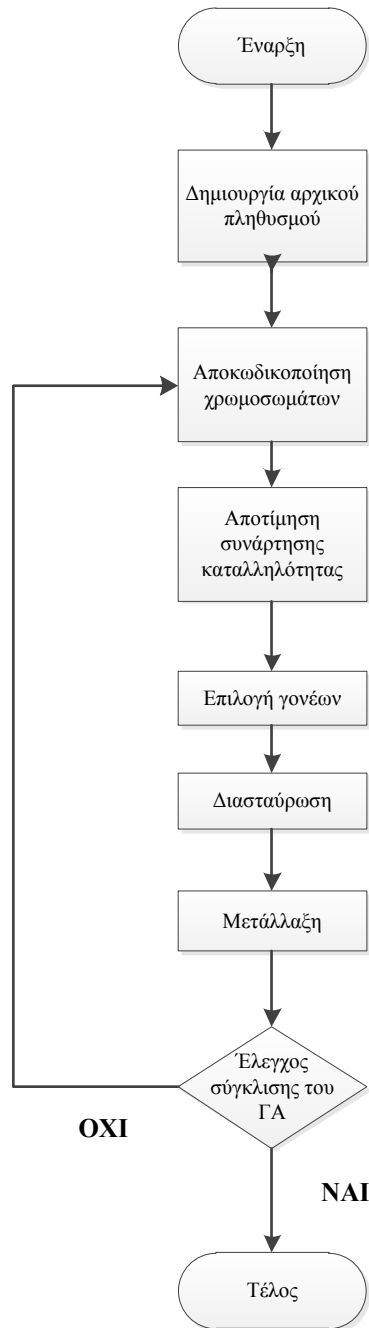
- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα : σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεκτικά από σημείο σε σημείο του πεδίου ορισμού του προβλήματος. Αυτό, το βήμα προς βήμα, ενέχει αρκετούς κινδύνους, ο κυριότερος από τους οποίους είναι να περιοριστεί η αναζήτηση σε μια περιοχή τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων (σύνολο από συμβολοσειρές). Έτσι μπορούν να «ανεβαίνουν» πολλούς λόφους (hillclimbing) την ίδια στιγμή, ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή. Γυρίζοντας στο παράδειγμα με το μαύρο κουτί, οι κλασικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Αντιθέτως, ένας ΓΑ αρχίζει το ψάξιμό του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούριους. Ένας αρχικός πληθυσμός θα μπορούσε να είναι, π.χ. 01101, 11000, 01000 και 10011. Έπειτα, «τρέχοντας» ο αλγόριθμος δημιουργεί νέους πληθυσμούς, που σιγά σιγά συγκλίνουν προς την επιθυμητή λύση. Διαλέγοντας έναν πληθυσμό που να καλύπτει αντιπροσωπευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.
- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χρησιμοποιούν μόνο την αντικειμενική συνάρτηση και καμία επιπρόσθετη πληροφορία: Πολλές μέθοδοι αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες για τη συνάρτηση που επεξεργάζονται. Τέτοιου είδους πληροφορίες δεν προαπαιτούνται από τους ΓΑ. Το ψάξιμό τους είναι κατά κάποιο τρόπο «τυφλό», με την έννοια ότι αξιοποιούν μόνο όση πληροφορία περιέχεται στην αντικειμενική συνάρτηση. Αυτό προσδίδει μεγάλη ευελιξία, αλλά από την άλλη προκύπτει το ερώτημα αν συμφέρει να αγνοούνται βοηθητικές πληροφορίες. Για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί μορφές ΓΑ που αξιοποιούν και τέτοιες πληροφορίες (Knowledge-Based Genetic Algorithms).

- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες αναζήτησης και όχι ντετερμινιστικούς. Η χρήση πιθανοθεωρητικών κανόνων αναζήτησης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των ΓΑ, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Δηλαδή, δεν λαμβάνονται αποφάσεις με το «στρίψιμο ενός νομίσματος». Το στοιχείο της τύχης, που εφαρμόζεται μέσω των γενετικών τελεστών, χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα.

3.4 ΣΥΝΙΣΤΩΣΕΣ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Ο Γενετικός Αλγόριθμος έχει ως σκοπό τη σύγκλιση. Για να επιτευχθεί η σύγκλιση απαιτούνται ορισμένα στάδια που αναλύονται παρακάτω. Αν και αυτά φαίνονται απλά κρύβουν μέσα τους μεγάλη ισχύ. Ο συνδυασμός απλοϊκότητας και ισχύος είναι το μεγαλύτερο πλεονέκτημα της τεχνικής του Γενετικού Αλγόριθμου.

Οι συνιστώσες που συνδέουν το Γενετικό Αλγόριθμο με το πρόβλημα που επιλύει είναι η κωδικοποίηση και η συνάρτηση καταλληλότητας (αντικειμενική συνάρτηση) για αυτό και αποτελούν απαραίτητα συστατικά του. Στο Σχήμα 3.1 φαίνεται ένα διάγραμμα ροής το οποίο δείχνει όλες τις επιμέρους συνιστώσες του Γενετικού Αλγόριθμου και ακολουθεί μία ανάλυση της κάθε συνιστώσας ξεχωριστά.



Σχήμα 3.1: Διάγραμμα ροής του Γενετικού Αλγόριθμου.

3.4.1 Πληθυσμός και αρχικοποίηση

Πριν από οποιαδήποτε διαδικασία θα πρέπει να επιλεγεί ο τρόπος αναπαράστασης των πιθανών λύσεων και κωδικοποίησης τους στο χρωμόσωμα, σε μορφή κατανοητή από τον υπολογιστή. Ο πιο συνηθισμένος τρόπος αναπαράστασης είναι η δυαδική αναπαράσταση (0/1). Σε κάθε περίπτωση η αναπαράσταση εξαρτάται από το είδος, τον τομέα και τις απαιτήσεις του προβλήματος. Δεν είναι απαραίτητο για ένα χρωμόσωμα να είναι σταθερού μήκους αλλά αν δεν είναι αυξάνεται η πολυπλοκότητα του προβλήματος. Η αρχικοποίηση γίνεται συνήθως με τυχαία επιλογή κάποιων τιμών από το σύνολο των επιτρεπτών που μπορεί να πάρει μία μεταβλητή του προβλήματος. Κάθε δυαδική

συμβολοσειρά αντιστοιχεί σε μια τιμή X η οποία μετατρέπεται στην αντίστοιχη τιμή X στο στάδιο της αποκωδικοποίησης.

3.4.2 Αποκωδικοποίηση

Τα προβλήματα που συνήθως επιλύονται από τους γενετικούς αλγόριθμους αναφέρονται συνήθως στο δεκαδικό σύστημα. Επομένως θα πρέπει να βρεθεί ένας τρόπος αναπαράστασής τους από το δεκαδικό στο δυαδικό και ανάποδα. Ο τρόπος ο οποίος χρησιμοποιείται είναι ο ακόλουθος :

Έστω μία συνάρτηση $f(x)$ με τη μεταβλητή x φραγμένη στο διάστημα $x_{\min} \leq x \leq x_{\max}$. Αν θεωρήσουμε ότι η δυαδική της μορφή αποτελείται από N_{gene} bits, τότε η δεκαδική μορφή της μεταβλητής x θα δίνεται από τη Σχέση (3.1):

$$x = x_{\min} + (x_d - p_{\min}) \cdot \frac{(x_{\max} - x_{\min})}{(p_{\max} - p_{\min})} \quad (3.1)$$

- $x_{\min}$: το κατώτερο όριο της μεταβλητής x
- $x_{\max}$: το ανώτερο όριο της μεταβλητής x
- $p_{\min}$: ο κατώτερος δεκαδικός αριθμός που προκύπτει από το δυαδικό με N_{gene} bits
- $p_{\max}$: ο ανώτερος δεκαδικός αριθμός που προκύπτει από το δυαδικό με N_{gene} bits
- x_d : η δεκαδική μορφή της δυαδικής κωδικοποιημένης μεταβλητής x

3.4.3 Συνάρτηση καταλληλότητας και αξιολόγηση

Η συνάρτηση καταλληλότητας αποτελεί βασικό σημείο σύνδεσης του Γενετικού Αλγόριθμου με το πρόβλημα που λύνει. Αυτή παίρνει ως είσοδο μια αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά και επιστρέφει μία τιμή που είναι ανάλογη του πόσο καλά λύνει το πρόβλημα η συγκεκριμένη συμβολοσειρά. Η συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) είναι η μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Καλό είναι αυτή η συνάρτηση να είναι εύκολα υπολογίσιμη, ώστε να μην επιβραδύνει τη διαδικασία της βελτιστοποίησης.

3.4.4 Αναπαραγωγή

Εδώ λαμβάνει χώρα ο κύριος όγκος της εργασίας του αλγόριθμου. Η δομή της αναπαραγωγικής διαδικασίας είναι σύνθετη. Περιλαμβάνει τα εξής μέρη: επιλογή γονέων, διασταύρωση και μετάλλαξη. Πριν την αναπαραγωγή, εκτελείται η διαδικασία της επιλογής.

3.4.4.1 Επιλογή γονέων

Με την επιλογή, βρίσκει εφαρμογή στα πλαίσια του αλγόριθμου, ο νόμος της επιβίωσης του ισχυρότερου. Μέσω αυτής της διαδικασίας, καθορίζεται ποια άτομα από τον υπάρχοντα πληθυσμό θα έχουν την ευκαιρία να λάβουν μέρος στην αναπαραγωγή και να κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά μέρος ή το σύνολο των χαρακτηριστικών τους.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι υλοποίησης της επιλογής στα πλαίσια ενός ΓΑ. Δεδομένου, όμως, ότι στη βασική μορφή του αλγόριθμου το μέγεθος του πληθυσμού από γενιά σε γενιά δεν αλλάζει, κάθε τεχνική επιλογής, για να δικαιώνει τον τίτλο της, οφείλει να δίνει με κάποιο τρόπο, μεγαλύτερες πιθανότητες αναπαραγωγής σε άτομα που αξιολογούνται μέσα στο τεχνητό περιβάλλον ως τα πιο ικανά (ισχυρά). Πρώτη λοιπόν διαδικασία που εκτελείται στο στάδιο της επιλογής είναι η ταξινόμηση των ατόμων (χρωμοσωμάτων) ανάλογα με την καταλληλότητά τους που γίνεται με βάση την απόδοσή τους στη συνάρτηση καταλληλότητας του αλγόριθμου.

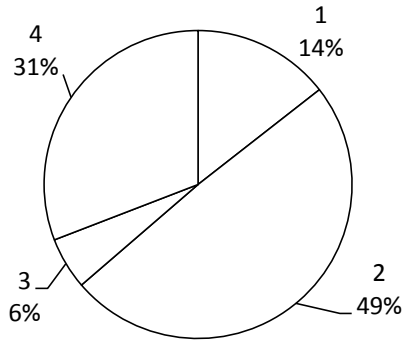
Αφού ταξινομηθούν τα χρωμοσώματα κρατείται ένας αυθαίρετος αριθμός τους. Ο αριθμός αυτός δεν πρέπει να είναι ούτε πολύ μικρός ούτε πολύ μεγάλος. Αν είναι πολύ μικρός περιορίζονται τα γονίδια που θα περάσουν στα παιδιά ενώ αν είναι πολύ μεγάλος δε μας δίνει ευελιξία στη μεταφορά των χαρακτηριστικών των γονιών στα παιδιά τους. Συνήθως επιλέγεται σαν ποσοστό που κρατείται για διασταύρωση το 50% του πληθυσμού. Αυτό το ποσοστό χρησιμοποιείται και στην παρούσα εργασία.

Επιλέγεται ποια χρωμοσώματα θα επιβιώσουν και στη συνέχεια ακολουθεί η διαδικασία επιλογής των δύο γονέων. Ο ευκολότερος τρόπος επιλογής είναι μέσω μιας εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε συμβολοσειρά ενός πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας, σε αναλογία με την απόδοσή της (cost weighting method) σε σχέση με τη συνολική απόδοση του πληθυσμού ή σε αναλογία με τη θέση που καταλαμβάνει στον ταξινομημένο με βάση την απόδοση πληθυσμό (rank weighting method) [3.7]. Για να εξηγηθεί η χρήση της εξαναγκασμένης ρουλέτας, θεωρείται ο πληθυσμός των τεσσάρων συμβολοσειρών, που έχει δημιουργηθεί με τη ρίψη ενός νομίσματος 20 φορές. Έστω, ότι έχει μετρηθεί η απόδοση (δηλαδή η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας), για κάθε συμβολοσειρά, όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.1:

Πίνακας 3.1: Αποδόσεις συμβολοσειρών για το παράδειγμα της εξαναγκασμένης ρουλέτας.

Αριθμός συμβολοσειράς	Συμβολοσειρά	Απόδοση	Απόδοση %
1.	01101	169	14,4
2.	11000	576	49,2
3.	01000	64	5,5
4.	10011	361	30,9
Σύνολο		1170	100,0

Αθροίζοντας την απόδοση των τεσσάρων συμβολοσειρών προκύπτει το άθροισμα 1170. Η απόδοση κάθε συμβολοσειράς ως ποσοστό της συνολικής απόδοσης του πληθυσμού φαίνεται στην τελευταία στήλη του Πίνακα 3.1. Αυτή η αντιστοιχία στην εξαναγκασμένη ρουλέτα για αυτή τη γενιά αναπαραγωγής φαίνεται στο Σχήμα 3.1.



Σχήμα 3.1: Σχηματική αναπαράσταση της εξαναγκασμένης ρουλέτας.

Για να γίνει τώρα η αναπαραγωγή, γίνεται περιστροφή της ρουλέτας τέσσερις φορές. Η συμβολοσειρά 1 έχει απόδοση 169 και αντιπροσωπεύει το 14,4% της συνολικής απόδοσης. Σαν αποτέλεσμα η συμβολοσειρά 1 αντιστοιχεί στο 14,4% της επιφάνειας της ρουλέτας και σε κάθε στρίψιμο της ρουλέτας θα δώσει σαν αποτέλεσμα αυτή τη συμβολοσειρά, με πιθανότητα 0,144. Με αυτό τον τρόπο οι συμβολοσειρές που έχουν τη μεγαλύτερη απόδοση, θα έχουν μεγαλύτερο πλήθος αντιγράφων (απογόνων) στην επόμενη γενιά, ενώ αυτές που έχουν χαμηλή απόδοση δεν θα υπάρχουν. Ο νέος πληθυσμός που δημιουργείται αναφέρεται στη διεθνή βιβλιογραφία [3.6] και σαν δεξαμενή ζευγαρώματος (mating pool).

Η αντιπροσώπευση του κάθε χρωμοσώματος στη ρουλέτα μπορεί να γίνει και με βάση απλά τη θέση που καταλαμβάνει το καθένα σε σχέση με τον υπόλοιπο πληθυσμό με κριτήριο την απόδοσή του (rank weighting method). Ένα χρωμόσωμα με το χαμηλότερο κόστος έχει τις μεγαλύτερες πιθανότητες να επιλεγεί για διασταύρωση, ενώ ένα χρωμόσωμα με το υψηλότερο κόστος έχει τις μικρότερες πιθανότητες να επιλεγεί. Έτσι για το χρωμόσωμα με αξιολόγηση n η πιθανότητα του να επιλεγεί δίνεται από τη Σχέση (3.2) :

$$P_n = \frac{N_{keep} - n + 1}{\sum_{n=1}^{N_{keep}} n} \quad (3.2)$$

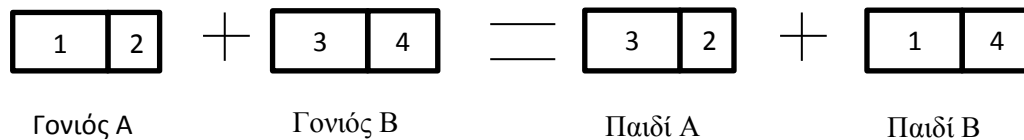
Για το προηγούμενο παράδειγμα θα διαμορφώνονταν ο παρακάτω πίνακας :

Πίνακας 3.2 : Πιθανότητες επιλογής συμβολοσειρών με βάση την κατάταξη τους (rank weighting method)

Αριθμός συμβολοσειράς	Απόδοση	Αξιολόγηση n	Συμβολοσειρά	P_n	$\sum_{n=1}^{N_{keep}} P_n$
2.	576	1	11000	0,4	0,4
4.	361	2	10011	0,3	0,7
1.	169	3	01101	0,2	0,9
3.	64	4	01000	0,1	1
Σύνολο	1170			1	

3.4.4.2 Διασταύρωση

Ο προσωρινός πληθυσμός που προέκυψε από τη διαδικασία της επιλογής στη συνέχεια περνάει από τη διαδικασία ζευγαρώματος. Η νέα ομάδα ατόμων που προέκυψε από την επιλογή σχηματίζει με τυχαίο τρόπο ομάδες των δύο. Κάθε ζευγάρι γονιών δημιουργεί δύο νέα παιδιά με τη διαδικασία της διασταύρωσης. Στη διασταύρωση ενός σημείου που χρησιμοποιείται συνήθως οι συμβολοσειρές των χρωμοσωμάτων των δύο γονιών τέμνονται σε ένα μόνο σημείο. Δημιουργείται ένας τυχαίος αριθμός από 1 έως N όπου N το μήκος του χρωμοσώματος σε bits και το σημείο αυτό στο οποίο ο πατέρας και η μητέρα εναλλάσσουν τμήματα των χρωμοσωμάτων τους δημιουργώντας δύο νέα παιδιά λέγεται σημείο διασταύρωσης. Η διαδικασία φαίνεται στο Σχήμα 3.2:



Σχήμα 3.2: Διασταύρωση ενός σημείου.

3.4.4.3 Μετάλλαξη

Η μετάλλαξη είναι μία λειτουργία που όταν συμβαίνει αραιά στη φύση δρα βελτιωτικά για τους οργανισμούς. Είναι πολύ σημαντικό η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί η μετάλλαξη να είναι αρκετά μικρή (περίπου μία μετάλλαξη σε κάθε χίλια ψηφία που αντιγράφονται), γιατί σε αντίθετη περίπτωση ο ΓΑ εκφυλίζεται σε τυχαίο ψάξιμο. Η μετάλλαξη λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα για τις περιπτώσεις, κατά τις οποίες η επιλογή και η διασταύρωση, ενδεχομένως, χάσουν κάποιες πολύτιμες γενετικές πληροφορίες. Όταν συμβαίνει επιφέρει ποικιλία στον πληθυσμό, ανακατευθύνει την αναζήτηση και εξασφαλίζει ότι κανένα σημείο του χώρου αναζήτησης δεν αποκλείεται από τη διαδικασία εύρεσης λύσεων του προβλήματος.

3.4.5 Επαναλήψεις και Σύγκλιση

Με τη διαδικασία της μετάλλαξης και την επαναξιολόγηση του πληθυσμού ολοκληρώνεται για τον απλό Γενετικό Αλγόριθμο μία επανάληψη. Τα βήματα της αξιολόγησης του πληθυσμού, της επιλογής γονέων, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης επαναλαμβάνονται μέχρι το μέγιστο αριθμό γενεών που έχει οριστεί ως κριτήριο τερματισμού του αλγόριθμου ή αν βρεθεί κάποια ικανοποιητική λύση. Στην τελευταία επανάληψη (γενιά) του αλγόριθμου τα αποτελέσματα αξιολογούνται με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας και όποιο έχει τη μεγαλύτερη απόδοση αυτό θεωρείται σαν λύση.

3.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

Οι παραπάνω διαδικασίες και τα βήματα του Γενετικού Αλγόριθμου θα γίνουν πιο κατανοητά αν λυθεί ένα πρόβλημα χρησιμοποιώντας Γενετικό Αλγόριθμο ώστε να εξηγηθούν καλύτερα οι λειτουργίες του.

Δίνεται η παρακάτω συνάρτηση :

$$f(x_1, x_2) = x_1 \cdot \sin\left\{\sqrt{|x_1 - (x_2 + 9)|}\right\} - (x_2 + 9) \cdot \sin\left\{\sqrt{|x_2 + 0.5 \cdot x_1 + 9|}\right\} \quad (3.3)$$

Με τους περιορισμούς :

$$-20 \leq x_1 \leq 20 \quad \text{και} \quad -20 \leq x_2 \leq 20$$

Ζητείται το ελάχιστο αυτής της συνάρτησης με τους παραπάνω περιορισμούς χρησιμοποιώντας γενετικούς αλγόριθμους. Ακολουθούνται τα παρακάτω στάδια :

1. Αρχικοποίηση των παραμέτρων

- Μέγεθος πληθυσμού = 12
- Ποσοστό μετάλλαξης = 0,15
- Πλήθος δυαδικών ψηφίων για κάθε χρωμόσωμα = 8
- Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων (γενεών) = 100
- Ποσοστό επιλογής γονέων = 50%

2. Μέθοδος αναπαράστασης πληθυσμού

Στο συγκεκριμένο πρόβλημα οι μεταβλητές x_1 και x_2 και κάθε μεταβλητή ορίζεται πως αποτελείται από 8 bits άρα τα χρωμοσώματα θα αποτελούνται από $2 \cdot 8 = 16$ bits. Οι μεταβλητές θα είναι δυαδικοί αριθμοί όμως θα πρέπει να αναπαρασταθούν στο δεκαδικό σύστημα. Η μετατροπή θα γίνει με τη βοήθεια της Σχέσης (3.1), δηλαδή :

Η μέγιστη τιμή που μπορεί να λάβει το $p_{\max} = (11111111)_{(2)} = 255_{(10)}$ και η ελάχιστη $p_{\min} = (00000000)_{(2)} = 0_{(10)}$ αντιστοιχούν στις μέγιστες και ελάχιστες του προβλήματος $x_{\min} = -20$ και $x_{\max} = 20$.

Ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται τυχαία όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.3. Για να γίνει κατανοητή η αναπαράσταση θεωρείται το πρώτο χρωμόσωμα του Πίνακα 3.3 το οποίο είναι το $(1000010000111011)_{(2)}$ και αποκωδικοποιείται ως εξής :

$$x_{1d} = (10000100)_{(2)} = 132_{(10)} \quad \text{και} \quad x_{2d} = (00111011)_{(2)} = 59_{(10)}$$

Αυτά τα δύο χρωμοσώματα αποκωδικοποιούνται στις συνεχείς τιμές τους με τη βοήθεια της σχέσης (3.1) ως εξής :

$$x_1 = x_{\min} + (x_{1d} - p_{\min}) \cdot \frac{(x_{\max} - x_{\min})}{(p_{\max} - p_{\min})} = 0.70588$$

$$x_2 = x_{\min} + (x_{2d} - p_{\min}) \cdot \frac{(x_{\max} - x_{\min})}{(p_{\max} - p_{\min})} = -10.745$$

3. Δημιουργία αρχικού πληθυσμού

Με τη βοήθεια του προγράμματος MATLAB και της συνάρτησης `rand` δημιουργούνται ψευδοτυχαίοι αριθμοί για τον αρχικό πληθυσμό ο οποίος αποτελείται από 0 και 1. Στον Πίνακα 3.3 φαίνονται τα χρωμοσώματα, η τιμή που τους αντιστοιχεί στο δεκαδικό και η τιμή που παίρνει η συνάρτηση για τις αντίστοιχες τιμές των μεταβλητών.

Πίνακας 3.3 : Αρχικός πληθυσμός χρωμοσωμάτων.

Κωδικός	Χρωμόσωμα	X_1	X_2	$f(x_1, x_2)$
1	1000010000111011	0.70588	-10.745	2.3193
2	1110011001010111	16.078	-6.3529	-7.6986
3	0001111000100101	-15.294	-14.196	-1.6705
4	0010010100100110	-14.196	-14.039	-3.3281
5	0110001000111000	-4.6275	-11.216	-2.7465
6	1101100111001010	14.039	11.686	25.12
7	0100100010010010	-8.7059	2.902	4.0067
8	1110001000111101	15.457	-10.431	-11.874
9	0010110001101000	-13.098	-3.6863	7.1888
10	1111011100011011	18.745	-15.765	-10.924
11	1111111010000110	19.843	1.0196	9.8616
12	1100000001101111	10.118	-2.5882	11.046

Αφού δημιουργηθεί ο αρχικός πληθυσμός στη συνέχεια ταξινομείται κατά αύξουσα σειρά για να βρεθεί το ελάχιστο της συνάρτησης $f(x_1, x_2)$ και ο Πίνακας 3.3 παίρνει τη μορφή του Πίνακα 4.4.

Πίνακας 3.4 : Ταξινομημένος πληθυσμός χρωμοσωμάτων του Πίνακα 3.3.

Κωδικός	Χρωμόσωμα	X_1	X_2	$f(x_1, x_2)$
8	1110001000111101	15.457	-10.431	-11.874
10	1111011100011011	18.745	-15.765	-10.924
2	1110011001010111	16.078	-6.3529	-7.6986
4	0010010100100110	-14.196	-14.039	-3.3281
5	0110001000111000	-4.6275	-11.216	-2.7465
3	0001111000100101	-15.294	-14.196	-1.6705
1	1000010000111011	0.70588	-10.745	2.3193
7	0100100010010010	-8.7059	2.902	4.0067
9	0010110001101000	-13.098	-3.6863	7.1888
11	1111111010000110	19.843	1.0196	9.8616
12	1100000001101111	10.118	-2.5882	11.046
6	1101100111001010	14.039	11.686	25.12

4. Επιλογή χρωμοσωμάτων

Σε αυτό το στάδιο τα χρωμοσώματα με κωδικό 8, 10, 2, 4, 5, 3 επιβιώνουν μιας και έχει οριστεί ποσοστό επιλογής 50% και αυτά είναι τα χρωμοσώματα με την ελάχιστη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης, δηλαδή με την υψηλότερη απόδοση για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Τα χρωμοσώματα με κωδικό 1, 7, 9, 11, 12, 6 διαγράφονται μιας και έχουν τη

χαμηλότερη απόδοση. Προκειμένου τώρα να επιλεγούν οι γονείς χρησιμοποιείται η σχέση (3.2), η οποία δίνει την πιθανότητα να επιλεγεί κάποιο χρωμόσωμα και προκύπτει ο Πίνακας 3.5.

Πίνακας 3.5 : Επιλογή των έξι καλύτερων χρωμοσωμάτων.

Κωδικός	Αριθμός (n)	Χρωμόσωμα	P_n	$\sum_{n=1}^{N_{keep}} P_n$
8	1	1110001000111101	0,28571	0,28571
10	2	1111011100011011	0,2381	0,52381
2	3	1110011001010111	0,19048	0,71429
4	4	0010010100100110	0,14286	0,85714
5	5	0110001000111000	0,095238	0,95238
3	6	0001111000100101	0,047619	1

Με τις παραπάνω πιθανότητες επιλέγονται τα τρία ζευγάρια γονιών που αντιστοιχούν στα έξι χρωμοσώματα που έχουν κρατηθεί με την παρακάτω διαδικασία :

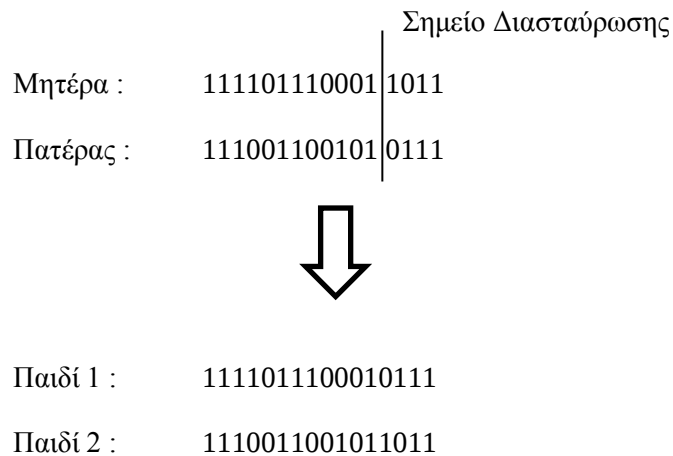
- Δημιουργούνται τρεις τυχαίοι αριθμοί από το μηδέν μέχρι το ένα έστω οι [0,87131 0,60613 0,16366] και παρατηρείται σε ποια χρωμοσώματα η αθροιστική πιθανότητα είναι μεγαλύτερη από αυτούς τους αριθμούς. Τα χρωμοσώματα αυτά αντιστοιχούν στους «μπαμπάδες» των απογόνων που θα δημιουργηθούν. Στην προκειμένη περίπτωση επιλέγονται τα χρωμοσώματα με κωδικό [5 2 8] μιας και $0,95238 > 0,87131$, $0,71429 > 0,60613$ και $0,28571 > 0,16366$.
- Η ίδια διαδικασία γίνεται και για τις «μητέρες». Σε αυτό το βήμα μπορεί να επιλεγεί η «μητέρα» και ο «πατέρας» να είναι το ίδιο χρωμόσωμα. Αυτό δεν ενοχλεί καθόλου τη διαδικασία απλά για παιδιά δημιουργούνται τα ίδια χρωμοσώματα. Είναι δυνατό να προκύψουν διαφορετικά αποτελέσματα περιορίζοντας το αυτό θεωρώντας ότι πάντα η «μητέρα» και ο «πατέρας» θα είναι διαφορετικά χρωμοσώματα. Έστω ότι για «μητέρες» επιλέγονται οι [5 10 8].

5. Διασταύρωση

Σε αυτό το βήμα αντιστοιχίζονται οι «μητέρες» με τους «πατεράδες», δηλαδή δύο γονείς (για παράδειγμα το 5^ο χρωμόσωμα με το 5^ο, το 2^ο με το 10^ο, το 8^ο με το 8^ο) «ξευγαρώνουν» και δημιουργούν δύο παιδιά με διασταύρωση ενός σημείου. Δημιουργούνται τόσοι τυχαίοι αριθμοί όσες οι διασταυρώσεις, συγκεκριμένα εδώ τρεις αριθμοί οι οποίοι είναι από το 1 μέχρι το 16 (δηλαδή όσα είναι τα bits). Οι αριθμοί που δημιουργούνται είναι για παράδειγμα [13 12 4] και η διαδικασία είναι η ακόλουθη :

- Η μητέρα χρωμόσωμα με κωδικό 5 συναντάει τον πατέρα χρωμόσωμα κωδικό 5 και γίνεται διασταύρωση στο σημείο 13. Εφόσον είναι τα ίδια χρωμοσώματα δημιουργούν δύο πανομοιότυπα παιδιά.
- Η μητέρα χρωμόσωμα με κωδικό 10 διασταυρώνεται με τον πατέρα χρωμόσωμα με κωδικό 2. Το σημείο διασταύρωσης είναι το bit 12.
- Η μητέρα χρωμόσωμα με κωδικό 8 συναντάει τον πατέρα χρωμόσωμα με κωδικό 8 και γίνεται διασταύρωση στο σημείο 4. Εφόσον είναι τα ίδια χρωμοσώματα δημιουργούν δύο πανομοιότυπα παιδιά.

Παρακάτω φαίνεται σχηματικά η διαδικασία της διασταύρωσης για τη δεύτερη περίπτωση (η μητέρα με κωδικό 10 συναντά τον πατέρα με κωδικό 2).



Σχήμα 3.3 : Μητέρα με κωδικό 10 συναντά πατέρα με κωδικό 2 και σημείο διασταύρωσης το 12^ο bit.

Μετά τη διασταύρωση προκύπτει πληθυσμός του Πίνακα 3.6.

Πίνακας 3.6 : Πληθυσμός μετά τη διασταύρωση.

Νέος κωδικός	Χρωμοσώματα
1	1110001000111101
2	1111011100011011
3	1110011001010111
4	0010010100100110
5	0110001000111000
6	0001111000100101
7	0110001000111000
8	0110001000111000
9	1110011001011011
10	1111011100010111
11	1110001000111101
12	1110001000111101

6. Μετάλλαξη

Ο πληθυσμός του Πίνακα 3.6 στη συνέχεια μπαίνει στη διαδικασία της μετάλλαξης. Ο συνολικός αριθμός μεταλλάξεων δίνεται από τη σχέση: $(N-1) \cdot bits \cdot \mu = (12-1) \cdot 16 \cdot 0,15 \cong 27$ όπου N είναι ο πληθυσμός και μ είναι η πιθανότητα μετάλλαξης. Ο συντελεστής $N-1$ σημαίνει ότι ένα χρωμόσωμα, αυτό με την καλύτερη απόδοση, δεν υπόκειται στη διαδικασία της μετάλλαξης και περνάει αυτούσιο στην επόμενη γενιά. Αυτό σημαίνει ότι το χρωμόσωμα με κωδικό 1 του Πίνακα 3.6 δεν έχει καμία πιθανότητα να μεταλλαχθεί. Η διαδικασία της μετάλλαξης γίνεται ως εξής :

- Δημιουργούνται 27 τυχαία ζεύγη αριθμών
- Ο ένας αριθμός θα είναι από το 2 μέχρι το 12 (καθώς το 1^ο χρωμόσωμα με την καλύτερη απόδοση δε μετέχει στη διαδικασία της μετάλλαξης) και ο άλλος από το 1 μέχρι το 16. Οι αριθμοί αυτοί αντιστοιχούν στο χρωμόσωμα και στο bit του χρωμοσώματος αντίστοιχα.
- Το bit το οποίο θα επιλεγεί αν είναι 1 γίνεται 0 και αν είναι 0 γίνεται 1.

Για την πρώτη επανάληψη του αλγόριθμου δημιουργήθηκαν τα εξής ζεύγη :

Πίνακας 3.7 : Ζεύγη για μετάλλαξη.

Γραμμή	Στήλη
11	3
12	10
4	8
8	10
2	10
5	11
6	15
11	10
3	15
4	9
7	6
11	4
6	9
2	12
4	4
2	16
12	12
8	3
12	3
10	1
2	15
5	10
7	2
10	5
12	9
4	10
11	4

Για παράδειγμα θεωρείται το ζεύγος [12 10] του Πίνακα 3.6 το οποίο αντιστοιχεί στο χρωμόσωμα 1110001000111101 και η μετάλλαξη δίνει το χρωμόσωμα 1110001001111101.

7. Τέλος πρώτης επανάληψης

Μετά το τέλος της πρώτης επανάληψης του αλγόριθμου προκύπτουν τα αποτελέσματα του Πίνακα 3.8.

Πίνακας 3.8 : Χρωμοσώματα μετά το τέλος της πρώτης επανάληψης.

Κωδικός	Χρωμόσωμα	X_1	X_2	$f(x_1, x_2)$
1	1110001000111101	15,451	-10,431	-11,874
2	1111011101001000	18,745	-8,7059	-17,149
3	1110011001010101	16,078	-6,66667	-8,4359
4	0011010011100110	-11,843	16,078	26,113
5	0110001001011000	-4,6275	-6,1961	-3,6747
6	0001111010100111	-15,294	6,1961	4,7177
7	0010011000111000	-14,039	-11,216	4,3349
8	0100001001111000	-9,6471	-1,176	0,58878
9	1110011001011011	16,078	-5,7255	-6,0789
10	0111111100010111	-0,0784	-16,392	2,9509
11	1100001001111101	10,431	-0,39216	14,87
12	1100001011101101	10,431	17,176	8,7936

Η ελάχιστη τιμή του πληθυσμού είναι η -17,149 η οποία είναι σαφώς καλύτερη από την τιμή -11,874 του αρχικού πληθυσμού.

8. Τέλος αλγόριθμου

Ύστερα από 100 επαναλήψεις παρατηρείται ότι η βέλτιστη λύση του αλγόριθμου είναι για $x_1 = -14,5098$ και $x_2 = -20$ και δίνει $f(x_1, x_2) = -23,8035$.

3.6 ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι αποτελούν ένα πολύ ισχυρό εργαλείο στον τομέα της βελτιστοποίησης. Μία παραλλαγή τους που ενισχύει ακόμη περισσότερο τη δύναμή τους είναι ο Ανοσοποιητικός Γενετικός Αλγόριθμος (ΑΓΑ – Immune Genetic Algorithm – IGA). Ο Ανοσοποιητικός Γενετικός Αλγόριθμος, όπως και ο Γενετικός Αλγόριθμος, αντλεί έμπνευση από μία βιολογική διαδικασία : την ανοσοποίηση.

Ανοσοποίηση ή εμβολιασμός ενός ατόμου ή ενός πληθυσμού στη βιολογία είναι η χορήγηση κάποιας ουσίας (εμβολίου) με σκοπό την πρόκληση ειδικής ανοσολογικής απάντησης από τον οργανισμό, με αποφυγή όμως των κινδύνων που θα απειλούσαν το άτομο αν ερχόταν σε φυσική επαφή με τη νόσο. Με άλλα λόγια, ο οργανισμός αναπτύσσει αμυντικούς μηχανισμούς ενάντια στη νόσο, όπως θα έκανε και σε περίπτωση επαφής με το υπεύθυνο μικρόβιο. Στην περίπτωση των εμβολιασμών όμως, δεν αναμένεται να εμφανιστούν οποιαδήποτε συμπτώματα ή επιπλοκές της ασθένειας και δεν θα χρειαστεί να λάβει το άτομο κάποια θεραπεία [3.8].

Στον τομέα της βελτιστοποίησης η ανοσοποίηση ενός πληθυσμού λύσεων αφορά τη χορήγηση σε αυτόν κάποιας πληροφορίας που σκοπό έχει να αυξήσει την απόδοση του πληθυσμού και να αποτρέψει εκφυλιστικά φαινόμενα που μπορεί να προκύψουν από την εξελικτική διαδικασία ενός γενετικού αλγόριθμου [3.9]. Ο Ανοσοποιητικός Γενετικός Αλγόριθμος έχει δηλαδή ως σκοπό, με τη χορήγηση πληροφορίας σχετική με το πρόβλημα που επιλύει, να αυξήσει την απόδοση του πληθυσμού με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας που έχει επιλεγεί για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Η ιδέα της ανοσοποίησης ενός πληθυσμού λύσεων πραγματοποιείται σε δύο στάδια:

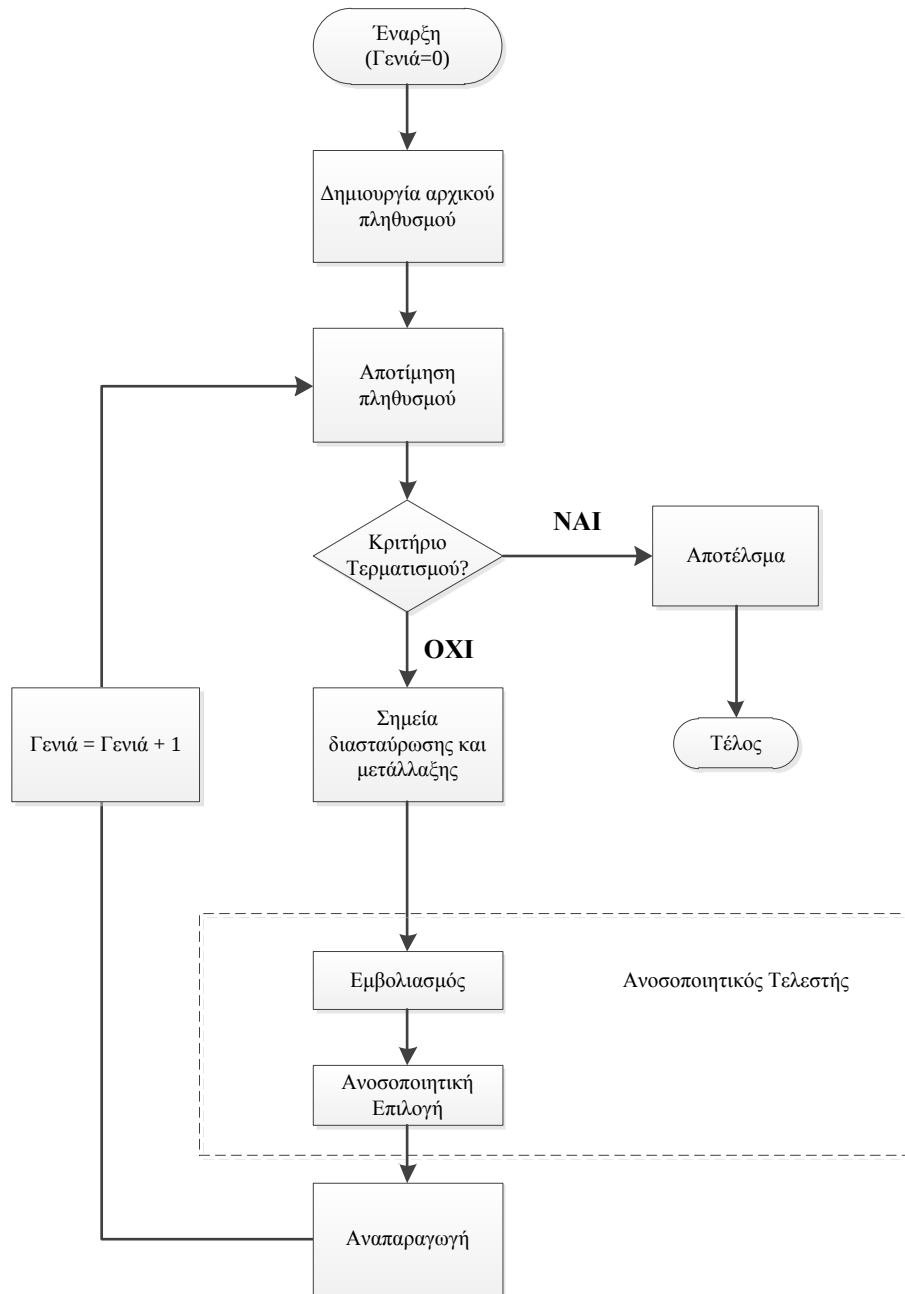
1. Εμβολιασμός πληθυσμού: Σημαίνει τη μετατροπή κάποιων γονιδίων ορισμένων χρωμοσωμάτων με σκοπό την αύξηση της απόδοσής τους με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας. Στην περίπτωση των δυαδικών γενετικών αλγόριθμων τα γονίδια είναι τα bit από τα οποία αποτελείται ένα χρωμόσωμα, δηλαδή η μετατροπή μεταβάλλει τα bits του χρωμοσώματος. Ένα εμβόλιο εξάγεται από τη μελέτη ή από κάποια πληροφορία του προβλήματος. Στην παρούσα διπλωματική εργασία σημαντικές πληροφορίες μπορούν να εξαχθούν από την ανάλυση του προβλήματος. Τα εμβόλια που χρησιμοποιούνται αναλύονται στο επόμενο κεφάλαιο. Όπως είναι λογικό, η ποσότητα της πληροφορίας και η αξία της παίζει σημαντικό ρόλο στην απόδοση του αλγόριθμου. Επίσης είναι δυνατό να μην εμβολιάζεται το σύνολο του πληθυσμού με ένα εμβόλιο αλλά ένα ποσοστό του το οποίο επιλέγεται με βάση προηγούμενες εμπειρίες χρήσης του. Η σωστή επιλογή και χρήση των εμβολίων μπορεί να αυξήσει την αποδοτικότητα του αλγόριθμου συνίσταται όμως προσοχή γιατί λάθος χρήση μπορεί να αυξήσει σημαντικά τον υπολογιστικό φόρτο με αντίστοιχη μείωση της απόδοσης.
2. Ανοσοποιητική επιλογή: Είναι η επόμενη διαδικασία μετά τον εμβολιασμό. Η διαδικασία αυτή αποτελείται από δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο γίνεται αξιολόγηση του εμβολιασμένου πληθυσμού. Αν η απόδοση ενός χρωμοσώματος αυξάνεται με τη χορήγηση του εμβολίου τότε αυτό περνάει στο επόμενο στάδιο επιλογής αλλιώς περνάει το μη εμβολιασμένο στέλεχος. Το δεύτερο στάδιο είναι η επιλογή με βάση τη διαδικασία της ανόπτησης (annealing). Αυτό σημαίνει ότι η πιθανότητα ενός απογόνου να γίνει γονέας στην επόμενη γενιά είναι η ακόλουθη:

$$P(x_i) = \frac{e^{f(x_i)/T_k}}{\sum_{j=1}^{n_0} e^{f(x_j)/T_k}} \quad (3.4)$$

όπου n_0 είναι ο αριθμός των απογόνων, $f(x_i)$ είναι η απόδοση του χρωμοσώματος i , και T_k είναι η θερμοκρασία ανόπτησης που πλησιάζει το 0 καθώς αυξάνεται ο αριθμός των γενεών. Η θερμοκρασία ανόπτησης υπολογίζεται με τη σχέση:

$$T_k = \ln\left(\frac{T_0}{k} + 1\right), \quad T_0 = 100 \quad (3.5)$$

Η όλη διαδικασία φαίνεται στο Σχήμα 3.4.



Σχήμα 3.4 : Διάγραμμα ροής του Ανοσοποιητικού Γενετικού Αλγόριθμου.

3.7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [3.1] J.H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, M.I.T. Press, 1975.
- [3.2] H. Muhlenbein, , O. Balci, R. Sharda, and S. A. Zenios “Parallel genetic algorithms in combinatorial optimization,” *Computer Science and Operation Research—New Developments*, Eds. New York: Pergamon, pp. 441–453, 1992.
- [3.3] J. J. Grefenstette, R. Gopal, B. Rosmaita, and D. Van-Gucht, “Genetic algorithms for the traveling salesman problem,” *Proc. 1st Int. Conf. Genetic Algorithms and Their Applications*, pp. 160–168, 1985.

- [3.4] J. R. Koza, *Genetic Programming*, Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
- [3.5] K. Krishnakumar, and D. E. Goldberg, "Control system optimization using genetic algorithms," *J. Guid. Contr. Dynam.*, vol. 15, no. 3, pp. 735–740, 1992.
- [3.6] Goldberg D.E., *GENETIC ALGORITHMS in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989.
- [3.7] R. L. Haupt, and S.E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms*, New Jersey: John Wiley & Sons, pp. 27-50, 2004.
- [3.8] R. Chen, *The Bases of Immunology*. Peking: Health Press, 1980.
- [3.9] L. Jiao, and L. Wang, "A Novel Genetic Algorithm Based on Immunity," *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.*, vol. 30, no. 5, pp. 552-561, Sep. 2000.

ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΟ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΚΑΙ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟΥ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΓΙΑ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Οι μονάδες μέτρησης φασιθετών (Phasor Measurement Units – PMU) μαζί με τις τηλεπικοινωνιακές υποδομές που απαιτούν για την λειτουργίας τους συνθέτουν ένα ιδιαίτερος δαπανηρό σύνολο εξοπλισμού για τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Η εγκατάσταση PMU σε κάθε ζυγό του δικτύου εκτός ότι θα είχε εξαιρετικά μεγάλο κόστος κρίνεται και περιττή καθώς δεν είναι απαραίτητη για την πλήρη παρατηρησιμότητα ενός δικτύου όπως έγινε φανερό από την ανάλυση της παρατηρησιμότητας στο Κεφάλαιο 2. Έχει παρατηρηθεί ότι συνήθως απαιτείται τοποθέτηση PMU σε ένα ποσοστό 20% έως 30% των ζυγών του συστήματος έτσι ώστε αυτό να είναι πλήρως παρατηρήσιμο [4.1]. Επομένως, ο κύριος στόχος της τοποθέτησης PMU είναι ο καθορισμός ελαχίστου αριθμού PMU και των ζυγών εγκατάστασης τους ώστε ολόκληρο το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας να είναι πλήρως παρατηρήσιμο, δηλαδή να είναι γνωστές όλες οι τάσεις των ζυγών και οι γωνίες τους. Ιδιαίτερη αξία έχει και η μελέτη της τοποθέτησης PMU για τη μη πλήρη παρατηρησιμότητα ενός δικτύου καθώς αυτή μπορεί να αναφέρεται είτε στη σταδιακή διεύρυνση των PMU είτε σε καταστάσεις σφαλμάτων στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας [4.2]-[4.4]. Η παρούσα διπλωματική εξετάζει το πρόβλημα της τοποθέτησης PMU για την πλήρη παρατηρησιμότητα ενός δικτύου.

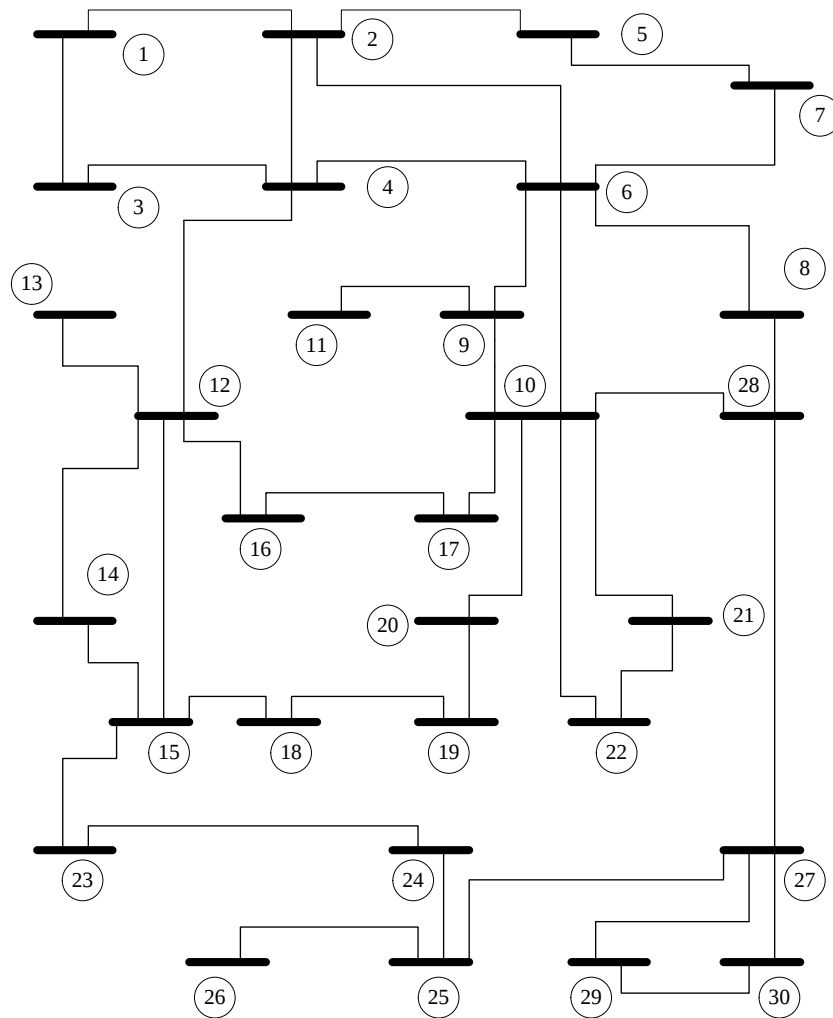
Το πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU (Optimal PMU placement – OPP) είναι ένα πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας. Έχει αποδειχθεί ότι το OPP είναι ένα πρόβλημα NP-κλάσης [4.5], το οποίο καθιστά αδύνατη τη λύση του σε πολυωνυμικό χρόνο. Μέχρι στιγμής, δεν έχει βρεθεί κάποια μέθοδος επίλυσης που να δίνει άμεσα τη βέλτιστη λύση. Το OPP είναι ένα μη γραμμικό, ασυνεχές πρόβλημα που απαιτεί μια τεχνική βελτιστοποίησης για να λυθεί σε ικανοποιητικό χρόνο. Στο κεφάλαιο αυτό ως τεχνική βελτιστοποίησης χρησιμοποιείται ο γενετικός αλγόριθμος και μια παραλλαγή του, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος. Για την επίλυση του OPP χρησιμοποιείται το πρότυπο δίκτυο 30 ζυγών του IEEE, το οποίο περιλαμβάνει και ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος.

4.2 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΗΤΡΑΣ ΠΡΟΣΠΤΩΣΗΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Ένα αναλυτικό παράδειγμα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU με χρήση γενετικού αλγόριθμου παρουσιάζεται σε αυτό το κεφάλαιο της διπλωματικής. Το σύστημα το οποίο επιλέχθηκε για την εφαρμογή του αλγόριθμου είναι το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE με τα δεδομένα του Πίνακα 4.1 και με το μονογραμμικό διάγραμμα που φαίνεται στο Σχήμα 4.1.

Πίνακας 4.1: Στοιχεία δικτύου 30 ζυγών του IEEE.

Σύστημα	Αριθμός κλάδων	Μηδενικές εγχύσεις ισχύος στους ζυγούς
Δίκτυο ζυγών του IEEE	41	6, 9, 11, 25, 28



Σχήμα 4.1: Δίκτυο 30 ζυγών του IEEE.

Αφού εισαχθούν τα δεδομένα του δικτύου στο λογισμικό, δηλαδή οι συνδέσεις των ζυγών του δικτύου 30 ζυγών του IEEE και η λίστα με τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος, είναι απαραίτητο να δημιουργηθεί η μήτρα πρόσπτωσης A του δικτύου με τον εξής τρόπο:

$A_{k,m}=1$ εάν $k=m$ ή οι ζυγοί k και m είναι συνδεδεμένοι

$A_{k,m}=0$ σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση

Η διάσταση του πίνακα πρόσπτωσης είναι $N \times N$, όπου N ο αριθμός των ζυγών του δικτύου. Για το δίκτυο των 30 ζυγών του IEEE, ο πίνακας A έχει διάσταση 30×30 .

Είναι αξιοσημείωτο το γεγονός ότι η κατασκευή της μήτρας πρόσπτωσης ακολουθεί τη δυαδική λογική που χρησιμοποιείται και στο δυαδικό γενετικό αλγόριθμο για την αναπαράσταση των λύσεων του προβλήματος. Το γεγονός βέβαια είναι τυχαίο, καθώς η μήτρα πρόσπτωσης ενός δικτύου όπου χρησιμοποιείται έχει την ίδια μορφή και δεν επιλέχθηκε αυτή με βάση τη μέθοδο επίλυσης για το πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU. Με βάση την παραπάνω μέθοδο κατασκευής της μήτρας πρόσπτωσης A του δικτύου προκύπτει για το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE ο πίνακας A που φαίνεται στο Σχήμα 4.2.

Σχήμα 4.2: Μήτρα πρόσπτωσης A του δικτύου 30 ζυγών του IEEE.

Ο Γενετικός Αλγόριθμος, όπως έχει αναφερθεί και στο Κεφάλαιο 3, έχει κάποια βασικά χαρακτηριστικά που επηρεάζουν την απόδοσή του και την ταχύτητα σύγκλισής του. Οι τιμές που χρησιμοποιούνται στο παρόν κεφάλαιο αφορούν την προσομοίωση που γίνεται ως παράδειγμα. Λεπτομερέστερη εξέταση της επίδρασης που έχουν οι διαφορετικές τιμές για τον αριθμό γενεών, το μέγεθος του πληθυσμού και την πιθανότητα μετάλλαξης γίνεται στο Κεφάλαιο 6 στο οποίο γίνονται εκτενείς προσομοιώσεις για διάφορες τιμές.

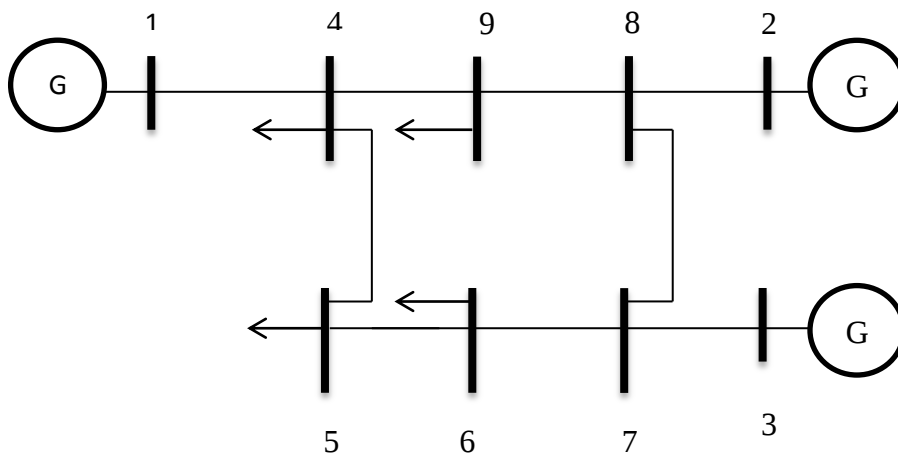
4.3.1 Αριθμός Γενεών

Από τις πιο σημαντικές παραμέτρους του γενετικού αλγόριθμου είναι ο αριθμός των γενεών που δημιουργούνται. Ένας μεγάλος αριθμός γενεών δίνει το περιθώριο στον αλγόριθμο να προσπελάσει ένα μεγάλο αριθμό πιθανών λύσεων με τη βοήθεια της μετάλλαξης και της διασταύρωσης. Στην Ενότητα 4.4 γίνεται αναλυτική περιγραφή μιας γενιάς του γενετικού αλγόριθμου.

4.3.2 Μέγεθος Πληθυσμού

Το μέγεθος του πληθυσμού αναφέρεται στον αριθμό των πιθανών λύσεων (χρωμοσωμάτων) που έχει διαθέσιμες σε κάθε γενιά ο γενετικός αλγόριθμος. Ένας μεγάλος πληθυσμός είναι πιθανό να επιβραδύνει αδικαιολόγητα την εκτέλεση του αλγόριθμου, ενώ ένας μικρός είναι πιθανό να χρειαστεί αρκετές γενιές για να καταλήξει σε μια ικανοποιητική λύση. Για το παράδειγμα εκτέλεσης του αλγόριθμου χρησιμοποιείται πληθυσμός 40 λύσεων.

Όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 3 σημαντικό ρόλο στο γενετικό αλγόριθμο κατέχει η αναπαράσταση του πληθυσμού των λύσεων στο δυαδικό σύστημα. Ευτυχώς για το πρόβλημα OPP αυτή είναι ιδιαίτερα απλή και κατανοητή. Μία πιθανή λύση αναπαρίσταται με μια ακολουθία δυαδικών ψηφίων. Η θέση που έχει κάθε ψηφίο ανταποκρίνεται στο ζυγό για τον οποίο αναφέρεται στο δοθέν σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Με 0 συμβολίζεται ο ζυγός στον οποίο δεν εγκαθίσταται Μονάδα Μέτρησης Φασιθετών (PMU) και με 1 συμβολίζεται ζυγός με PMU. Στο Σχήμα 4.3 φαίνεται ένα σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας με 9 ζυγούς. Για παράδειγμα, μία λύση για το σύστημα αυτό είναι η εγκατάσταση PMU στους ζυγούς 4, 5, 6, και 9. Αυτή η λύση αναπαρίσταται με τη δυαδική ακολουθία 000111001. Το μέγεθος σε bit (γονιδίων) κάθε λύσης εξαρτάται από το εκάστοτε εξεταζόμενο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Σε γενικές γραμμές το ίδιο συμβαίνει και με τις απαιτήσεις σε μνήμη και σε χρόνο του αλγόριθμου.



Σχήμα 4.3: Σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας 9 ζυγών.

4.3.3 Συνάρτηση καταλληλότητας

Η συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) είναι η μόνη πληροφορία που δέχεται ο γενετικός αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Η συνάρτηση που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία φαίνεται στη Σχέση 4.1.

$$C = N_{PMU} + 3 \cdot N_{UO} \quad (4.1)$$

Στην παραπάνω σχέση, N_{PMU} είναι ο αριθμός των PMU που εγκαθίστανται με βάση την εκάστοτε λύση και N_{UO} είναι ο αριθμός των μη παρατηρήσιμων ζυγών που προκύπτουν στο σύστημα για την εκάστοτε λύση. Η εξέταση για τον αριθμό των μη παρατηρήσιμων ζυγών γίνεται με βάση τους κανόνες παρατηρησιμότητας που αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 2. Αν και ζητούμενο του αλγόριθμου είναι η πλήρης παρατηρησιμότητα του δικτύου, δε θα ήταν λογικό να απορριφθούν όλες οι ενδιάμεσες λύσεις καθώς κάτι τέτοιο θα οδηγούσε τον αλγόριθμο σε εκφυλισμό και δε θα ήταν δυνατή η λύση του προβλήματος.

Όπως είναι λογικό, απαιτούμενο από κάθε λύση είναι η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης καταλληλότητας καθώς αυτή αποτελεί επί της ουσίας μία συνάρτηση κόστους. Οι λύσεις κατατάσσονται σε σειρά απόδοσης με βάση το ποια ελαχιστοποιεί τη συνάρτηση καταλληλότητας.

4.4 ΒΗΜΑΤΑ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

4.4.1 Αρχικοποίηση πληθυσμού

Το υπό εξέταση σύστημα είναι το σύστημα 30 ζυγών του IEEE που απεικονίζεται στο Σχήμα 4.1. Έχει επιλεγθεί μέγεθος πληθυσμού 40, άρα πρέπει να δημιουργηθούν $40 \times 30 = 1200$ τυχαίοι δυαδικοί αριθμοί που θα αντιστοιχούν σε 40 τοποθετήσεις PMU για το εξεταζόμενο σύστημα. Χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `rand` του MATLAB και προέκυψε ο πληθυσμός που φαίνεται στον Πίνακα 4.2.

Πίνακας 4.2: Αρχικός πληθυσμός 40 λύσεων για το σύστημα 30 ζυγών του IEEE.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
1	010111110101101100111111101011	2, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 13, 15, 16, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 27, 29, 30
2	111011101010100001111111000101	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 28, 30
3	100100001000100011010101100011	1, 4, 9, 13, 17, 18, 20, 22, 24, 25, 29, 30
4	010110111011101110000100101000	2, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 22, 25, 27
5	001001100000110111000001000001	3, 6, 7, 13, 14, 16, 17, 18, 24, 30
6	011001011111100100110000100000	2, 3, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 16, 19, 20, 25
7	011000110011001101000011111010	2, 3, 7, 8, 11, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 25, 26, 27, 29
8	010010111100100011101001010100	2, 5, 7, 8, 9, 10, 13, 17, 18, 19, 21, 24, 26, 28
9	000010100100111100001110001000	5, 7, 10, 13, 14, 15, 16, 21, 22, 23, 27
10	001101011100011000111010111110	3, 4, 6, 8, 9, 10, 14, 15, 19, 20, 21, 23, 25, 26, 27, 28, 29
11	001011101010111111001111010010	3, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 21, 22, 23, 24, 26, 29

Πίνακας 4.2 (Συνέχεια): Αρχικός πληθυσμός 40 λύσεων για το σύστημα 30 ζυγών του IEEE.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
12	111110100001011101011000011000	1, 2, 3, 4, 5, 7, 12, 14, 15, 16, 18, 20, 21, 26, 27
13	110001001101011011011010011100	1, 2, 6, 9, 10, 12, 14, 15, 17, 18, 20, 21, 23, 26, 27, 28
14	10010101000001110111111111000	1, 4, 6, 8, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27
15	100010110110001001101000101001	1, 5, 7, 8, 10, 11, 15, 18, 19, 21, 25, 27, 30
16	111110110000111101100100011111	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 22, 26, 27, 28, 29, 30
17	011111011111110000110000101110	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 19, 20, 25, 27, 28, 29
18	111100001101001010100111100111	1, 2, 3, 4, 9, 10, 12, 15, 17, 19, 22, 23, 24, 25, 28, 29, 30
19	100001010001001010100011010111	1, 6, 8, 12, 15, 17, 19, 23, 24, 26, 28, 29, 30
20	100101110011010001100101000001	1, 4, 6, 7, 8, 11, 12, 14, 18, 19, 22, 24, 30
21	010100000001111101101000000110	2, 4, 12, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 21, 28, 29
22	100110101010100000011111100000	1, 4, 5, 7, 9, 11, 13, 20, 21, 22, 23, 24, 25
23	001000001101011001010010011111	3, 9, 10, 12, 14, 15, 18, 20, 23, 26, 27, 28, 29, 30
24	101011110100011010100001111011	1, 3, 5, 6, 7, 8, 10, 14, 15, 17, 19, 24, 25, 26, 27, 29, 30
25	111110011010101001101001011000	1, 2, 3, 4, 5, 8, 9, 11, 13, 15, 18, 19, 21, 24, 26, 27
26	001000100010101010000110011100	3, 7, 11, 13, 15, 17, 22, 23, 26, 27, 28
27	111011010010101111110011110101	1, 2, 3, 5, 6, 8, 11, 13, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 23, 24, 25, 26, 28, 30
28	001011111100000111010011110011	3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 16, 17, 18, 20, 23, 24, 25, 26, 29, 30
29	011100111101101001000111000001	2, 3, 4, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 18, 22, 23, 24, 30
30	010111001111100000001100111100	2, 4, 5, 6, 9, 10, 11, 12, 13, 21, 22, 25, 26, 27, 28
31	011000000110001010011010010001	2, 3, 10, 11, 15, 17, 20, 21, 23, 26, 30
32	010110100100011001110111101001	2, 4, 5, 7, 10, 14, 15, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25, 27, 30, 21, 22, 23, 29

Πίνακας 4.2 (Συνέχεια): Αρχικός πληθυσμός 40 λύσεων για το σύστημα 30 ζυγών του IEEE.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
33	101110010000101000011100101100	1, 3, 4, 5, 8, 13, 15, 20, 21, 22, 25, 27, 28
34	110110010110000110101010111110	1, 2, 4, 5, 8, 10, 11, 16, 17, 19, 21, 23, 25, 26, 27, 28, 29
35	100100000010001010000111100100	1, 4, 11, 15, 17, 22, 23, 24, 25, 28
36	101101001010100001111000111111	1, 3, 4, 6, 9, 11, 13, 18, 19, 20, 21, 25, 26, 27, 28, 29, 30
37	100110001101101100000011000100	1, 4, 5, 9, 10, 12, 13, 15, 16, 23, 24, 28
38	111001100000100101100111110110	1, 2, 3, 6, 7, 13, 16, 18, 19, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 29
39	101101011110111010100101101101	1, 3, 4, 6, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 15, 17, 19, 22, 24, 25, 27, 28, 30
40	100011111000101110111010111101	1, 5, 6, 7, 8, 9, 13, 15, 16, 17, 19, 20, 21, 23, 25, 26, 27, 28, 30

4.4.2 Αξιολόγηση και ταξινόμηση πληθυσμού

Στη συνέχεια ο πληθυσμός που δημιουργήθηκε αποτιμάται με βάση τη χρησιμοποιούμενη συνάρτηση καταλληλότητας και ταξινομείται με βάση την απόδοσή του. Επειδή η καλύτερη απόδοση αντιστοιχεί στη χαμηλότερη τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας ο πληθυσμός ταξινομείται με αύξουσα σειρά.

Πίνακας 4.3: Ταξινομημένος αρχικός πληθυσμός.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Αριθμός μονάδων μέτρησης φασιθετών (N_{PMU})	Αριθμός μη παρατηρήσιμων ζυγών (N_{UO})	Τιμή συνάρτησης καταλληλότητας C
12	15	0	15
29	15	0	15
5	10	2	16
13	16	0	16
20	13	1	16
18	17	0	17
26	11	2	17
15	13	2	19
16	19	0	19
19	13	2	19
33	13	2	19
38	16	1	19
40	19	0	19
9	11	3	20
24	17	1	20
1	21	0	21

Πίνακας 4.3 (Συνέχεια): Ταξινομημένος αρχικός πληθυσμός.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Αριθμός μονάδων μέτρησης φασιθετών (N_{PMU})	Αριθμός μη παρατηρήσιμων ζυγών (N_{UO})	Τιμή συνάρτησης καταλληλότητας C
4	15	2	21
7	15	2	21
11	18	1	21
17	18	1	21
37	12	3	21
6	13	3	22
25	16	2	22
32	16	2	22
39	19	1	22
14	17	2	23
23	14	3	23
27	20	1	23
28	17	2	23
31	11	4	23
34	17	2	23
30	15	3	24
8	14	4	26
10	17	3	26
2	18	3	27
3	12	5	27
35	10	6	28
21	12	6	30
36	17	5	32
22	13	8	37

Αν ο πληθυσμός που προκύπτει παραπάνω αντιστοιχούσε στη γενιά που είχε οριστεί ως κριτήριο λήξης του αλγόριθμου, τότε η λύση που θα έδινε ο αλγόριθμος θα ήταν η πρώτη που εμφανίζεται στον ταξινομημένο πίνακα με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας. Η λύση που προκύπτει από την τυχαία δημιουργία δυαδικών ψηφίων στο συγκεκριμένο παράδειγμα είναι το χρωμόσωμα 12 (Πίνακας 4.3), το οποίο καθιστά το σύστημα πλήρως παρατηρήσιμο, αλλά με τη χρήση 15 μονάδων PMU. Συνήθως απαιτείται τοποθέτηση PMU σε ένα ποσοστό 20% έως 30% των ζυγών του συστήματος [4.1], δηλαδή τοποθέτηση PMU σε 6 έως 9 ζυγούς (για το δίκτυο του IEEE των 30 ζυγών), επομένως αναμένεται η λύση που βρέθηκε από την αρχικοποίηση του πληθυσμού να βελτιωθεί αισθητά στις επόμενες γενιές.

4.4.3 Διασταύρωση πληθυσμού

Ο ταξινομημένος πληθυσμός στη συνέχεια περνάει από τη βασική διαδικασία ενός γενετικού αλγόριθμου, τη διαδικασία της διασταύρωσης. Όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 3 πρέπει πρώτα να αποφασιστεί αυθαίρετα ένας αριθμός χρωμοσωμάτων που θα κρατηθεί και στην επόμενη γενιά. Στο παράδειγμα επιλέγεται να κρατείται για διασταύρωση το 50% του πληθυσμού. Αυτό σημαίνει ότι από τα 40 χρωμοσώματα του ταξινομημένου πληθυσμού τα 20 καλύτερα θα κρατηθούν και στην επόμενη γενιά, ενώ τα 20 χειρότερα θα αντικατασταθούν από τα παιδιά που θα προκύψουν από τις 10 διασταυρώσεις σε αυτή τη γενιά.

Η επιλογή των γονέων γίνεται μέσω εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε χρωμόσωμα του πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας σε αναλογία με την απόδοσή του. Για να γίνει σωστά η αντιπροσώπευση των χρωμοσωμάτων αντιστρέφεται

η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητάς τους έτσι ώστε τη μεγαλύτερη αντιπροσώπευση να έχουν τα χρωμοσώματα με τη μικρότερη τιμή, καθώς αυτά αντιστοιχούν σε ιδανικότερες λύσεις για το πρόβλημα. Στον Πίνακα 4.4 φαίνονται οι πιθανότητες που έχει κάθε χρωμόσωμα να επιλεγεί ως γονέας.

Πίνακας 4.4: Αποδόσεις πληθυσμού για την επιλογή μέσω εξαναγκασμένης ρουλέτας.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Απόδοση	Πιθανότητα επιλογής %	Αθροιστική Πιθανότητα %
12	0,0666666666666667	3,5039	3,5039
29	0,0666666666666667	3,5039	7,0077
5	0,0625000000000000	3,2849	10,2926
13	0,0625000000000000	3,2849	13,5775
20	0,0625000000000000	3,2849	16,8624
18	0,0588235294117647	3,0916	19,9540
26	0,0588235294117647	3,0916	23,0456
15	0,0526315789473684	2,7662	25,8119
16	0,0526315789473684	2,7662	28,5781
19	0,0526315789473684	2,7662	31,3443
33	0,0526315789473684	2,7662	34,1105
38	0,0526315789473684	2,7662	36,8767
40	0,0526315789473684	2,7662	39,6429
9	0,0500000000000000	2,6279	42,2708
24	0,0500000000000000	2,6279	44,8987
1	0,0476190476190476	2,5028	47,4015
4	0,0476190476190476	2,5028	49,9042
7	0,0476190476190476	2,5028	52,4070
11	0,0476190476190476	2,5028	54,9098
17	0,0476190476190476	2,5028	57,4125
37	0,0476190476190476	2,5028	59,9153
6	0,0454545454545455	2,3890	62,3043
25	0,0454545454545455	2,3890	64,6933
32	0,0454545454545455	2,3890	67,0823
39	0,0454545454545455	2,3890	69,4713
14	0,0434782608695652	2,2851	71,7564
23	0,0434782608695652	2,2851	74,0415
27	0,0434782608695652	2,2851	76,3267
28	0,0434782608695652	2,2851	78,6118
31	0,0434782608695652	2,2851	80,8969
34	0,0434782608695652	2,2851	83,1821
30	0,0416666666666667	2,1899	85,3720
8	0,0384615384615385	2,0215	87,3934
10	0,0384615384615385	2,0215	89,4149
2	0,0370370370370370	1,9466	91,3615
3	0,0370370370370370	1,9466	93,3081
35	0,0357142857142857	1,8771	95,1851
21	0,0333333333333333	1,7519	96,9371
36	0,0312500000000000	1,6424	98,5795
22	0,0270270270270270	1,4205	100,0000
Σύνολο	1,9027	100	

Στη συνέχεια επιλέγονται 10 ζευγάρια τυχαίων αριθμών από το 0 έως το 100 και με βάση τον Πίνακα 4.4 και την αθροιστική πιθανότητα επιλέγονται τα 20 χρωμοσώματα που αντιστοιχούν στους γονείς των 10 διασταυρώσεων.

Για κάθε γενιά επιλέγεται τυχαία ένας αριθμός από 1 έως 30 ως το σημείο διασταύρωσης. Για αυτή τη γενιά επιλέχθηκε ως σημείο διασταύρωσης το 8. Στο σημείο αυτό οι δύο γονείς που έχουν επιλεγεί νωρίτερα με τη μέθοδο της εξαναγκασμένης ρουλέτας εναλλάσσουν τμήματα των χρωμοσωμάτων τους δημιουργώντας δύο νέα παιδιά. Η διαδικασία γίνεται μία μόνο φορά καθώς χρησιμοποιείται διασταύρωση ενός σημείου στον αλγόριθμο.

Οι διασταυρώσεις που λαμβάνουν χώρα καθώς και οι απόγονοι που προκύπτουν φαίνονται καλύτερα στον Πίνακα 4.5.

Πίνακας 4.5: Πίνακας διασταυρώσεων 1^{ης} γενιάς.

Γονέας Α (Αρ. Χρωμ.)	Γονέας Β (Αρ. Χρωμ.)	Σημείο Διασταύρωσης	Απόγονος Α	Απόγονος Β
26	13	8	0010001011010110 11011010011100	1100010000101010 10000110011100
25	13	8	1111100111010110 11011010011100	1100010010101010 01101001011000
36	15	8	1011010001100010 01101000101001	1000101110101000 01111000111111
6	34	8	0110010101100001 10101010111110	1101100111111001 00110000100000
34	4	8	1101100110111011 10000100101000	0101101101100001 10101010111110
27	3	8	1110110110001000 11010101100011	1001000000101011 11110011110101
2	26	8	1110111000101010 10000110011100	0010001010101000 01111111000101
11	28	8	0010111011000001 11010011110011	0010111110101111 11001111010010
18	27	8	1111000000101011 11110011110101	1110110111010010 10100111100111
4	37	8	0101101111011011 00000011000100	1001100010111011 10000100101000

Ο πληθυσμός που θα προκύψει από τη διασταύρωση και θα υποστεί αργότερα μετάλλαξη είναι ο ταξινομημένος πληθυσμός του Πίνακα 4.2 για τις πρώτες 20 θέσεις καθώς έχει επιλεγεί να κρατείται το 50% του πληθυσμού και στην επόμενη γενιά. Οι θέσεις 21 και 22 έχουν καταληφθεί από τους απογόνους (Α και Β αντίστοιχα) της πρώτης διασταύρωσης μεταξύ των χρωμοσωμάτων 26 και 13 (δεύτερη γραμμή Πίνακα 4.5). Οι υπόλοιπες 18 θέσεις καταλαμβάνονται αντίστοιχα από τους απογόνους των υπόλοιπων 9 διασταυρώσεων του Πίνακα 4.5.

4.4.4 Μετάλλαξη

Επόμενο βήμα του Γενετικού Αλγόριθμου είναι η μετάλλαξη του πληθυσμού που έχει προκύψει μετά από την αντικατάσταση του πληθυσμού από τους απογόνους που δημιουργήθηκαν στο στάδιο της διασταύρωσης. Η μετάλλαξη είναι μία λειτουργία που καλό είναι να συμβαίνει αραιά για να δρα βελτιωτικά και όχι εκφυλιστικά στη λύση του προβλήματος. Για το παράδειγμα επιλέγεται πιθανότητα μετάλλαξης 0.5% που αντιστοιχεί

σε 6 μεταλλάξεις σε σύνολο $40 \times 30 = 1200$ γονιδίων (bits) του πληθυσμού. Πρέπει να επιλεγθούν τυχαία 6 ζεύγη αριθμών. Για το κάθε ζεύγος θα ισχύει ότι ο ένας αριθμός θα είναι από 1 το έως το 40 και ο άλλος από το 1 έως το 30. Ο αριθμός από το 1 έως το 40 καθορίζει ποιο χρωμόσωμα του πληθυσμού θα μεταλλαχθεί, καθώς έχει επιλεγεί αρχικός πληθυσμός μεγέθους 40 ατόμων, ενώ ο αριθμός από το 1 έως το 30 φανερώνει ποιο γονίδιο του χρωμοσώματος (bit) θα υποστεί μετάλλαξη. Η μετάλλαξη ενός γονιδίου στο δυαδικό γενετικό αλγόριθμο είναι η αντιστροφή του δυαδικού ψηφίου από 0 σε 1 ή από 1 σε 0.

Πίνακας 4.6: Γονίδια που μεταλλάσσονται στη γενιά.

Αριθμός Χρωμοσώματος προς μετάλλαξη	Γονίδιο προς μετάλλαξη
33	6
14	23
28	15
13	20
38	29
12	10

Ως παράδειγμα της μετάλλαξης για το ζεύγος αριθμών (12,10) το 12^ο χρωμόσωμα του ταξινομημένου Πίνακα 4.4 με αριθμό χρωμοσώματος 38 υπόκειται μετάλλαξη στο 10^ο ψηφίο του. Το χρωμόσωμα μεταλλάσσεται από 111001100000100101100111110110 στο νέο χρωμόσωμα 111001100100100101100111110110.

4.4.5 Επαναξιολόγηση και λύση γενιάς γενετικού αλγόριθμου

Η διαδικασία της μετάλλαξης και οι μεταβολές που προκαλεί αυτή στον πληθυσμό του γενετικού αλγόριθμου είναι η τελευταία που λαμβάνει χώρα στη διάρκεια μιας γενιάς του γενετικού αλγόριθμου. Ο πληθυσμός που έχει προκύψει από τις διασταυρώσεις και τις μεταλλάξεις πρέπει τώρα να αξιολογηθεί και να ταξινομηθεί, όπως έγινε και ύστερα από τη δημιουργία του τυχαίου αρχικού πληθυσμού στην Ενότητα 4.4.2. Τα αποτελέσματα φαίνονται στον Πίνακα 4.7. Το βήμα αυτό, αν και τεχνικά ανήκει στη 2^η γενιά του γενετικού αλγόριθμου, γίνεται πάντοτε όταν ο αλγόριθμος έχει φτάσει στο μέγιστο αριθμό γενεών και η γενιά που μόλις δημιουργήθηκε ήταν η τελευταία. Η λύση που δίνει ο αλγόριθμος είναι η 1^η λύση που εμφανίζεται στον ταξινομημένο με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας πίνακα πληθυσμού που έχει προκύψει από την εκτέλεση του γενετικού αλγόριθμου.

Από τον Πίνακα 4.7 η λύση που προκύπτει για την πρώτη γενιά του γενετικού αλγόριθμου είναι η λύση που αντιστοιχεί στο χρωμόσωμα 1. Το χρωμόσωμα 011000111101101001000111000001, που αντιστοιχεί σε τοποθέτηση 14 PMU (στους ζυγούς 2, 3, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 18, 22, 23, 24, 30), καθιστά το δίκτυο των 30 ζυγών του IEEE πλήρως παρατηρήσιμο. Η λύση που είχε προκύψει από την αρχική δημιουργία τυχαίου πληθυσμού ήταν η 11110100001011101011000011000 με τοποθέτηση 15 PMU στους ζυγούς 1, 2, 3, 4, 5, 7, 12, 14, 15, 16, 18, 20, 21, 26, 27. Παρατηρείται ότι από την πρώτη κιόλας γενιά υπάρχει μια βελτίωση στη λύση που δίνει ο γενετικός αλγόριθμος. Η βελτίωση του κόστους από 15 PMU σε 14 PMU μπορεί να μη φαντάζει μεγάλη, όμως είναι αρκετή για να αναδείξει τη δύναμη του γενετικού αλγόριθμου αν αναλογιστεί κανείς ότι η εκτέλεση μιας γενιάς του αλγόριθμου διήρκεσε μερικά msec. Ως εκ τούτου, είναι απολύτως εφικτό να εκτελούνται εκατοντάδες γενιές του αλγόριθμου στα σημερινά υπολογιστικά συστήματα σε αμελητέο χρόνο.

Πίνακας 4.7: Ταξινομημένος πληθυσμός στο τέλος της γενιάς.

Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
1	011000111101101001000111000001	2, 3, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 18, 22, 23, 24, 30
2	110001001101011011001010011100	1, 2, 6, 9, 10, 12, 14, 15, 17, 18, 21, 23, 26, 27, 28
3	001001100000110111000001000001	3, 6, 7, 13, 14, 16, 17, 18, 24, 30
4	111110100101011101011000011000	1, 2, 3, 4, 5, 7, 10, 12, 14, 15, 16, 18, 20, 21, 26, 27
5	100101110011010001100101000001	1, 4, 6, 7, 8, 11, 12, 14, 18, 19, 22, 24, 30
6	100001011101101001000111000001	1, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 18, 22, 23, 24, 30
7	111100001101001010100111100111	1, 2, 3, 4, 9, 10, 12, 15, 17, 19, 22, 23, 24, 25, 28, 29, 30
8	011000001111110000110000101110	2, 3, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 19, 20, 25, 27, 28, 29
9	001011111111100100110000100010	3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 16, 19, 20, 25, 29
10	100010110110001001101000101001	1, 5, 7, 8, 10, 11, 15, 18, 19, 21, 25, 27, 30
11	111110110000111101100100011111	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 22, 26, 27, 28, 29, 30
12	100001010001001010100011010111	1, 6, 8, 12, 15, 17, 19, 23, 24, 26, 28, 29, 30
13	011000111111110000110000101110	2, 3, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 19, 20, 25, 27, 28, 29
14	000010100100111100001110001000	5, 7, 10, 13, 14, 15, 16, 21, 22, 23, 27
15	011000111011101110000100101000	2, 3, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 22, 25, 27
16	010111110101101100111111101011	2, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 13, 15, 16, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 27, 29, 30
17	010110111011101110000100101000	2, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 22, 25, 27
18	011000110011001101000011111010	2, 3, 7, 8, 11, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 25, 26, 27, 29
19	001011101010111111001111010010	3, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 21, 22, 23, 24, 26, 29
20	011111011111110000110000101110	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 19, 20, 25, 27, 28, 29
21	010110111011101110000100101000	2, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 22, 25, 27
22	011001011111100100110000100000	2, 3, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 16, 19, 20, 25
23	100101010000011101111101111000	1, 4, 6, 8, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 26, 27
24	010110110011001101000011111010	2, 4, 5, 7, 8, 11, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 25, 26, 27, 29

Πίνακας 4.7 (Συνέχεια): Ταξινομημένος πληθυσμός στο τέλος της γενιάς.

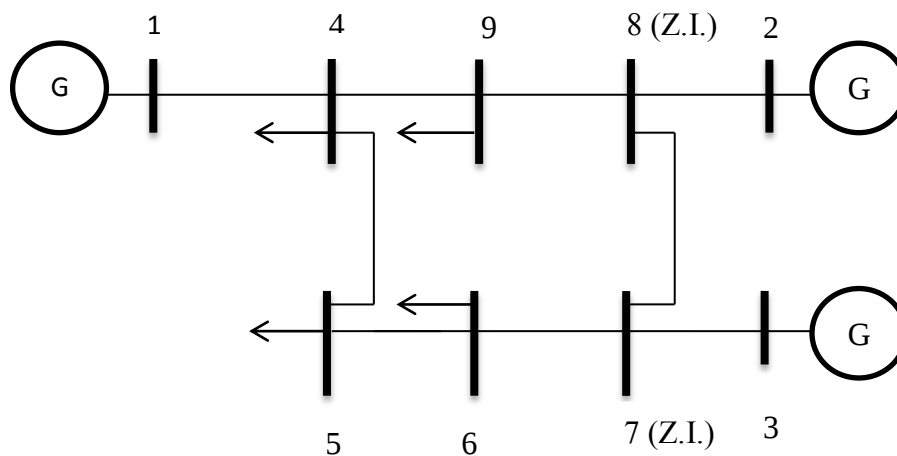
Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
25	100110100110001010011010010001	1, 4, 5, 7, 10, 11, 15, 17, 20, 21, 23, 26, 30
26	011001011100000111010011110011	2, 3, 6, 8, 9, 10, 16, 17, 18, 20, 23, 24, 25, 26, 29, 30
27	100101000011001101000011111010	1, 4, 6, 11, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 25, 26, 27, 29
28	011000000001001010100011010111	2, 3, 12, 15, 17, 19, 23, 24, 26, 28, 29, 30
29	101101001100000111010011110011	1, 3, 4, 6, 9, 10, 16, 17, 18, 20, 23, 24, 25, 26, 29, 30
30	011111010001111101101000000110	2, 3, 4, 5, 6, 8, 12, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 21, 28, 29
31	010010111100100011101001010100	2, 5, 7, 8, 9, 10, 13, 17, 18, 19, 21, 24, 26, 28
32	001101011100011000111010111110	3, 4, 6, 8, 9, 10, 14, 15, 19, 20, 21, 23, 25, 26, 27, 28, 29
33	001000001011101110000100101000	3, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 22, 25, 27
34	010010110001111101101000000110	2, 5, 7, 8, 12, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 21, 28, 29
35	11101110101010000111111000101	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 28, 30
36	100100001000100011010101100011	1, 4, 9, 13, 17, 18, 20, 22, 24, 25, 29, 30
37	101101011100100011101001010100	1, 3, 4, 6, 8, 9, 10, 13, 17, 18, 19, 21, 24, 26, 28
38	001011111010101000011111100000	3, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 13, 15, 20, 21, 22, 23, 24, 25
39	001011111010100001111000111111	3, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 13, 18, 19, 20, 21, 25, 26, 27, 28, 29, 30
40	011111011010100001111000111111	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 11, 13, 18, 19, 20, 21, 25, 26, 27, 28, 29, 30

4.5 ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ 30 ΖΥΓΩΝ ΤΟΥ ΙΕΕΕ ΜΕ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟ ΓΕΝΕΤΙΚΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ

Ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (Immunity Genetic Algorithm – IGA) αποτελεί μία επέκταση του απλού γενετικού αλγόριθμου που προσπαθεί να αξιοποιήσει κάποιες πληροφορίες για το πρόβλημα που εξετάζεται με στόχο να μειώσει εκφυλιστικά φαινόμενα που εμφανίζονται κατά την εξελικτική διαδικασία του γενετικού αλγόριθμου και να αυξάνει σταθερά την καταλληλότητα του πληθυσμού με σκοπό την ταχύτερη σύγκλιση του αλγόριθμου.

Σε αυτή την ενότητα εκτελείται ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος από το σημείο το οποίο σταμάτησε ο γενετικός αλγόριθμος στην προηγούμενη ενότητα. Η εργασία που έχει γίνει μέχρι στιγμής αποτελεί ένα κομμάτι μιας γενιάς του ανοσοποιητικού αλγόριθμου και στη συνέχεια θα γίνει η εφαρμογή του ανοσοποιητικού τελεστή στον πληθυσμό που έχει διαμορφωθεί από την εκτέλεση του γενετικού αλγόριθμου.

Για το πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU μπορούν να εξαχθούν σημαντικές πληροφορίες από τους τοπολογικούς κανόνες παρατηρησιμότητας που αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 2. Οι πληροφορίες αυτές χρησιμοποιούνται για να εφοδιάσουν τον πληθυσμό των λύσεων με 3 εμβόλια, τα οποία, όπως θα φανεί ότι στο παρόν κεφάλαιο και στο Κεφάλαιο 6 που γίνονται εκτεταμένες προσομοιώσεις, έχουν ιδιαίτερος θετική επίδραση στην ταχύτερη σύγκλιση του αλγόριθμου, αν και αυξάνουν τον υπολογιστικό φόρτο του αλγόριθμου σε σχέση με τον απλό γενετικό αλγόριθμο. Τα 3 εμβόλια που χρησιμοποιούνται στον αλγόριθμο αναλύονται στη συνέχεια. Το μονογραμμικό διάγραμμα ενός ηλεκτρικού συστήματος 9 ζυγών που απεικονίζεται στο Σχήμα 4.4 βοηθάει στην καλύτερη κατανόηση της επίδρασης των 3 εμβολίων. Οι ζυγοί 7 και 8 είναι ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος (Zero Injection Buses – Z.I.).



Σχήμα 4.4: Σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας 9 ζυγών με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος.

4.5.1. 1^ο Εμβόλιο Ανοσοποιητικού Γενετικού Αλγόριθμου

Το 1^ο εμβόλιο που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος έχει ως απαίτηση οι απομονωμένοι ζυγοί, δηλαδή οι ζυγοί που συνδέονται στο υπόλοιπο δίκτυο με ένα μόνο κλάδο, να μην έχουν εγκατεστημένο PMU. Η πληροφορία αυτή είναι αρκετά προφανής, καθώς η εγκατάσταση PMU σε ένα ζυγό καθιστά αυτόν και τους γειτονικούς του ζυγούς παρατηρήσιμους. Επομένως η εγκατάσταση PMU σε ένα ζυγό που συνδέεται μόνο με ένα ακόμα ζυγό και όχι σε κάποιον άλλο που συνδέεται με περισσότερους κρίνεται από την αρχή ως μη οικονομική, αλλά και αχρείαστη όπως προκύπτει από τους κανόνες παρατηρησιμότητας.

Η χρησιμότητα της πληροφορίας του 1^{ου} εμβολίου γίνεται περισσότερο κατανοητή μελετώντας το σύστημα που απεικονίζεται στο Σχήμα 4.4. Ο ζυγός 1 συνδέεται μόνο με το ζυγό 4. Αν εγκατασταθεί PMU στο ζυγό 1, οι ζυγοί 1 και 4 θα είναι παρατηρήσιμοι. Όμως η εγκατάσταση PMU στο ζυγό 4 θα καθιστούσε άμεσα παρατηρήσιμους τους ζυγούς 1, 4, 9 και 5, δηλαδή ένα υπερσύνολο ζυγών που ήταν παρατηρήσιμοι, σε σχέση με την τοποθέτηση PMU στο ζυγό 1. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η πληροφορία που προσδίδει το 1^ο εμβόλιο είναι πάντοτε σωστή ανεξάρτητα της συνδεσμολογίας του δικτύου, επομένως πρέπει να εφοδιάζεται όλος ο πληθυσμός του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου με αυτή.

Το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE που χρησιμοποιείται στο αριθμητικό παράδειγμα του κεφαλαίου και απεικονίζεται στο Σχήμα 4.1 περιλαμβάνει 3 ζυγούς που έχουν μόνο ένα γειτονικό ζυγό. Είναι οι ζυγοί 11, 13 και 26. Όπως φαίνεται και από τον Πίνακα 4.7 κανένα μέλος του πληθυσμού που διαμορφώνεται μετά τον ανοσοποιητικό τελεστή δεν έχει τοποθετημένο PMU στους ζυγούς αυτούς. Η εφαρμογή του 1^{ου} εμβολίου μηδενίζει τις στήλες 11, 13 και 26 όλου του πληθυσμού.

4.5.2 2^ο Εμβόλιο Ανοσοποιητικού Γενετικού Αλγόριθμου

Το 2^ο εμβόλιο του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου αφορά, όπως και το 1^ο, τους ζυγούς του συστήματος που έχουν μόνο ένα γειτονικό ζυγό. Για την ταχύτερη εκτέλεση του αλγόριθμου, μετά την κατασκευή της μήτρας πρόσπτωσης του δικτύου, δημιουργείται μια λίστα που περιλαμβάνει τους ζυγούς του συστήματος που έχουν ένα μόνο γειτονικό ζυγό. Οι ζυγοί αυτοί αναγνωρίζονται εύκολα από την μήτρα πρόσπτωσης A και είναι οι σειρές του πίνακα που έχουν μόνο δύο 1, ένα για τον ίδιο το ζυγό και ένα για το μοναδικό γειτονικό του.

Η πληροφορία που εισάγεται με το 2^ο εμβόλιο είναι ότι αν ο μοναδικός γειτονικός ζυγός που έχει ένας ζυγός που ανήκει στην παραπάνω λίστα δεν είναι ζυγός μηδενικής έγχυσης ισχύος (Zero Injection Bus – Z.I.), τότε πρέπει να τοποθετηθεί σε αυτόν PMU. Αυτή η πληροφορία γίνεται προφανής από τους κανόνες παρατηρησιμότητας που αφορούν τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος. Ένας ζυγός μηδενικής έγχυσης ισχύος δύναται να καταστήσει παρατηρήσιμους γειτονικούς του ζυγούς χωρίς τοποθέτηση PMU σε αυτόν αλλά μέσω του νόμου ρευμάτων του Kirchhoff. Επομένως, αν ένας απομονωμένος ζυγός δεν έχει για γειτονικό ένα ζυγό μηδενικής έγχυσης ισχύος πρέπει να τοποθετηθεί PMU σε αυτόν ή στο γειτονικό του για να είναι παρατηρήσιμος. Από το 1^ο εμβόλιο όμως γίνεται προφανές γιατί η τοποθέτηση PMU δεν πρέπει να γίνει στον απομονωμένο ζυγό αλλά στο γειτονικό του. Στο Σχήμα 4.4 ο ζυγός 1 που με βάση το 1^ο εμβόλιο δεν πρέπει να έχει PMU έχει μοναδικό γείτονα το ζυγό 4 που δεν είναι ζυγός μηδενικής έγχυσης ισχύος. Επομένως, στο ζυγό 4 πρέπει να τοποθετηθεί PMU σύμφωνα με το 2^ο εμβόλιο. Όπως και για το 1^ο εμβόλιο, η πληροφορία του 2^{ου} εμβολίου ισχύει για κάθε πιθανή συνδεσμολογία του δικτύου και για το λόγο αυτό πρέπει να εφοδιάζεται ολόκληρος ο πληθυσμός με αυτή.

Για το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE οι ζυγοί 11 και 26 έχουν για γειτονικούς τους 9 και 25 αντίστοιχα που είναι ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος. Άρα οι ζυγοί 9 και 25 δεν είναι απαραίτητο να έχουν τοποθετημένο PMU. Όμως ο ζυγός 12 που είναι ο μοναδικός συνδεδεμένος ζυγός με το ζυγό 13 δεν είναι ζυγός μηδενικής έγχυσης ισχύος, επομένως πρέπει να γίνει τοποθέτηση PMU στο ζυγό 12. Στον Πίνακα 4.8 φαίνεται ότι όλος ο πληθυσμός έχει τοποθετημένο PMU στο ζυγό 12.

4.5.3 3^ο Εμβόλιο Ανοσοποιητικού Γενετικού Αλγόριθμου

Το 3^ο εμβόλιο του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου που χρησιμοποιείται στην παρούσα διπλωματική εργασία αφορά αποκλειστικά τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος. Όπως έχει γίνει κατανοητό και από το Κεφάλαιο 2, οι ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος έχουν τη δυνατότητα να καταστήσουν παρατηρήσιμους γειτονικούς τους ζυγούς χωρίς οι ίδιοι να είναι εξοπλισμένοι με μονάδα μέτρησης φασιθετών PMU.

Αυτή τη δυνατότητά τους προσπαθεί να εκμεταλλευτεί το 3^ο εμβόλιο και αναφέρει ότι καλό θα ήταν να μην τοποθετούνται PMUs σε ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος. Όμως σε αντίθεση με το 1^ο και το 2^ο εμβόλιο, η πληροφορία αυτή δεν οδηγεί πάντοτε σε καλύτερη λύση τον αλγόριθμο και εξαρτάται κάθε φορά από την συνδεσμολογία του δικτύου. Για παράδειγμα, το δίκτυο που απεικονίζεται στο Σχήμα 4.4 μπορεί να γίνει πλήρως παρατηρήσιμο με την τοποθέτηση μόνο 2 PMU στους ζυγούς 4 και 7. Ο ζυγός 7 είναι ζυγός μηδενικής έγχυσης ισχύος. Επομένως, με την εφαρμογή του 3^{ου} εμβολίου ο ζυγός 7 δεν μπορεί να έχει εγκατεστημένο PMU και η καλύτερη λύση που προκύπτει είναι η τοποθέτηση 3 PMU στους ζυγούς 4, 6 και 9. Γίνεται φανερό ότι για να είναι σε θέση ο αλγόριθμος να καταλήξει στη βέλτιστη λύση το εμβόλιο 3 δεν πρέπει να χορηγείται στο σύνολο του εκάστοτε πληθυσμού. Επιλέγονται τυχαία κάποια άτομα του πληθυσμού στα οποία χορηγείται το εμβόλιο 3. Στο παράδειγμα και στις προσομοιώσεις το ποσοστό του πληθυσμού που λαμβάνει το εμβόλιο 3 είναι 50%. Σε κάθε γενιά δηλαδή τα μισά άτομα μένουν ανέπαφα από το εμβόλιο 3.

4.5.4 Ανοσοποιητική Επιλογή

Μετά από τον εμβολιασμό του πληθυσμού ακολουθεί η διαδικασία της ανοσοποιητικής επιλογής. Όπως έγινε φανερό στην εξήγηση των εμβολίων, η χορήγησή τους δεν εγγυάται κάθε φορά τη βελτίωση του πληθυσμού. Ο εμβολιασμένος πληθυσμός αξιολογείται με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας (4.1) και τα άτομα του πληθυσμού συγκρίνονται με τα αντίστοιχα μη εμβολιασμένα. Μόνο αν η τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας έχει μεταβληθεί προς το καλύτερο, δηλαδή στη συγκεκριμένη περίπτωση μειωθεί, τα εμβολιασμένα άτομα θα καταλάβουν τη θέση τους στον καινούριο πληθυσμό αντικαθιστώντας τα αντίστοιχα μη εμβολιασμένα και θα έχουν τη δυνατότητα να οριστούν ως γονείς στην επόμενη γενιά.

4.5.5 Αξιολόγηση Πληθυσμού και λύση γενιάς ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου

Στον Πίνακα 4.8 φαίνεται ο ταξινομημένος πληθυσμός που έχει προκύψει μετά την εφαρμογή του ανοσοποιητικού τελεστή στον πληθυσμό του Πίνακα 4.7, δηλαδή του πληθυσμού, ο οποίος διαμορφώθηκε μετά τη λήξη της 1^{ης} γενιάς του απλού γενετικού αλγόριθμου. Η λύση που δίνει ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος στο τέλος της 1^{ης} γενιάς του είναι το χρωμόσωμα 1 του Πίνακα 4.8. Η λύση 110000000101011011001010001000 αντιστοιχεί σε τοποθέτηση PMU στους ζυγούς 1, 2, 10, 12, 14, 15, 17, 18, 21, 23, και 27. Η λύση επιτυγχάνει πλήρη παρατηρησιμότητα του δικτύου 30 ζυγών του IEEE με την τοποθέτηση 11 PMU.

Πίνακας 4.8: Ταξινομημένος πληθυσμός στο τέλος της γενιάς του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου (IGA).

Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
1	110000000101011011001010001000	1, 2, 10, 12, 14, 15, 17, 18, 21, 23, 27
2	011000110101001001000111000001	2, 3, 7, 8, 10, 12, 15, 18, 22, 23, 24, 30
3	001000100001010111000001000001	3, 7, 12, 14, 16, 17, 18, 24, 30
4	111110100101011101011000001000	1, 2, 3, 4, 5, 7, 10, 12, 14, 15, 16, 18, 20, 21, 27
5	100101110001010001100101000001	1, 4, 6, 7, 8, 12, 14, 18, 19, 22, 24, 30
6	100001011101001001000111000001	1, 6, 8, 9, 10, 12, 15, 18, 22, 23, 24, 30
7	111100000101001010100111000011	1, 2, 3, 4, 10, 12, 15, 17, 19, 22, 23, 24, 29, 30
8	011000000101010000110000001010	2, 3, 10, 12, 14, 19, 20, 27, 29
9	011000110001001110000100001000	2, 3, 7, 8, 12, 15, 16, 17, 22, 27
10	011001011101000111010011100011	2, 3, 6, 8, 9, 10, 12, 16, 17, 18, 20, 23, 24, 25, 29, 30
11	001100010101011000111010001010	3, 4, 8, 10, 12, 14, 15, 19, 20, 21, 23, 27, 29
12	001010110101000100110000000010	3, 5, 7, 8, 10, 12, 16, 19, 20, 29

Πίνακας 4.8 (Συνέχεια): Ταξινομημένος πληθυσμός στο τέλος της γενιάς του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου (IGA).

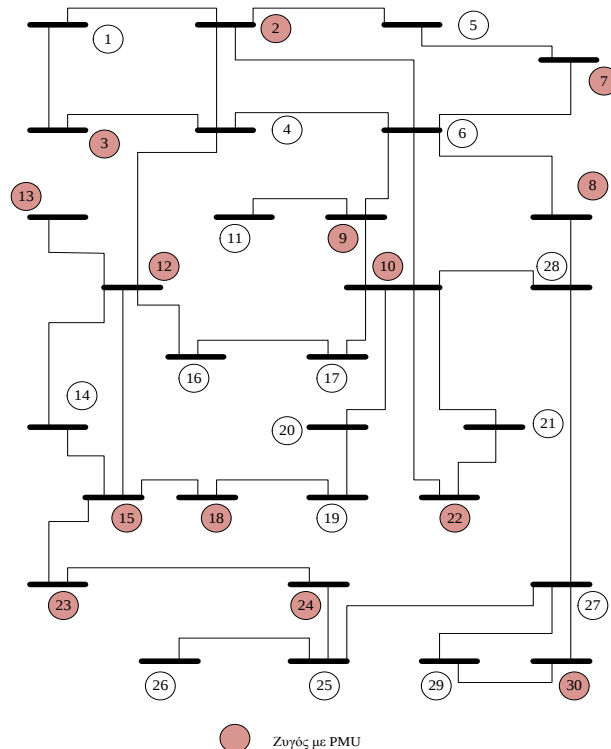
Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
13	100010110101001001101000001001	1, 5, 7, 8, 10, 12, 15, 18, 19, 21, 27, 30
14	111110110001011101100100001111	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 12, 14, 15, 16, 18, 19, 22, 27, 28, 29, 30
15	100000010001001010100011000011	1, 8, 12, 15, 17, 19, 23, 24, 29, 30
16	011000110101010000110000001010	2, 3, 7, 8, 10, 12, 14, 19, 20, 27, 29
17	000010100101011100001110001000	5, 7, 10, 12, 14, 15, 16, 21, 22, 23, 27
18	010110110101001100111111001011	2, 4, 5, 7, 8, 10, 12, 15, 16, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 27, 29, 30
19	010110111001001110000100101000	2, 4, 5, 7, 8, 9, 12, 15, 16, 17, 22, 25, 27
20	011000110001001101000011101010	2, 3, 7, 8, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 25, 27, 29
21	001011101001011111001111000010	3, 5, 6, 7, 9, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 21, 22, 23, 24, 29
22	011111011101010000110000101110	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 14, 19, 20, 25, 27, 28, 29
23	010110111001001110000100101000	2, 4, 5, 7, 8, 9, 12, 15, 16, 17, 22, 25, 27
24	011001011101000100110000100000	2, 3, 6, 8, 9, 10, 12, 16, 19, 20, 25
25	010010110101000011101001000000	2, 5, 7, 8, 10, 12, 17, 18, 19, 21, 24
26	111011101001000001111111000101	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 12, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 28, 30
27	001010110001001000011111000000	3, 5, 7, 8, 12, 15, 20, 21, 22, 23, 24
28	100100010001011101111101001000	1, 4, 8, 12, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 27
29	010110110001001101000011001010	2, 4, 5, 7, 8, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 27, 29
30	100110100101001010011010000001	1, 4, 5, 7, 10, 12, 15, 17, 20, 21, 23, 30
31	100101000001001101000011101010	1, 4, 6, 12, 15, 16, 18, 23, 24, 25, 27, 29
32	011000000001001010100011000111	2, 3, 12, 15, 17, 19, 23, 24, 28, 29, 30
33	011110010001011101101000000010	2, 3, 4, 5, 8, 12, 14, 15, 16, 18, 19, 21, 29
34	001011111001000001111000101111	3, 5, 6, 7, 8, 9, 12, 18, 19, 20, 21, 25, 27, 28, 29, 30
35	101101011101000011101001000100	1, 3, 4, 6, 8, 9, 10, 12, 17, 18, 19, 21, 24, 28
36	101100000101000111010011000011	1, 3, 4, 10, 12, 16, 17, 18, 20, 23, 24, 29, 30

Πίνακας 4.8 (Συνέχεια): Ταξινομημένος πληθυσμός στο τέλος της γενιάς του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου (IGA).

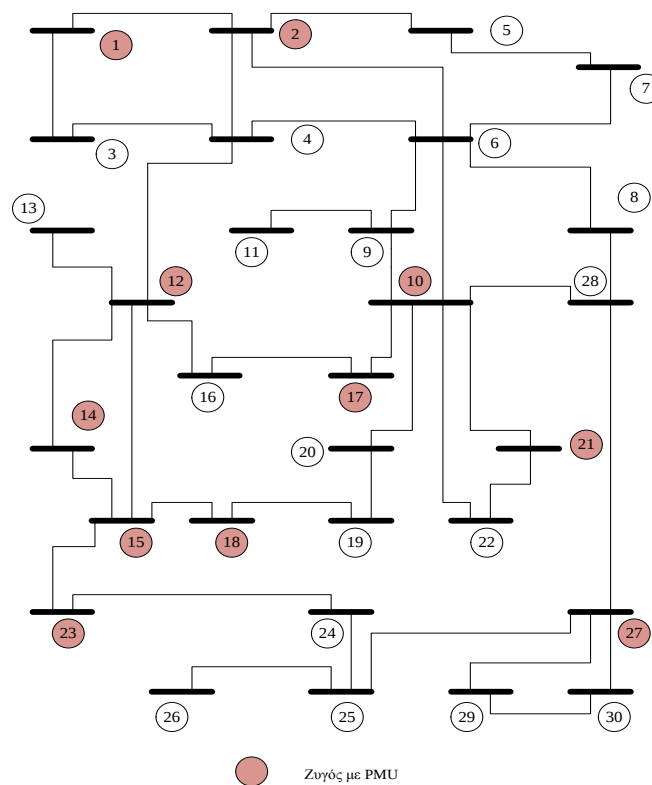
Αριθμός Χρωμοσώματος	Χρωμόσωμα	Ζυγοί Τοποθέτησης PMU
37	001000001001001110000100101000	3, 9, 12, 15, 16, 17, 22, 25, 27
38	010010110001011101101000000010	2, 5, 7, 8, 12, 14, 15, 16, 18, 19, 21, 29
39	100100001001000011010101100011	1, 4, 9, 12, 17, 18, 20, 22, 24, 25, 29, 30
40	011110010001000001111000001011	2, 3, 4, 5, 8, 12, 18, 19, 20, 21, 27, 29, 30

4.6 ΣΥΝΟΨΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Μετά από μόλις μία γενιά, η λύση του απλού γενετικού αλγόριθμου επιτυγχάνει πλήρη παρατηρησιμότητα με 14 PMU, ενώ με τη χρήση του ανοσοποιητικού τελεστή βελτιώνεται και απαιτούνται 11 PMU για την πλήρη παρατηρησιμότητα του δικτύου. Να σημειωθεί ότι και οι δύο αυτές λύσεις δεν είναι οι βέλτιστες. Και οι δύο παραλλαγές του αλγόριθμου ύστερα από την εκτέλεση περισσότερων γενεών επιτυγχάνουν να βρουν τη βέλτιστη λύση για το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE, η οποία είναι γνωστό και από διεθνείς δημοσιεύσεις [4.5]-[4.8] ότι απαιτεί την τοποθέτηση 7 PMU. Γίνεται αντιληπτό όμως από το παράδειγμα ότι η παραλλαγή του ανοσοποιητικού αλγόριθμου (IGA) που χρησιμοποιείται στη διπλωματική εργασία είναι ικανή να επιτύχει ταχύτερη σύγκλιση στη βέλτιστη λύση από τον απλό γενετικό αλγόριθμο (GA). Αυτό το γεγονός θα φανεί καλύτερα στις προσομοιώσεις που εκτελούνται στο Κεφάλαιο 6. Στα Σχήματα 4.5 και 4.6 φαίνεται η βέλτιστη λύση που βρήκε ο γενετικός αλγόριθμος και ο ανοσοποιητικός αλγόριθμος, αντίστοιχα, έπειτα από μόλις μία γενιά.



Σχήμα 4.5: Τοποθέτηση PMU μετά την πρώτη γενιά του γενετικού αλγόριθμου (GA).



Σχήμα 4.6: Τοποθέτηση PMU μετά την πρώτη γενιά του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου (IGA).

4.7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [4.1] T. L. Baldwin, L. Mili, M. B. Boisen, and R. Adapa, "Power System Observability With Minimal Phasor Measurement Placement," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 701-715, May 1993.
- [4.2] C. Rakpenthai, S. Premrudeepreechacharn, S. Uatrongjit, and N. R. Watson, "An Optimal PMU Placement Method Against Measurement Loss and Branch Outage," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 22, no. 1, pp. 101-107, Jan. 2007.
- [4.3] G.B. Denegri, M. Invernizzi, and F. Milano, "A Security Oriented Approach to PMU Positioning for Advanced Monitoring of a Transmission Grid," in *Proc. Int. Conf. Power System Technology*, pp. 798-803, Oct. 2002.
- [4.4] R. F. Nuqui, and A. G. Phadke, "Phasor Measurement Unit Placement Techniques for Complete and Incomplete Observability," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 20, no. 4, pp. 2381-2388, Oct. 2005.
- [4.5] D. J. Brueni and L. S. Heath, "The PMU placement problem," *SIAM J. Discrete Math.*, vol. 19, no. 3, pp. 744-761, Dec. 2005.
- [4.6] R. A. Frazão, A. L. Magalhães, D. Oliveira, S. Lima, and I. Santos, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units Using a Modified Canonical Genetic Algorithm for Observability Analysis," *J. Mechanics Eng. Autom.*, vol. 4, pp. 187-194, Mar. 2014.
- [4.7] F. Aminifar, C. Lucas, A. Khodaei, and M. Fotuhi-Firuzabad, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units Using Immunity Genetic Algorithm," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 24, no. 3, pp. 1014-1020, Jul. 2009.
- [4.8] N. H. Abbasy and H. M. Ismail, "A unified approach for the optimal PMU location for power system state estimation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no.2, pp. 806-813, May 2009.

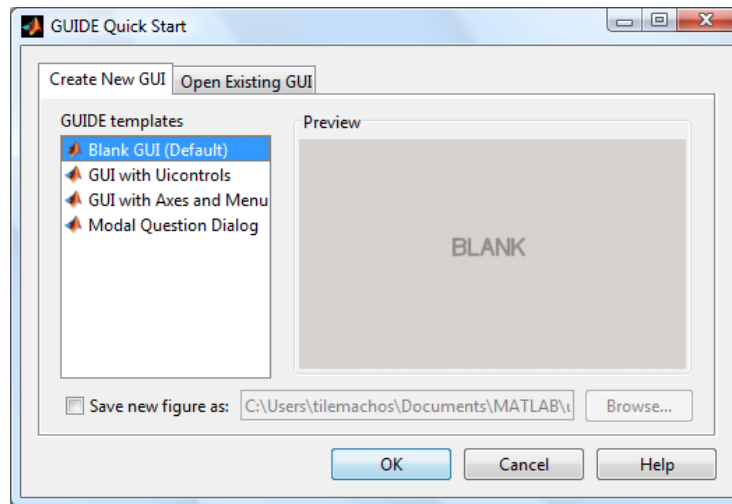
ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ ΓΙΑ ΤΗ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟΥ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

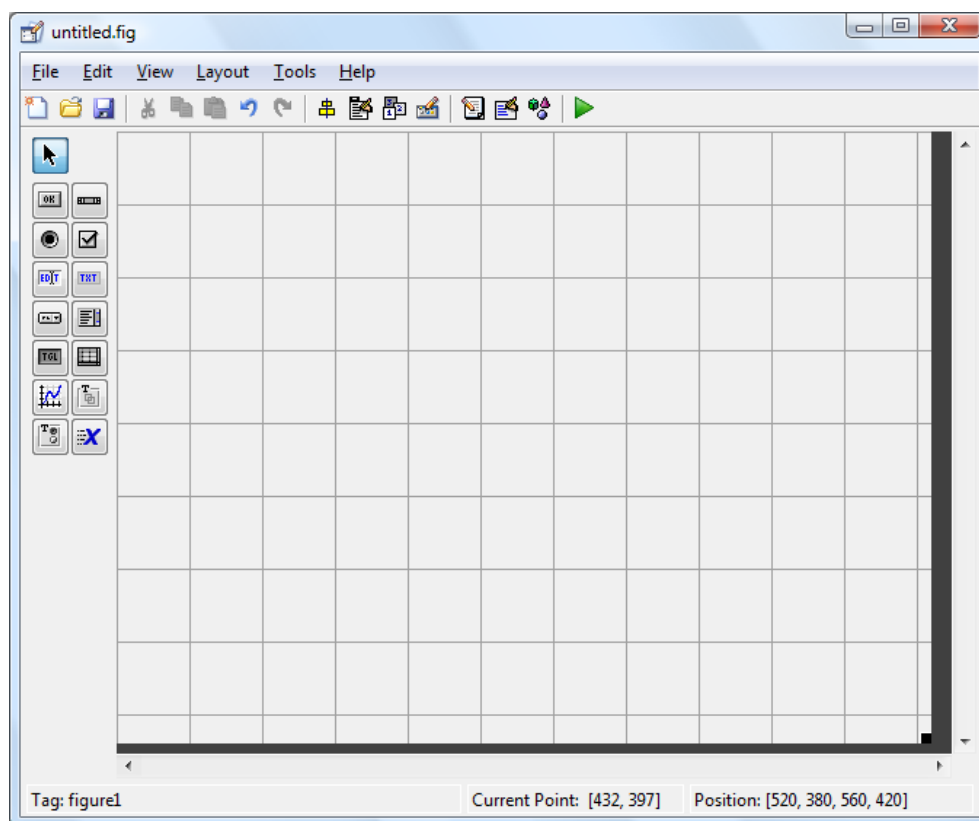
Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται περιγραφή του λογισμικού που αναπτύχθηκε για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU. Αρχικά περιγράφονται χρήσιμα εργαλεία ελέγχου, που προσφέρονται από τη MATLAB για τη δημιουργία γραφικού περιβάλλοντος (GUIDE - Graphical User Interface Design Environment). Στη συνέχεια παρουσιάζεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε για τη δημιουργία του γραφικού περιβάλλοντος για την εφαρμογή του γενετικού αλγόριθμου και του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου στο πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU, στοιχεία για τη δομή του λογισμικού αυτού, καθώς και πιθανές μελλοντικές επεκτάσεις του λογισμικού.

5.2 ΤΟ ΓΡΑΦΙΚΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ (GUI) ΤΗΣ MATLAB

Η MATLAB δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να δημιουργήσει γραφικό περιβάλλον για τις εφαρμογές του. Η εκκίνηση του GUIDE γίνεται εύκολα με δύο τρόπους [5.1]. Πρώτον, εκτελώντας την εντολή `guide` στο παράθυρο εντολών. Δεύτερον, επιλέγοντας από τη γραμμή μενού `File→New→GUI`. Στη συνέχεια, ο οδηγός ρωτάει το χρήστη αν θέλει να δημιουργήσει ένα κενό παράθυρο (Blank GUI), ένα παράθυρο βασισμένο σε κάποια πρότυπα ή να ανοίξει ένα έτοιμο παράθυρο (Σχήμα 5.1). Στη συνέχεια, αν ο χρήστης αφήσει την προεπιλεγμένη επιλογή “Blank GUI”, θα ανοίξει ένα άδειο παράθυρο, στο οποίο μπορεί να δημιουργήσει το δικό του GUI (Σχήμα 5.2).



Σχήμα 5.1: Διαθέσιμες επιλογές για δημιουργία νέου γραφικού περιβάλλοντος.



Σχήμα 5.2: Περιβάλλον και εργαλεία για τη δημιουργία GUI.

Ύστερα, ο χρήστης μπορεί να δει ότι το περιβάλλον δημιουργίας του παραθύρου αποτελείται από μία κεντρική γραμμή επιλογών, μια γραμμή εργαλείων και μία κάθετη εργαλειοθήκη στα αριστερά. Η γκριζα περιοχή με το πλέγμα είναι το φόντο του παραθύρου. Η κάθετη εργαλειοθήκη περιέχει τα παρακάτω 14 αντικείμενα (objects) με τα οποία μπορεί να εμπλουτίσει το γραφικό του περιβάλλον:

1. *Push button*  : ορθογώνιο κουμπί, αφού πατηθεί εκτελεί μια επιθυμητή λειτουργία.
2. *Slider*  : δίνει τη δυνατότητα να μεταβάλει ο χρήστης κάποια μεταβλητή με τη βοήθεια μιας μπάρας μεταξύ μιας ελάχιστης και μιας μέγιστης τιμής. Συνοδεύει κάποιο κείμενο ή γράφημα. Η μπάρα μπορεί να είναι είτε οριζόντια είτε κάθετη.
3. *Radio Button*  : στρογγυλό κουμπί με το οποίο ο χρήστης μπορεί να επιλέξει μόνο μια επιλογή από ένα πλήθος επιλογών. Διαλέγοντας μια, αναιρείται κάποια άλλη.
4. *Check Box*  : δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να διαλέξει μια ή περισσότερες επιλογές.
5. *Edit Text*  : είναι ένα πεδίο στο οποίο ο χρήστης μπορεί να εισάγει ή να μορφοποιήσει αλφαριθμητικά δεδομένα. Μπορεί να γίνει εισαγωγή κειμένου μονής ή πολλαπλής γραμμής.
6. *Static Text*  : προβάλλει στην οθόνη μια γραμμή κειμένου. Το κείμενο αυτό δε μπορεί να το επεξεργαστεί ο χρήστης του λογισμικού.
7. *Pop-up Menu*  : παρέχει στο χρήστη μια λίστα επιλογών που ανοίγει όταν πατηθεί με το ποντίκι.
8. *List Box*  : παρέχει στο χρήστη μια λίστα ενός ή περισσότερων επιλογών που παραμένει ανοιχτή. Όταν υπάρχουν πολλές επιλογές εμφανίζεται αυτόματα μια μπάρα.
9. *Toggle Button*  : δίνει τη δυνατότητα επιλογής ή όχι μιας λειτουργίας.
10. *Table*  : παρέχει στο χρήστη επιλογές σε μορφή πίνακα.
11. *Axes*  : δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να εισάγει μια γραφική παράσταση στο παράθυρο.
12. *Panel*  : χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση πολλών στοιχείων ελέγχου.
13. *Button Group*  : είναι σαν το panel αλλά επιδρά αυτόματα στην ομαδοποίηση των radio buttons και toggle buttons.
14. *ActiveX control*  : αντικείμενο ελέγχου ActiveX

Η εισαγωγή των παραπάνω αντικειμένων στο παράθυρο είναι απλή και γίνεται με απλό σύρσιμο (drag and drop). Ειδικά τα αντικείμενα push button, radio button, slider, edit text, static text, list box, pop-up menu, check box και toggle button ανήκουν στην κατηγορία των στοιχείων ελέγχου (widgets). Ο χρήστης μπορεί να εισάγει όσες φορές θέλει το κάθε αντικείμενο στο παράθυρο. Μέσω του object browser  βλέπει πόσα και ποια αντικείμενα υπάρχουν στο συγκεκριμένο παράθυρο της εφαρμογής του και επιλέγοντάς τα βλέπει τη θέση τους. Επίσης, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να στοιχίσει κάθετα ή οριζόντια όποια στοιχεία ελέγχου επιθυμεί μέσω του εικονιδίου align objects . Χρησιμοποιώντας τον property inspector (Σχήμα 5.3) μέσω του εικονιδίου  ή με διπλό κλικ ή δεξί κλικ πάνω στο

αντικείμενο, μπορεί να καθορίσει ιδιότητες των κουμπιών, όπως το χρώμα του φόντου, τη γραμματοσειρά, το είδος των γραμμάτων, αν είναι ορατό, ενεργό ή όχι ένα στοιχείο, τη θέση του, την ετικέτα του (tag) ή το κείμενο (string) που θα είναι πάνω του κ.α. Αυτές είναι κάποιες από τις κοινές ιδιότητες σε όλα τα στοιχεία ελέγχου που χρησιμοποιούνται περισσότερο [5.2]. Επιπλέον, με το εικονίδιο  μπορεί να δημιουργήσει γραμμή μενού που μπορεί να περιέχει και υπομενού.

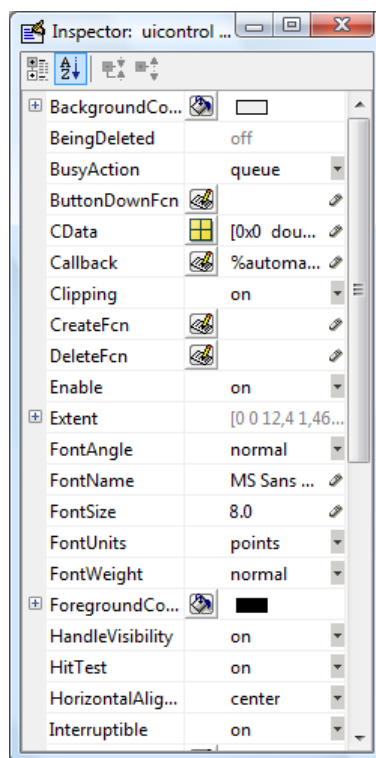
Σε κάθε αντικείμενο αντιστοιχεί ένας δείκτης (handles). Κάποιοι χρήσιμοι αυτόματοι δείκτες είναι οι παρακάτω:

- gcf : δείκτης στο τρέχον figure.
- gco : δείκτης στο τρέχον object. Τρέχον αντικείμενο είναι αυτό το οποίο έχει επιλέξει ο χρήστης με το ποντίκι.
- gca : δείκτης στο τρέχον axes.
- gcbo: δείκτης στο object του οποίου εκτελείται η συνάρτηση callback.

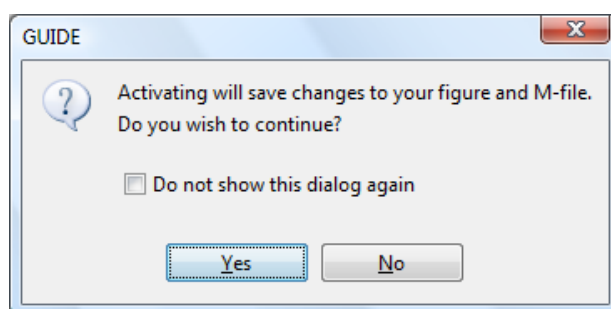
Τα περισσότερα στοιχεία ελέγχου συνοδεύονται από μία συνάρτηση callback, στην οποία ο χρήστης προσθέτει τις εντολές που θέλει να εκτελεί η ενεργοποίηση του κάθε στοιχείου ελέγχου. Όποιες μεταβλητές χρησιμοποιήσει μέσα στη συνάρτηση είναι τοπικές και δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν από άλλες συναρτήσεις. Αρχικά, δημιουργούνται δύο callbacks: η opening function και η output function. Η πρώτη εκτελείται πριν η εικόνα του GUI (figure) γίνει ορατή στο χρήστη, αλλά αφού δημιουργήσει όλα τα αντικείμενα που θέλει και η δεύτερη επιστρέφει δεδομένα στο παράθυρο εντολών. Και στις δύο μεθόδους μπορεί ο χρήστης να προσθέσει δικό του κώδικα, όπως πχ. στην opening function μπορεί να αρχικοποιήσει δεδομένα. Κάθε φορά που εισάγει ένα γραφικό αντικείμενο με το GUIDE, παράγεται και στο M-file το αντίστοιχο callback.

Το GUI δημιουργεί για κάθε παράθυρο δύο αρχεία: το m-αρχείο και το fig-αρχείο. Το fig-αρχείο είναι το αρχείο στο οποίο η MATLAB αποθηκεύει όλα τα αντικείμενα που έχει εισάγει ο χρήστης, την ακριβή τους θέση καθώς και όλες τις τιμές των ιδιοτήτων τους που μπορεί να υπάρχουν. Εδώ ο χρήστης σχεδιάζει την εμφάνιση του παραθύρου. Το m-αρχείο είναι το αρχείο στο οποίο ο χρήστης θα γράψει τον κώδικα που θα ενσωματωθεί στα στοιχεία ελέγχου, ώστε αυτά να εκτελέσουν τις επιθυμητές λειτουργίες. Αυτό το αρχείο αναφέρεται και σαν GUI M-file. Κάθε αρχείο *.fig πρέπει να συνοδεύεται από το αντίστοιχο αρχείο *.m με το ίδιο όνομα. Κάθε φορά που ο χρήστης δημιουργεί ένα νέο παράθυρο (figure), το GUI δημιουργεί αυτόματα και τους δύο τύπους αρχείων.

Δύο χρήσιμες ιδιότητες στον προγραμματισμό του m-file είναι οι: string, value. Με την ιδιότητα string μπορεί να εισάγει κείμενο πάνω σε κάποιο αντικείμενο με την εντολή set ή να πάρει κείμενο με την εντολή get. Η ιδιότητα value δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να ορίσει ή να πάρει κάποια τιμή από ένα αντικείμενο. Επίσης, η MATLAB προσφέρει τη δυνατότητα δημιουργίας dialogs. Τα dialogs είναι ειδικού τύπου παράθυρα τα οποία χρησιμοποιούνται για να δώσουν πληροφορίες στο χρήστη ή να ζητήσουν εισαγωγή πληροφορίας. Τέλος, αφού κατασκευάσει ο χρήστης το παράθυρο της εφαρμογής με τα κουμπιά που επιθυμεί, μπορεί να τρέξει την εφαρμογή πατώντας το κουμπί “Run” . Το GUI θα ζητήσει να επιβεβαιώσει ο χρήστης τις αλλαγές που έκανε (Σχήμα 5.4). Επιλέγοντας “Yes”, το GUI θα ζητήσει από το χρήστη να δώσει ένα όνομα στην εφαρμογή του και θα την αποθηκεύσει σε δύο αρχεία .fig και .m [5.3].



Σχήμα 5.3: Property inspector.



Σχήμα 5.4: Παράθυρο διαλόγου για αποθήκευση αλλαγών στο GUI.

5.3 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ ΓΙΑ ΒΕΛΤΙΣΤΗ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ PMU

5.3.1 Περιβάλλον ανάπτυξης και απαιτήσεις συστήματος

Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε αναπτύχθηκε σε περιβάλλον Windows 7 στη γλώσσα προγραμματισμού MATLAB σε έκδοση 2010a. Η γλώσσα αυτή προσφέρει μεγάλη ευκολία στη δημιουργία πινάκων, ενώ και οι πράξεις μεταξύ πινάκων είναι αρκετά γρήγορες. Επίσης, παρέχει εργαλεία για τη δημιουργία γραφικού περιβάλλοντος εξασφαλίζοντας φιλικότητα προς το χρήστη. Οι τυπικές απαιτήσεις συστήματος για τη χρήση του λογισμικού MATLAB είναι: 3-4 GB χώρος στο δίσκο και 1 GB RAM. Επίσης, το λειτουργικό σύστημα

θα πρέπει να είναι νεότερο των Windows XP Service Pack 3, ενώ ο επεξεργαστής (Intel ή AMD x86) θα πρέπει να υποστηρίζει το σύνολο εντολών SSE2.

Το υπολογιστικό σύστημα που χρησιμοποιήθηκε για το τρέξιμο του λογισμικού έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

- Λογισμικό Windows 7, 64 bit.
- Επεξεργαστή AMD Athlon II, 3GHz.
- Μνήμη RAM ίση με 4 GB.

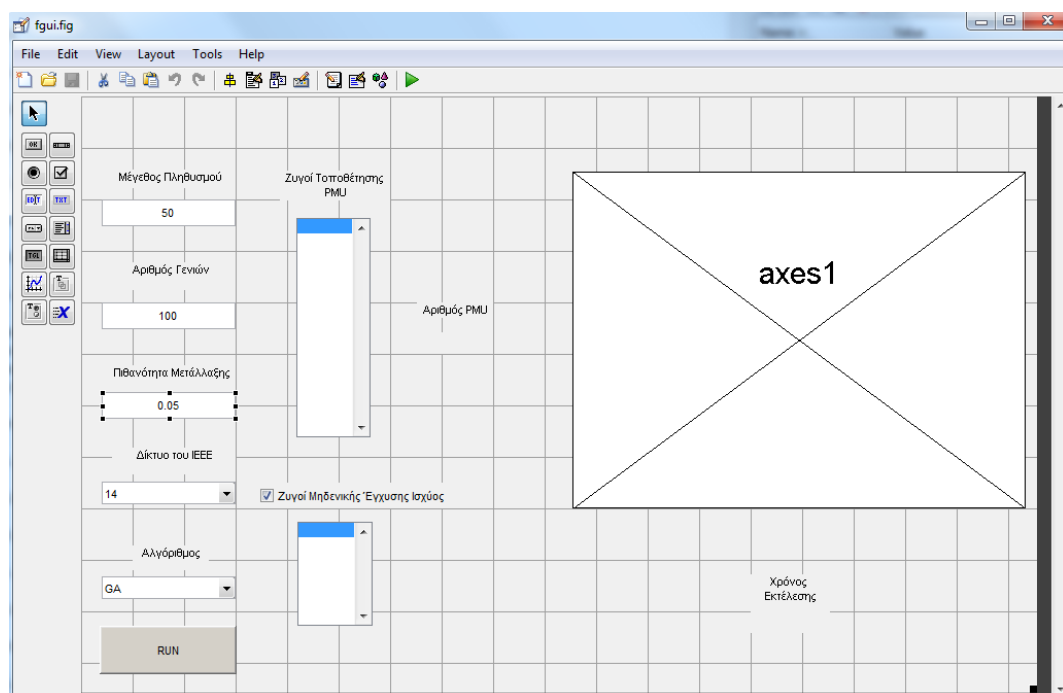
5.3.2 Λειτουργίες λογισμικού

5.3.2.1 Γραφικό περιβάλλον

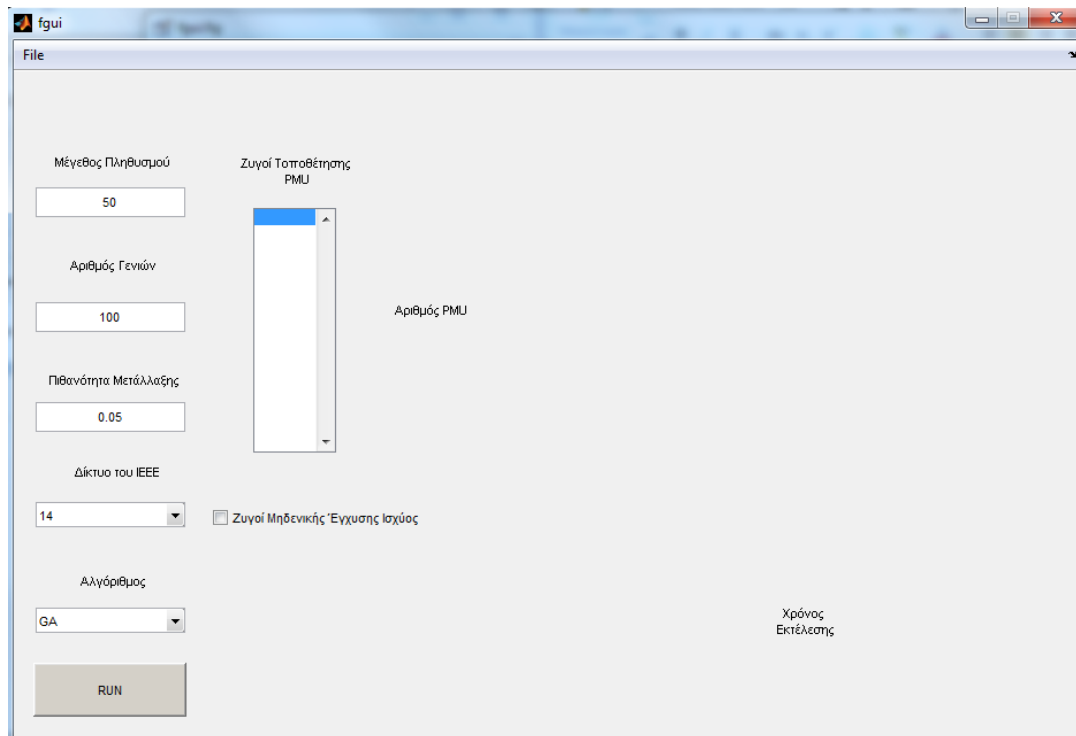
Το γραφικό περιβάλλον που δημιουργήθηκε ονομάστηκε fgui. Τα αντικείμενα που χρησιμοποιήθηκαν είναι τα εξής:

- 11 static texts για εισαγωγή τίτλων και εμφάνιση αποτελεσμάτων.
- 2 listboxes για εμφάνιση αποτελεσμάτων.
- 3 edit texts για εισαγωγή παραμέτρων του αλγόριθμου.
- 2 pop-up menus για την επιλογή του συστήματος και του αλγόριθμου.
- 1 axes για παρουσίαση γραφικών αποτελεσμάτων.
- 1 checkbox για την επιλογή χρησιμοποίησης ζυγών μηδενικής έγχυσης ισχύος.
- 1 push button για την εκτέλεση του αλγόριθμου με τις επιλεγμένες παραμέτρους.

Μετά την εκκίνηση του GUIDE, αφού ο χρήστης επιλέξει να ανοίξει το γραφικό περιβάλλον fgui, εμφανίζεται το παράθυρο του Σχήματος 5.5. Το γραφικό περιβάλλον εμφανίζεται με κάποιες προεπιλεγμένες τιμές παραμέτρων για τον αλγόριθμο. Ο χρήστης πατώντας το κουμπί “Run” μπορεί να τρέξει την εφαρμογή (Σχήμα 5.6) [5.4].



Σχήμα 5.5: Εισαγωγή όλων των αντικειμένων του GUI για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU.



Σχήμα 5.6: Το γραφικό περιβάλλον του λογισμικού για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU.

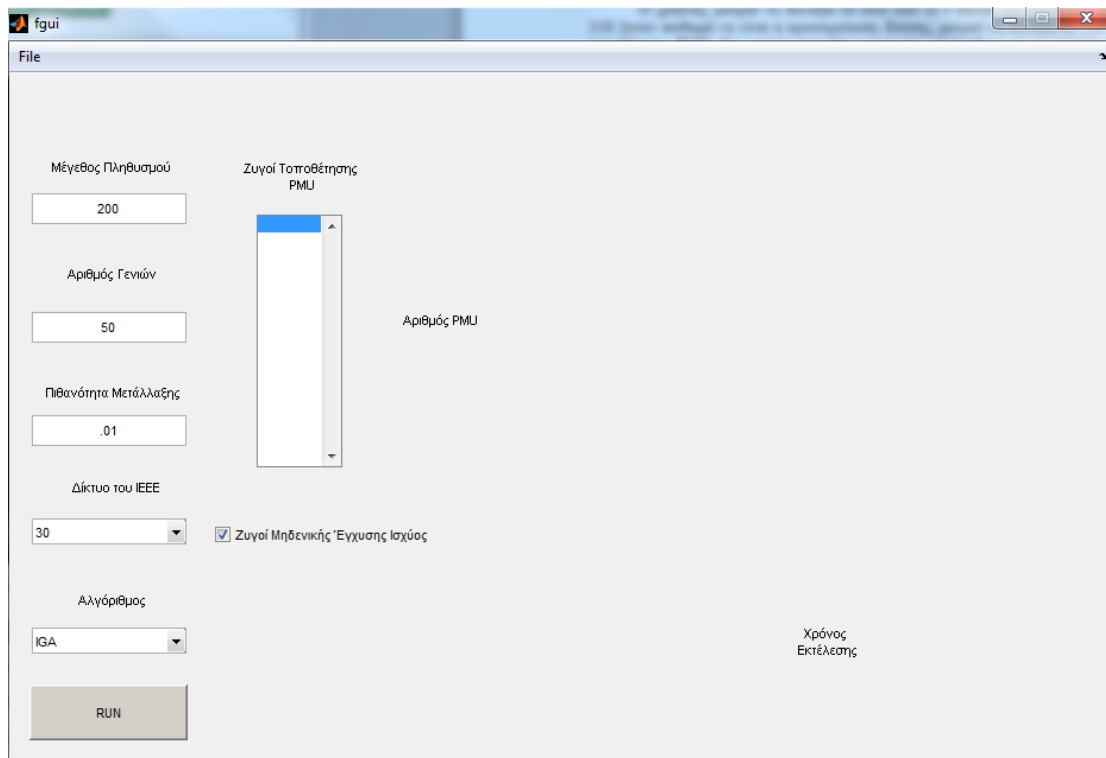
5.3.2.2 Δεδομένα συστήματος και εισαγωγή παραμέτρων

Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει σε ποιο από τα τέσσερα δίκτυα του IEEE των 14, 30, 57 και 118 ζυγών επιθυμεί να γίνει η προσομοίωση. Επίσης, μπορεί να επιλέξει αν για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU θα χρησιμοποιηθεί γενετικός αλγόριθμος ή η παραλλαγή του, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος. Δίνεται επίσης η δυνατότητα να εισαχθούν δεδομένα για τις παραμέτρους των δύο αλγόριθμων.

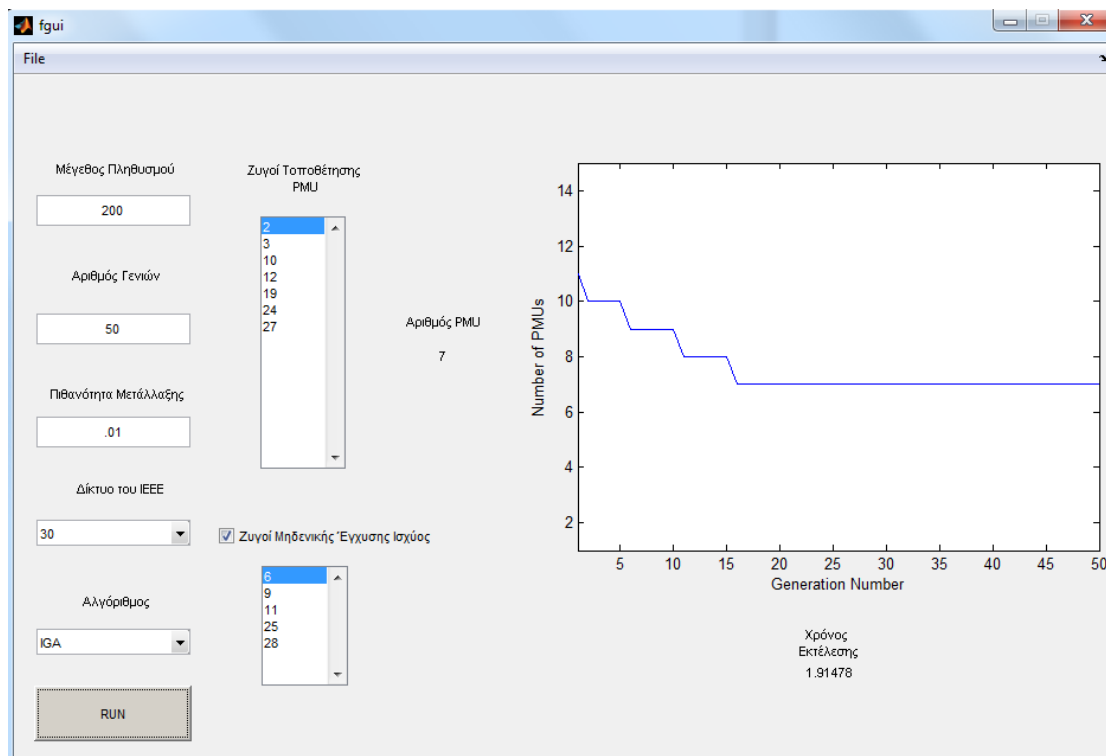
5.3.2.3 Μελέτη και ανάλυση αποτελεσμάτων

Στο Σχήμα 5.7 φαίνεται η μορφή που έχει το GUI πριν εκτελεστεί ο αλγόριθμος για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU και αφού έχουν επιλεγεί κάποιες παράμετροι από το χρήστη. Ο χρήστης έχει αλλάξει τις αρχικές τιμές που δίνονται στα edit boxes και στα pop-up menus.

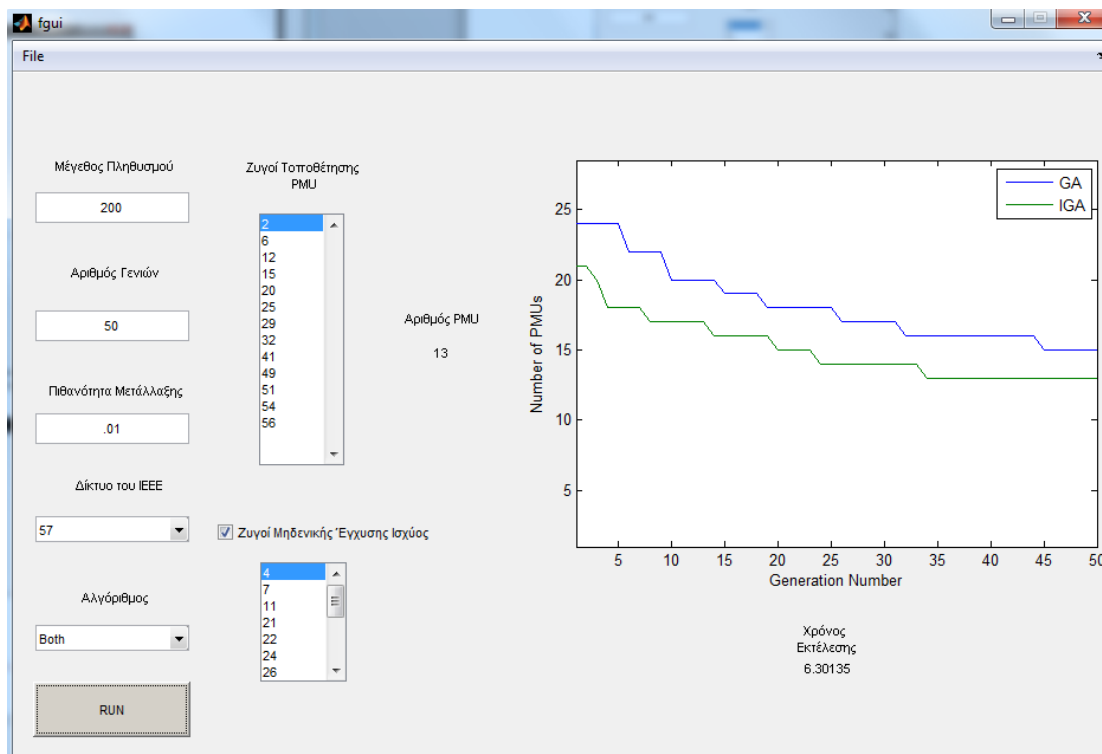
Στη συνέχεια, με το πάτημα του κουμπιού “RUN” εκτελείται ο αλγόριθμος με τις εμφανιζόμενες παραμέτρους. Μετά την εκτέλεση του αλγόριθμου εμφανίζονται στο GUI τα αποτελέσματα. Η εμφάνιση του γραφήματος διαφέρει ανάλογα με την επιλογή που έχει κάνει ο χρήστης στο pop-up menu με την ετικέτα “Αλγόριθμος”. Αν έχει επιλέξει “GA” ή “IGA” τότε στο γράφημα εμφανίζεται η εξέλιξη της λύσης με το πέρασμα των γενιών για την εκάστοτε επιλογή (Σχήμα 5.8). Αν έχει επιλέξει “Both” εκτελούνται και οι δύο αλγόριθμοι με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και στο γράφημα εμφανίζεται η εξέλιξη της λύσης και για τους δύο αλγόριθμους επιτρέποντας τη σύγκριση των δύο μεθόδων για την επιλεγμένη προσομοίωση (Σχήμα 5.9). Σε κάθε περίπτωση, μετά το της εκτέλεσης του αλγόριθμου, εμφανίζονται ο χρόνος εκτέλεσης, ο ελάχιστος αριθμός PMU και δύο λίστες με τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης και την τοποθέτηση PMU που προέκυψε από την εκτέλεση του αλγόριθμου.



Σχήμα 5.7: Μορφή GUI πριν την εκτέλεση του αλγόριθμου.



Σχήμα 5.8: Μορφή GUI μετά την επιλογή εκτέλεσης του αλγόριθμου IGA (ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου).



Σχήμα 5.9: Μορφή GUI μετά την επιλογή εκτέλεσης και των 2 αλγόριθμων: γενετικού αλγόριθμου (GA) και ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου (IGA).

5.3.2.4 Συναρτήσεις λογισμικού

Σε αυτήν την ενότητα περιγράφεται η δομή του λογισμικού, αναλύοντας τις συναρτήσεις από τις οποίες αποτελείται, έτσι ώστε να μπορεί κάποιος να χρησιμοποιήσει αυτοτελώς όποια δυνατότητα του λογισμικού επιθυμεί σε άλλες εφαρμογές. Αρκετά βήματα του αλγόριθμου διαιρέθηκαν σε μικρότερες συναρτήσεις χρησιμοποιώντας τη δυνατότητα του MATLAB να καλεί διαφορετικές συναρτήσεις μέσα από μία άλλη συνάρτηση. Το κύριο όμως κομμάτι του αλγόριθμου εισήλθε σε αρχεία .m με τον τίτλο `garmu.m` και `igarmu.m` για το γενετικό αλγόριθμο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο, αντίστοιχα.

Παρακάτω αναφέρονται αναλυτικά οι συναρτήσεις, οι οποίες αποτελούν το λογισμικό, μαζί με τα στοιχεία που παίρνουν σαν είσοδο και τα αποτελέσματα που δίνουν σαν έξοδο:

- Οι συναρτήσεις με ονόματα “`ieee14.m`”, “`ieee30.m`”, “`ieee57.m`” και “`ieee118.m`” δίνουν τη μήτρα πρόσπτωσης A του αντίστοιχου δικτύου του IEEE. Ως έξοδο μαζί με τη μήτρα πρόσπτωσης A , δίνεται και ένα διάνυσμα με τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης που υπάρχουν στο δίκτυο.
- Η συνάρτηση με το όνομα “`observability.m`” εξετάζει την παρατηρησιμότητα του δικτύου για μία τοποθέτηση PMU, σύμφωνα με τους κανόνες παρατηρησιμότητας του Κεφαλαίου 2. Ως είσοδο παίρνει τη μήτρα πρόσπτωσης A , τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης και την υποψήφια τοποθέτηση PMU, που είναι επιθυμητή η εξέταση της παρατηρησιμότητάς της. Ως έξοδο της συνάρτησης δίνεται η μεταβλητή N_{uo} , η οποία αναφέρεται στο πλήθος των μη παρατηρήσιμων ζυγών που προκύπτουν από την εξεταζόμενη τοποθέτηση PMU και χρησιμοποιείται για την αποτίμηση της συνάρτησης καταλληλότητας για την τοποθέτηση PMU.
- Η συνάρτηση με το όνομα “`roulette_wheel.m`” υλοποιεί την επιλογή μέσω εξαναγκασμένης ρουλέτας που χρησιμοποιείται στο γενετικό αλγόριθμο. Ως είσοδος δίνεται ένας ταξινομημένος πίνακας με τις αποδόσεις του πληθυσμού του γενετικού

αλγόριθμοι με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας. Ως έξοδος δίνεται ένας αριθμός που αναφέρεται στον αριθμό του χρωμοσώματος που επιλέχθηκε ως γονέας από τη μέθοδο της εξαναγκασμένης ρουλέτας.

- Οι συναρτήσεις “garpmu.m” και “igarpmu.m” αποτελούν τις κύριες συναρτήσεις του λογισμικού που δημιουργήθηκε και ενσωματώνουν όλα όσα αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 4 για το γενετικό αλγόριθμο και τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο. Ως είσοδο δέχονται τη μήτρα πρόσπτωσης A του δικτύου του IEEE που εξετάζεται, μία μεταβλητή τύπου Boolean για το αν θα εξεταστεί η παρατηρησιμότητα του δικτύου χρησιμοποιώντας ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος και μεταβλητές που αφορούν τις παραμέτρους του γενετικού αλγόριθμου: το μέγεθος του πληθυσμού, τον αριθμό γενεών και την πιθανότητα μετάλλαξης. Η συνάρτηση δίνει ως έξοδο την τοποθέτηση PMU που βρέθηκε από την εκτέλεση του αλγόριθμου, το χρόνο εκτέλεσης του αλγόριθμου, το πλήθος των PMU που χρησιμοποιεί η λύση που βρέθηκε και ένα διάγραμμα με την εξέλιξη του πλήθους των PMU της λύσης με το πέρασμα των γενεών.
- Η συνάρτηση “Both.m” χρησιμοποιείται για τη σύγκριση των δύο μεθόδων. Περιλαμβάνει τμήματα των συναρτήσεων “garpmu.m” και “igarpmu.m” και εκτελεί τους δύο αλγόριθμους χρησιμοποιώντας τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και για τις δύο μεθόδους. Ως έξοδο δίνει δύο διαγράμματα με την εξέλιξη του πλήθους των PMU των λύσεων με το πέρασμα των γενεών και για τις δύο μεθόδους και διευκολύνει τη σύγκριση της απόδοσής τους.
- Η συνάρτηση με το όνομα “fguim” φροντίζει για την απεικόνιση όλων των παραπάνω και λαμβάνει δεδομένα από το χρήστη, μέσω των καταλλήλων κουμπιών εισαγωγής δεδομένων και εκτέλεσης ενεργειών, και υλοποιεί τις ενέργειες που επέλεξε ο χρήστης.

5.3.2.5 Μελλοντικές επεκτάσεις του λογισμικού

Οι δυνατότητες επέκτασης του λογισμικού βέλτιστης τοποθέτησης που υλοποιήθηκε είναι πολλές. Το λογισμικό θα μπορούσε να επεκταθεί έτσι ώστε να ενσωματώνει και άλλες μεθόδους για τη λύση του προβλήματος βέλτιστης τοποθέτησης PMU, έτσι ώστε να δίνεται η δυνατότητα σύγκρισής τους με το γενετικό αλγόριθμο και τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο. Επίσης, με μία εύκολη τροποποίηση του λογισμικού θα μπορούσε να δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να εισάγει δεδομένα για τη συνδεσμολογία του δικτύου και να καθορίζει ο ίδιος τη συνάρτηση καταλληλότητας που θα χρησιμοποιεί ο γενετικός αλγόριθμος.

Επιπλέον, το λογισμικό θα μπορούσε να επεκταθεί έτσι ώστε ο χρήστης να καθορίζει κάποιους ζυγούς ως απαγορευμένους, μη επιτρέποντας σε αυτούς την τοποθέτηση PMU από τον αλγόριθμο. Αυτή η δυνατότητα προσομοιώνει αδυναμία τοποθέτησης σε κάποιους ζυγούς του δικτύου λόγω εξωτερικών συνθηκών, όπως η έλλειψη τηλεπικοινωνιακών υποδομών.

Μία άλλη δυνατότητα που θα μπορούσε να υλοποιηθεί είναι να μπορεί να καθορίσει ο χρήστης ένα μέγιστο αριθμό PMU που μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τον αλγόριθμο, προσομοιώνοντας έτσι τη σταδιακή διείσδυση των PMU στα δίκτυα λόγω περιορισμένων πόρων.

5.4 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [5.1] Γ. Τ. Τζιάσιου, Επιμερισμός κόστους μεταφοράς στους χρήστες του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Διπλωματική Εργασία, ΣΗΜΜΥ, ΕΜΠ, Οκτώβριος 2010.
- [5.2] Δ. Βαρσάμης, “MATLAB - Graphical User Interfaces,” [Online]. Διαθέσιμο: http://teiserron.gr/index.php?topic=1531.0;prev_next=prev, προσπελάστηκε τον Ιούνιο 2015.

-
- [5.3] “MathWorks – MATLAB and Simulink for Technical Computing,” [Online]. Διαθέσιμο: <http://www.mathworks.com>, προσπελάστηκε τον Ιούλιο 2015.
- [5.4] T. Wittman, “Building a Matlab GUI,” [Online]. Διαθέσιμο: <http://www.math.ucla.edu/~wittman/reu2008/matlabGUI.pdf>, προσπελάστηκε τον Ιούλιο 2015.

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΠΡΟΤΥΠΑ ΔΙΚΤΥΑ ΤΟΥ IEEE

6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων της εφαρμογής του γενετικού αλγόριθμου (Genetic Algorithm) και του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου (Immunity Genetic Algorithm – IGA) για τη βέλτιστη τοποθέτηση μονάδων μέτρησης φασιθετών (PMU) σε πρότυπα δίκτυα του IEEE. Τα δίκτυα τα οποία επιλέχθηκαν είναι τα δίκτυα των 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE, λόγω της μεγάλης εμφάνισης των δικτύων αυτών στη διεθνή βιβλιογραφία [6.1]-[6.15], κάτι που καθιστά ευκολότερη τη σύγκριση των αποτελεσμάτων. Στα αποτελέσματα που θα παρουσιαστούν ο αλγόριθμος εκτελέστηκε 30 φορές για κάθε δίκτυο ώστε να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα αφού οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στην κατηγορία των ευριστικών αλγόριθμων και κάθε εκτέλεσή τους είναι πιθανό να δίνει διαφορετικά αποτελέσματα.

Για κάθε δίκτυο που θα εξεταστεί εκτελέστηκαν και οι δύο αλγόριθμοι με μία πλειάδα διαφορετικών αρχικών παραμέτρων του γενετικού αλγόριθμου. Για κάθε ομάδα παραμέτρων έγινε εκτέλεση τόσο με το γενετικό αλγόριθμο όσο και με την παραλλαγή του, τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο, ώστε να γίνεται μία σύγκριση των δύο μεθόδων. Επίσης, όλες οι παραπάνω εφαρμογές γίνονται και για την περίπτωση που οι ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος του εκάστοτε δικτύου δε λαμβάνονται υπ' όψιν.

Τέλος, μετά την εφαρμογή των αλγόριθμων για διαφορετικές αρχικές παραμέτρους θα γίνεται και μία εκτέλεση των δύο αλγόριθμων με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό καθώς και τις υπόλοιπες παραμέτρους του γενετικού αλγόριθμου, έτσι ώστε να γίνει δυνατή μία σύγκριση στην εξέλιξη της λύσης και την ταχύτητα της σύγκλισης των δύο μεθόδων για κάθε διαφορετικό δίκτυο.

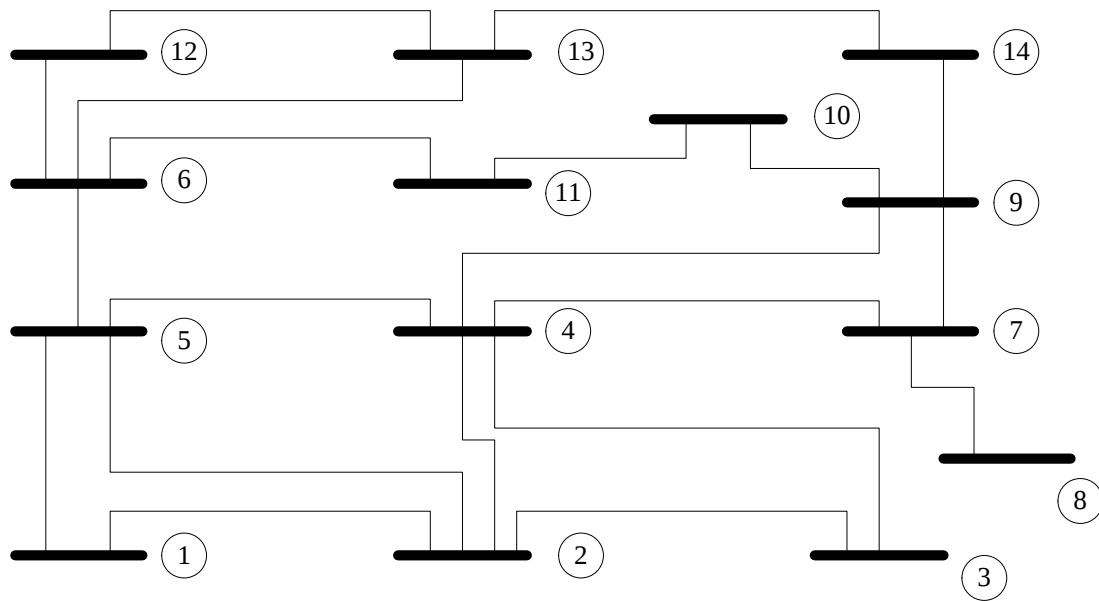
6.2 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ 14 ΖΥΓΩΝ ΤΟΥ IEEE

6.2.1 Δεδομένα του συστήματος

Το δίκτυο των 14 ζυγών του IEEE αποτελείται από 20 κλάδους και από 1 ζυγό μηδενικής έγχυσης ισχύος. Τα στοιχεία του δικτύου εμφανίζονται στον Πίνακα 6.1 και το μονογραμμικό του διάγραμμα στο Σχήμα 6.1.

Πίνακας 6.1: Στοιχεία δικτύου 14 ζυγών του IEEE.

Σύστημα	Ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος	Αριθμός κλάδων
Δίκτυο 14 ζυγών του IEEE	7	20



Σχήμα 6.1: Δίκτυο 14 ζυγών του IEEE.

6.2.2 Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή δε λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.1 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 14 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.2, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσής τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.2, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.2: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 14 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος.

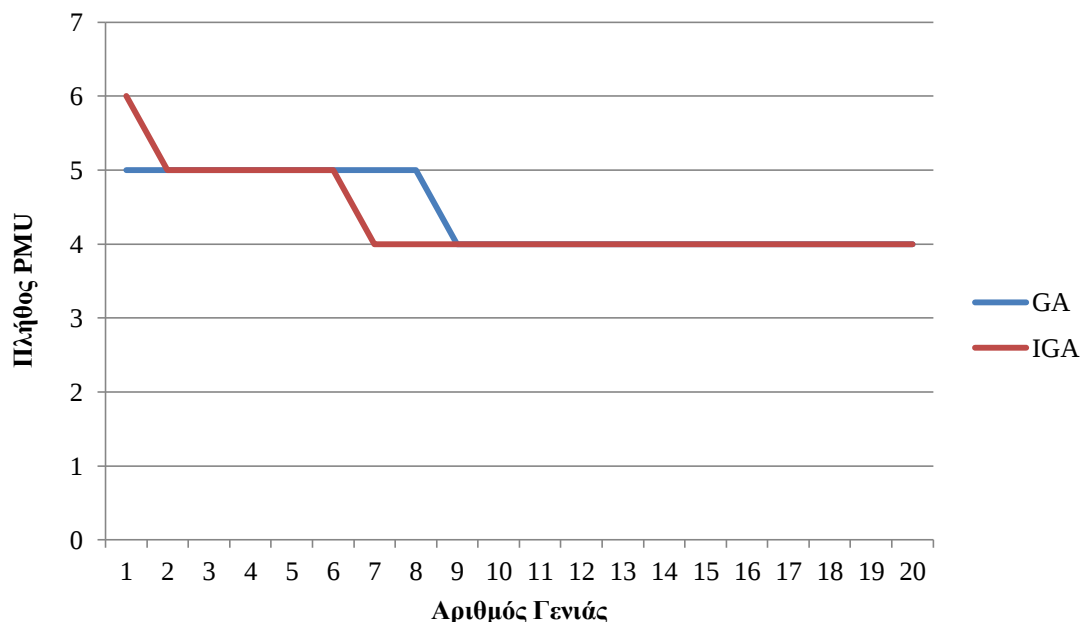
Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	100	100	0,5	4	100	0,454
GA	100	20	0,5	4	96,7	0,104
GA	20	100	0,5	4	80	0,108
GA	20	20	0,5	4	70	0,036
GA	20	20	5	4	63,3	0,036
IGA	100	100	0,5	4	100	0,772
IGA	100	20	0,5	4	100	0,175
IGA	20	100	0,5	4	86,7	0,177
IGA	20	20	0,5	4	73,3	0,051
IGA	20	20	5	4	63,3	0,051

Από τον Πίνακα 6.2 φαίνεται ότι για αριθμό πληθυσμού ίσο με 100, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 20 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν, επειδή βρίσκει τη βέλτιστη λύση στο 100% των εκτελέσεων (και στις 30 εκτελέσεις) στον ελάχιστο απαιτούμενο χρόνο των 0,175 sec ανά εκτέλεση. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.3 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.3: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 14 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος, popsize=100, maxgen=20, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	4
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (5 διαφορετικές λύσεις με 4 PMU)	2, 6, 8, 9
	2, 8, 10, 13
	2, 6, 7, 9
	2, 7, 11, 13
	2, 7, 10, 13
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	0,175
Ποσοστό επιτυχίας	100%

Στο Σχήμα 6.2 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.3 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.2: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 14 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

6.2.3 Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.1 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 14 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.2, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσής τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.4, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.4: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 14 ζυγών του IEEE .

Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	100	100	0,5	3	76,7	0,506
GA	100	20	0,5	3	63,3	0,101
GA	20	100	0,5	3	33,3	0,12
GA	20	20	0,5	3	33,3	0,037
GA	20	20	5	3	40	0,038
IGA	100	100	0,5	3	100	1,013
IGA	100	20	0,5	3	76,7	0,223
IGA	20	100	0,5	3	60	0,234
IGA	20	20	0,5	3	30	0,06
IGA	20	20	5	3	33,3	0,059

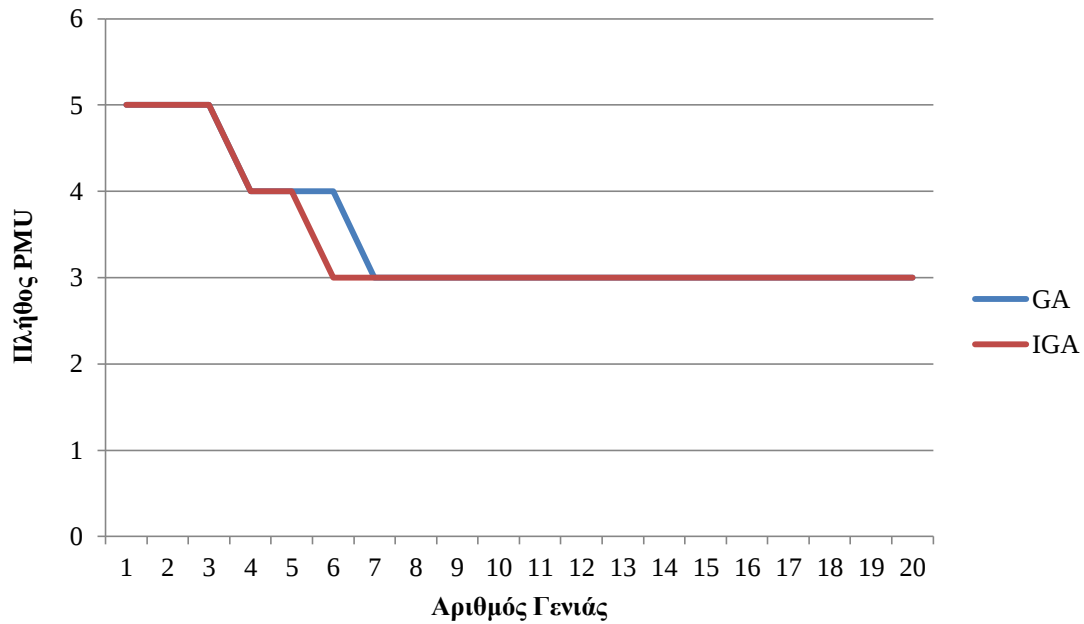
Από τον Πίνακα 6.4, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 100, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 100 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.5 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.5: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 14 ζυγών του IEEE, popsize=100, maxgen=100, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	3
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU	2, 6, 9
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	1,013
Ποσοστό επιτυχίας	100%

Στο Σχήμα 6.3 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.5 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει

καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.3: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 14 ζυγών του ΙΕΕΕ με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

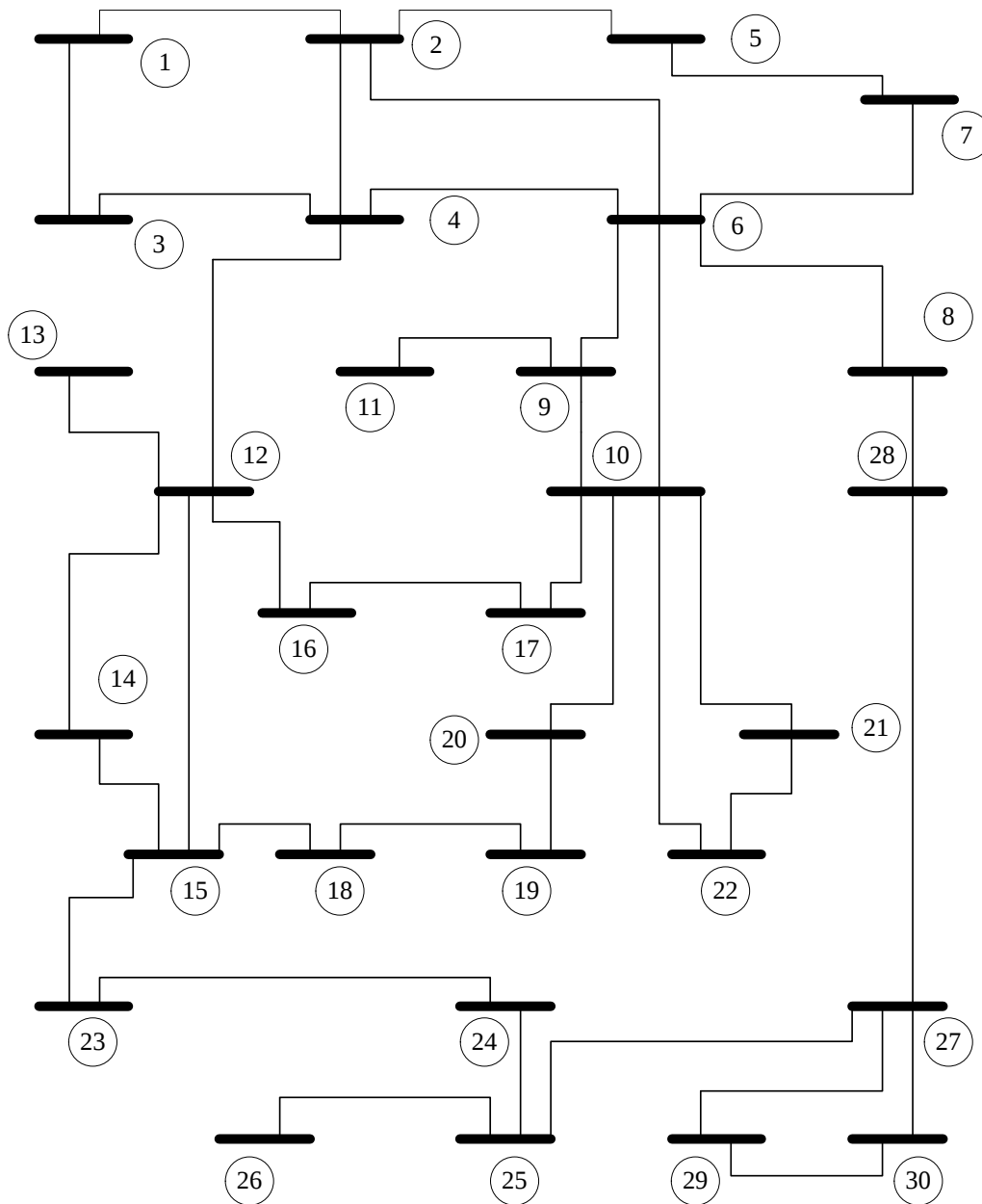
6.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ 30 ΖΥΓΩΝ ΤΟΥ ΙΕΕΕ

6.3.1 Δεδομένα του συστήματος

Το δίκτυο των 30 ζυγών του ΙΕΕΕ αποτελείται από 41 κλάδους και από 1 ζυγό μηδενικής έγχυσης ισχύος. Τα στοιχεία του δικτύου εμφανίζονται στον Πίνακα 6.6 και το μονογραμμικό του διάγραμμα στο Σχήμα 6.4.

Πίνακας 6.6: Στοιχεία δικτύου 30 ζυγών του ΙΕΕΕ.

Σύστημα	Ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος	Αριθμός κλάδων
Δίκτυο 30 ζυγών του ΙΕΕΕ	6, 9, 11, 25, 28	41



Σχήμα 6.4: Δίκτυο 30 ζυγών του IEEE.

6.3.2 Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή δε λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.6 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 30 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.7, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσης τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.7, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.7: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος.

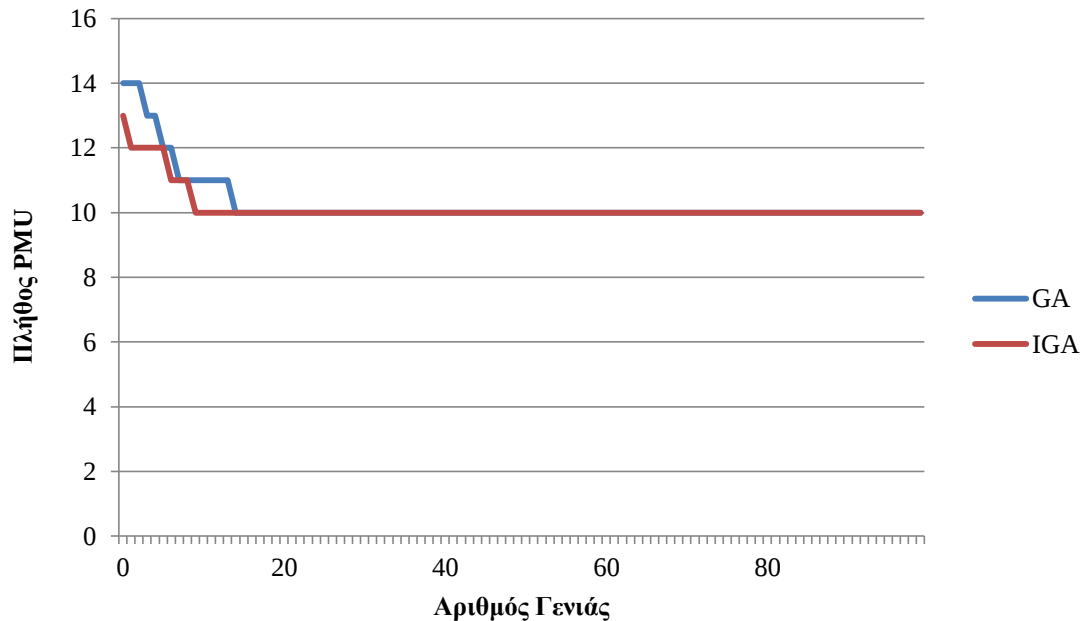
Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	100	100	0,5	10	90	0,582
GA	100	40	0,5	10	73,3	0,252
GA	40	100	0,5	10	60	0,238
GA	40	40	0,5	10	43,3	0,109
GA	40	40	5	10	30	0,118
IGA	100	100	0,5	10	100	1,002
IGA	100	40	0,5	10	96,7	0,42
IGA	40	100	0,5	10	86,7	0,453
IGA	40	40	0,5	10	73,3	0,201
IGA	40	40	5	10	36,7	0,211

Από τον Πίνακα 6.7, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 100, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 100 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.8 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.8: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 30 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος, popsize=100, maxgen=100, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	10
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (8 διαφορετικές λύσεις με 10 PMU)	1, 5, 9, 10, 12, 15, 19, 25, 27, 28
	1, 7, 9, 10, 12, 18, 24, 25, 27, 28
	1, 6, 7, 10, 11, 12, 15, 20, 25, 29
	3, 5, 8, 10, 11, 12, 15, 18, 25, 30
	1, 5, 6, 10, 11, 12, 15, 18, 25, 27
	2, 4, 6, 10, 11, 12, 18, 24, 26, 27
	3, 5, 6, 9, 10, 12, 19, 24, 26, 27
	1, 6, 7, 9, 10, 12, 19, 24, 26, 27
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	0,616
Ποσοστό επιτυχίας	100%

Στο Σχήμα 6.5 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.8 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.5: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 30 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

6.3.3 Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.6 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 30 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.9, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσής τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.9, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.9: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 30 ζυγών του IEEE .

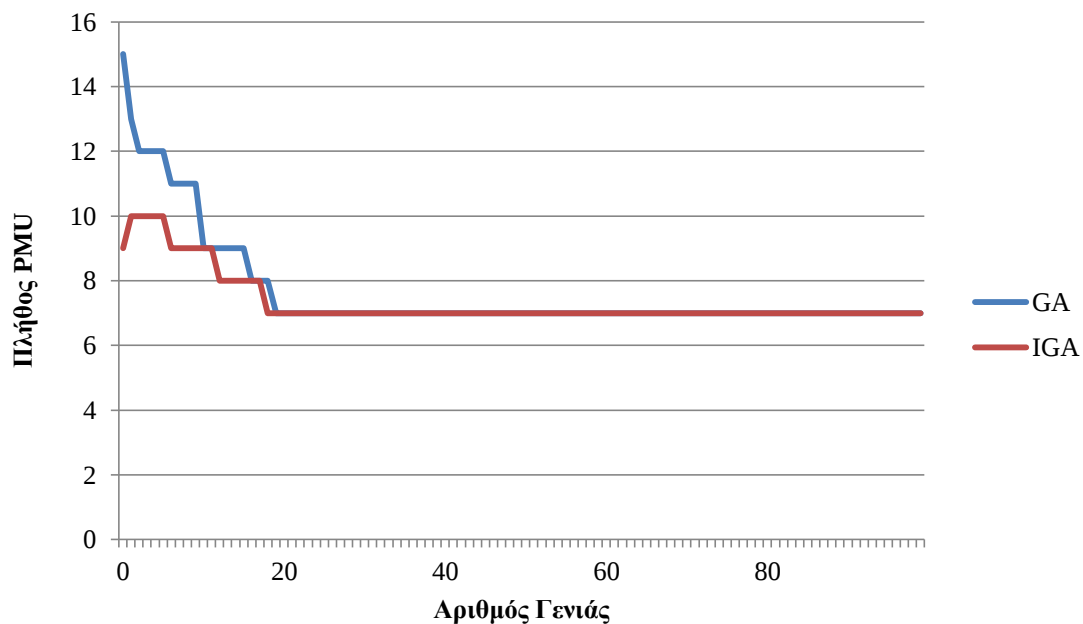
Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	100	100	0,5	7	66,7	0,905
GA	100	40	0,5	7	63,3	0,378
GA	40	100	0,5	7	33,3	0,382
GA	40	40	0,5	7	30	0,159
GA	40	40	5	7	26,7	0,162
IGA	100	100	0,5	7	100	1,894
IGA	100	40	0,5	7	90	0,78
IGA	40	100	0,5	7	76,7	0,807
IGA	40	40	0,5	7	50	0,351
IGA	40	40	5	7	26,7	0,345

Από τον Πίνακα 6.9, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 100, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 100 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.10 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.10: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 14 ζυγών του IEEE, popsize=100, maxgen=100, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	7
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (9 διαφορετικές λύσεις με 7 PMU)	1, 7, 10, 12, 19, 24, 27
	2, 4, 10, 12, 18, 24, 27
	1, 5, 10, 12, 18, 23, 27
	1, 5, 10, 12, 19, 24, 27
	2, 4, 10, 12, 19, 24, 27
	3, 5, 10, 12, 15, 18, 22
	3, 7, 10, 12, 18, 23, 27
	2, 3, 10, 12, 19, 23, 27
	1, 5, 10, 12, 18, 23, 27
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	1,894
Ποσοστό επιτυχίας	100%

Στο Σχήμα 6.6 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.10 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.6: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 30 ζυγών του IEEE με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

6.4.2 Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή δε λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.11 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 57 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.12, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσης τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.12, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.12: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 57 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος.

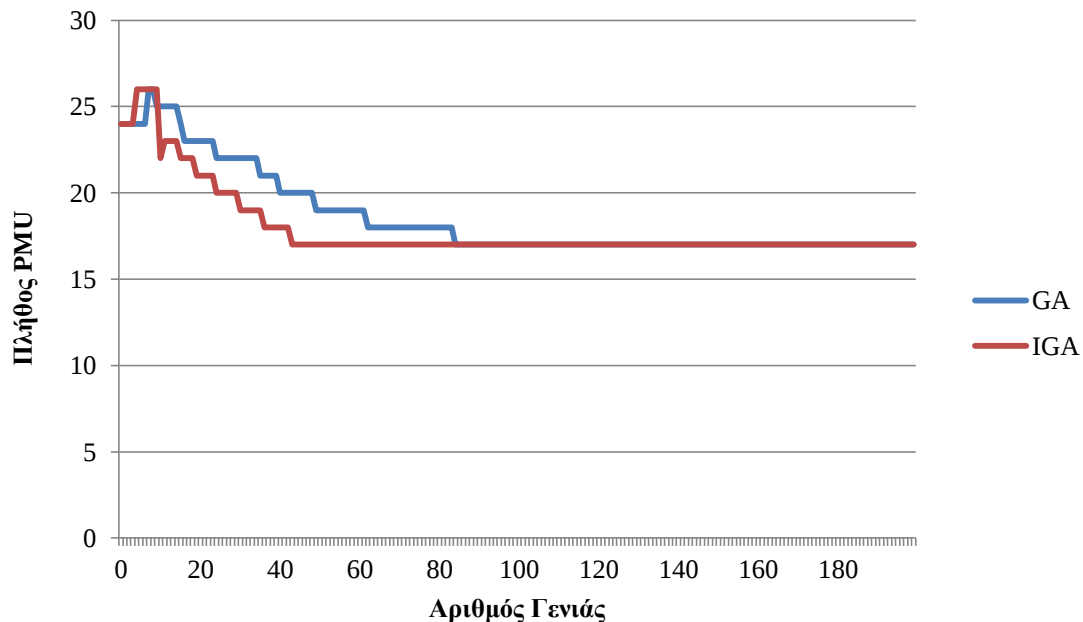
Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	200	200	0,5	17	30	2,85
GA	200	100	0,5	17	26,7	1,47
GA	100	200	0,5	17	26,7	1,412
GA	50	50	0,5	17	3,3	0,216
GA	50	50	5	18	0	0,239
IGA	200	200	0,5	17	43,3	5,526
IGA	200	100	0,5	17	30	2,87
IGA	100	200	0,5	17	36,7	2,735
IGA	50	50	0,5	17	3,3	0,411
IGA	50	50	5	18	0	0,439

Από τον Πίνακα 6.12, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 200, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 200 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.13 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.13: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 57 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος, popsize=200, maxgen=200, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	17
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (7 διαφορετικές λύσεις με 17 PMU)	1, 4, 9, 15, 20, 24, 26, 29, 30, 32, 36, 38, 41, 47, 51, 54, 57
	1, 4, 9, 15, 20, 24, 27, 29, 30, 32, 36, 38, 41, 46, 50, 54, 57
	1, 4, 9, 15, 20, 24, 25, 28, 29, 32, 36, 38, 39, 41, 47, 51, 54
	2, 6, 12, 15, 19, 22, 26, 29, 30, 32, 36, 38, 39, 41, 47, 51, 54
	1, 6, 9, 15, 19, 22, 25, 27, 30, 32, 36, 38, 39, 41, 47, 50, 54
	1, 6, 9, 15, 19, 22, 26, 29, 30, 32, 36, 38, 39, 41, 47, 50, 53
	1, 6, 9, 15, 19, 22, 26, 29, 30, 32, 36, 38, 39, 41, 47, 51, 53
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	5,526
Ποσοστό επιτυχίας	43,3

Στο Σχήμα 6.8 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.13 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.8: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 57 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

6.4.3 Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.11 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 57 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.14, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσης τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα

μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.14, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.14: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 57 ζυγών του IEEE .

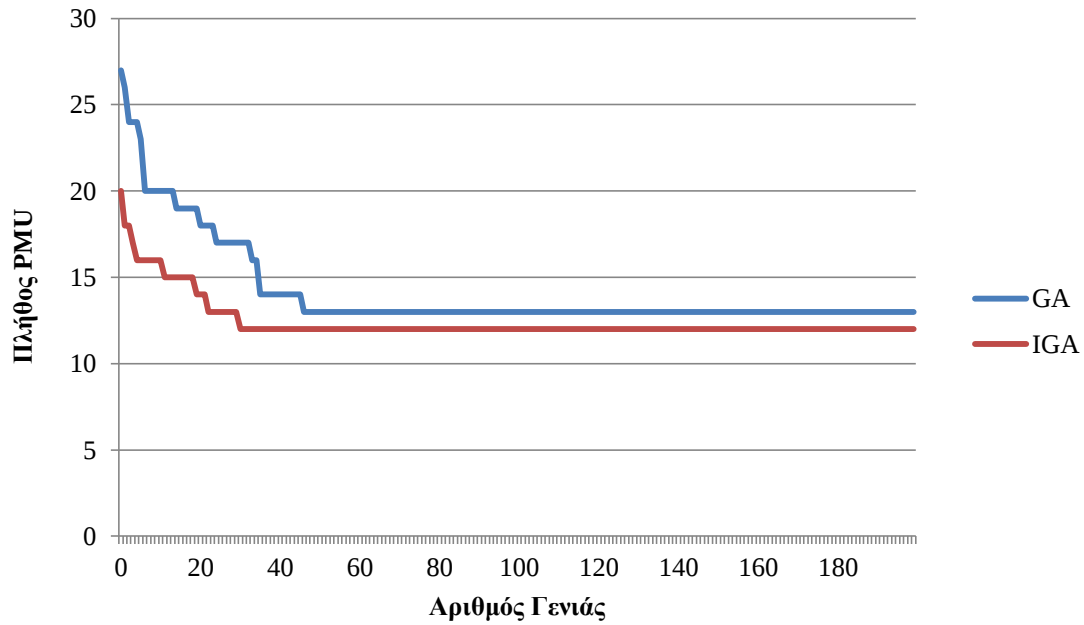
Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	200	200	0,5	11	10	8,97
GA	200	100	0,5	11	3,3	4,202
GA	100	200	0,5	11	6,7	4,152
GA	50	50	0,5	12	0	0,557
GA	50	50	5	14	0	0,487
IGA	200	200	0,5	11	33,3	17,06
IGA	200	100	0,5	11	16,7	7,925
IGA	100	200	0,5	11	13,3	8,132
IGA	50	50	0,5	12	0	0,969
IGA	50	50	5	13	0	0,912

Από τον Πίνακα 6.14, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 200, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 200 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.15 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.15: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 57 ζυγών του IEEE, popsize=200, maxgen=200, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	11
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (2 διαφορετικές λύσεις με 11 PMU)	1, 6, 13, 19, 25, 29, 32, 38, 51, 54, 56 1, 4, 13, 20, 25, 29, 32, 38, 41, 51, 54
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	17,06
Ποσοστό επιτυχίας	33,3%

Στο Σχήμα 6.9 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.15 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.9: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 57 ζυγών του ΙΕΕΕ με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

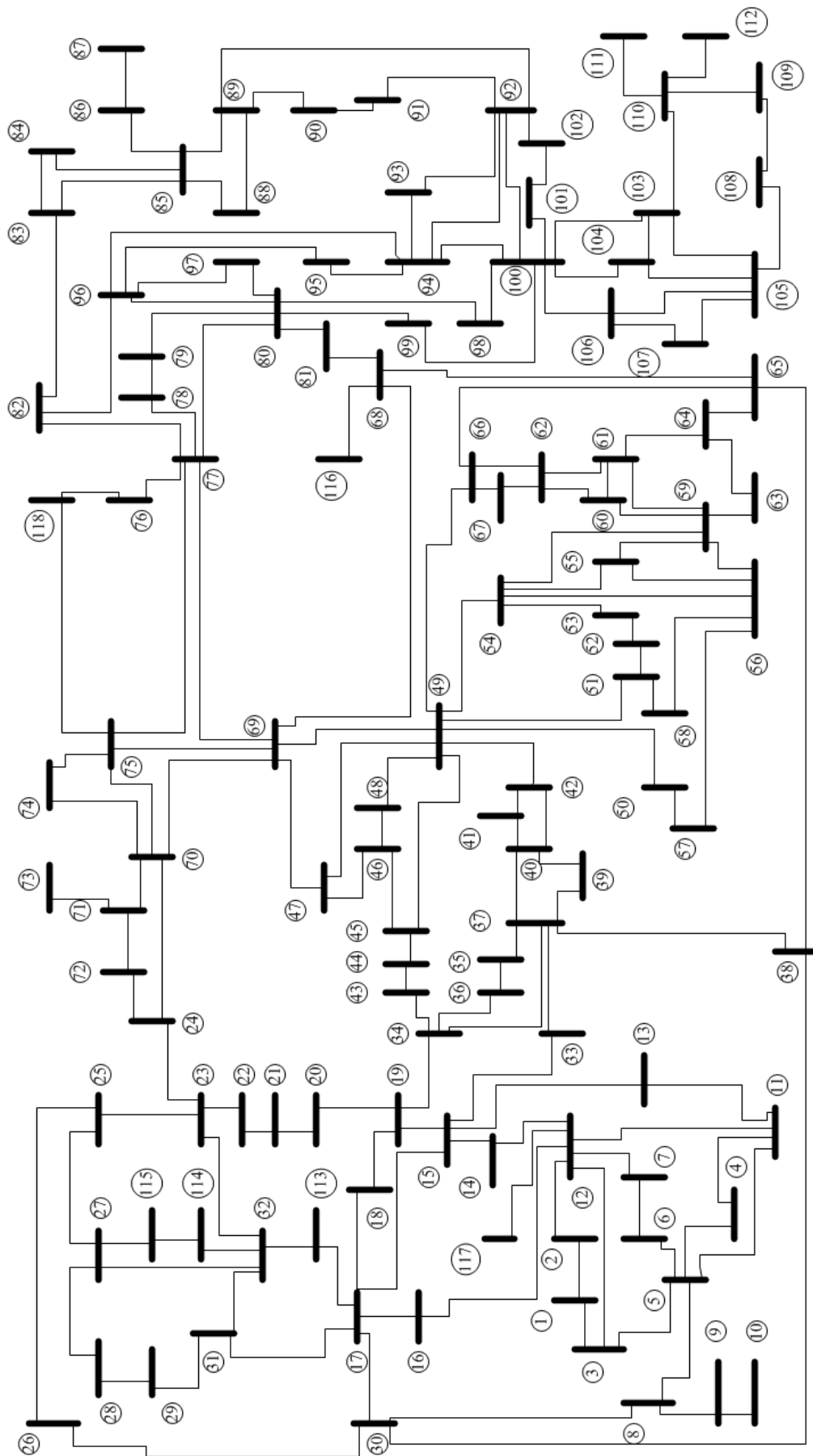
6.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΔΙΚΤΥΟ 118 ΖΥΓΩΝ ΤΟΥ ΙΕΕΕ

6.5.1 Δεδομένα του συστήματος

Το δίκτυο των 118 ζυγών του ΙΕΕΕ αποτελείται από 179 κλάδους και από 10 ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος. Τα στοιχεία του δικτύου εμφανίζονται στον Πίνακα 6.16 και το μονογραμμικό του διάγραμμα στο Σχήμα 6.10.

Πίνακας 6.16: Στοιχεία δικτύου 118 ζυγών του ΙΕΕΕ.

Σύστημα	Ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος	Αριθμός κλάδων
Δίκτυο 118 ζυγών του ΙΕΕΕ	5, 9, 30, 37, 38, 63, 64, 68, 71, 81	179



Σχήμα 6.10: Δίκτυο 118 ζυγών του IEEE.

6.5.2 Δίκτυο χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή δε λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.16 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 118 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.17, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσης τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.17, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.17: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 118 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος.

Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	500	500	0,5	32*	10	31,277
GA	500	200	0,5	33	0	13,045
GA	200	500	0,5	32*	3,3	12,107
GA	200	200	0,5	32*	3,3	5,34
GA	200	200	5	45	0	6,87
IGA	500	500	0,5	32*	23,3	58,03
IGA	500	200	0,5	32*	3,3	24,83
IGA	200	500	0,5	33	0	23,622
IGA	200	200	0,5	33	0	9,884
IGA	200	200	5	41	0	12,919

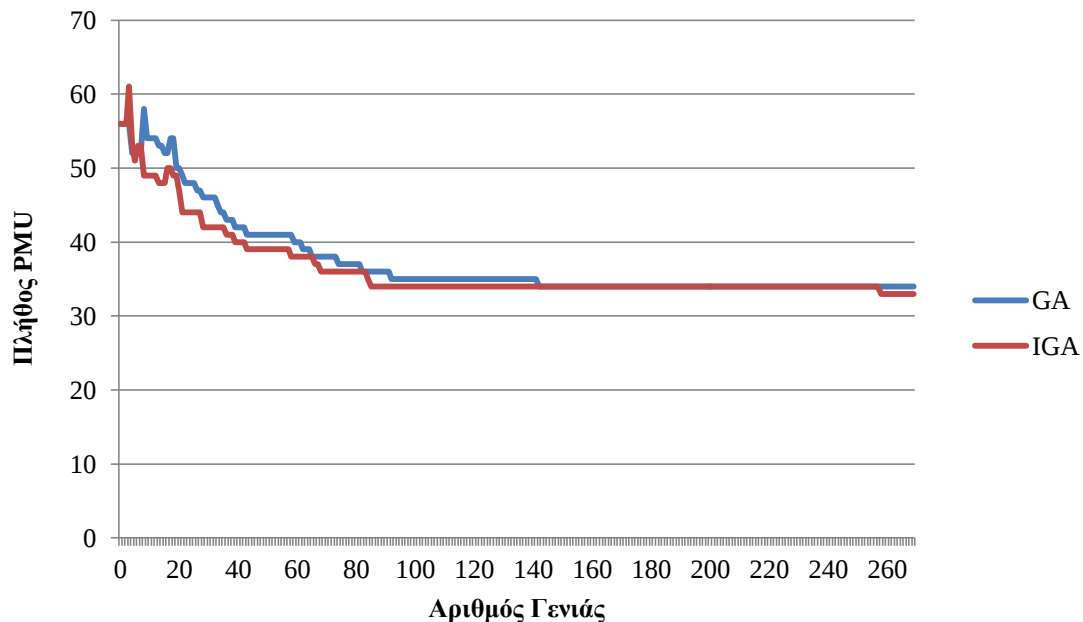
*βέλτιστο πλήθος PMU

Από τον Πίνακα 6.17, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 500, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 500 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.18 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.18: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 118 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος, popsize=500, maxgen=500, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	32
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (5 διαφορετικές λύσεις με 32 PMU)	1, 5, 10, 12, 15, 17, 21, 23, 26, 28, 34, 37, 40, 45, 49, 53, 56, 62, 63, 68, 71, 75, 77, 80, 85, 87, 90, 94, 101, 105, 110, 115
	3, 5, 10, 11, 12, 17, 21, 25, 28, 34, 37, 42, 45, 49, 52, 46, 62, 63, 68, 71, 72, 75, 77, 80, 85, 87, 91, 94, 101, 105, 110, 114
	2, 5, 10, 11, 12, 17, 21, 23, 25, 29, 34, 37, 41, 45, 49, 52, 56, 62, 64, 71, 75, 77, 80, 85, 86, 90, 94, 102, 105, 110, 115, 116
	3, 5, 10, 11, 12, 17, 21, 23, 29, 30, 34, 37, 40, 45, 49, 53, 56, 62, 64, 68, 71, 75, 77, 80, 85, 86, 91, 94, 101, 105, 110, 115
	2, 7, 9, 11, 12, 17, 21, 23, 29, 30, 34, 37, 42, 45, 49, 53, 56, 62, 64, 68, 71, 75, 77, 80, 85, 86, 90, 94, 102, 105, 110, 115
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	58,03
Ποσοστό επιτυχίας	23,3

Στο Σχήμα 6.11 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.18 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.11: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 118 ζυγών του IEEE χωρίς ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

6.5.3 Δίκτυο με ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος

Στην περίπτωση αυτή λαμβάνονται υπ' όψιν τα στοιχεία του Πίνακα 6.16 για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος του δικτύου 118 ζυγών του IEEE. Στον Πίνακα 6.19, για διάφορες τιμές των παραμέτρων του GA και του IGA, απεικονίζεται ο ελάχιστος αριθμός PMU που απαιτείται για να είναι πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο, το ποσοστό επιτυχούς εύρεσης της βέλτιστης λύσης των δύο μεθόδων και ο μέσος χρόνος εκτέλεσης τους. Οι παράμετροι που διαφοροποιούνται είναι το μέγεθος του πληθυσμού (popsize) του γενετικού αλγόριθμου, ο μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen) που δημιουργούνται και η πιθανότητα μετάλλαξης (mutrate). Για τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.19, οι δύο αλγόριθμοι εκτελέστηκαν 30 φορές για κάθε συνδυασμό των παραμέτρων που παρουσιάζονται.

Πίνακας 6.19: Αποτελέσματα των μεθόδων GA και IGA για το δίκτυο 118 ζυγών του IEEE .

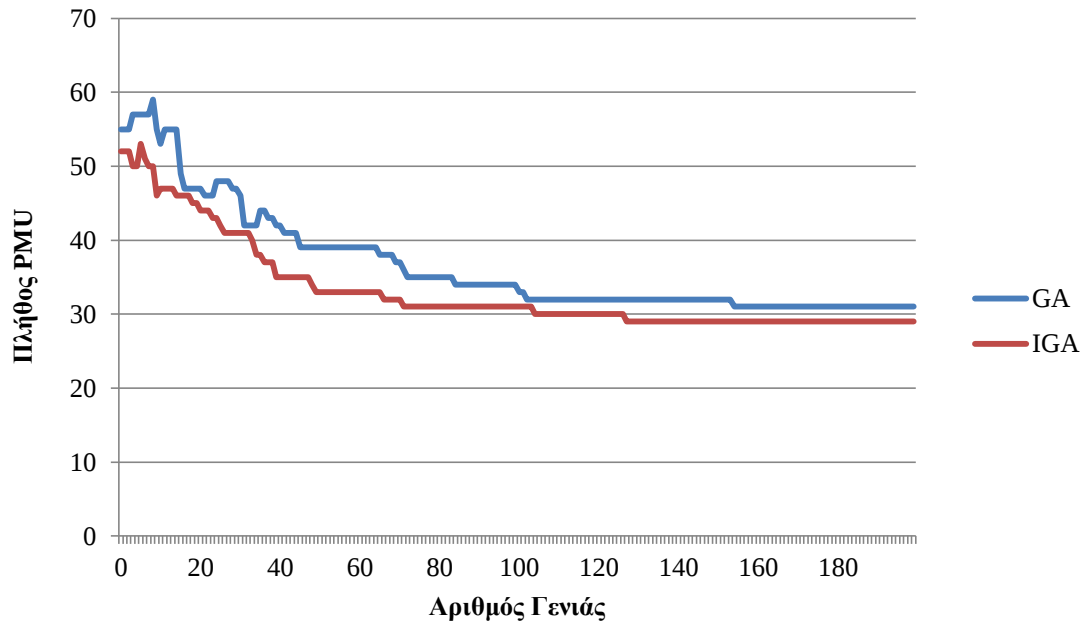
Αλγόριθμος	Παράμετροι του γενετικού αλγόριθμου			Αποτελέσματα 30 εκτελέσεων του αλγόριθμου		
	Μέγεθος Πληθυσμού (popsize)	Αριθμός Γενεών (maxgen)	Πιθανότητα Μετάλλαξης (mutrate) %	Ελάχιστος αριθμός PMU	Ποσοστό επιτυχούς εύρεσης βέλτιστης λύσης (%)	Μέσος χρόνος ανά εκτέλεση (sec)
GA	500	1000	0,5	28*	3,3	118,284
GA	500	200	0,5	29	0	23,371
GA	200	500	0,5	29	0	22,942
GA	200	200	0,5	30	0	9,265
GA	200	200	5	43	0	9,372
IGA	500	1000	0,5	28*	13,3	224,269
IGA	500	200	0,5	28*	6,7	47,402
IGA	200	500	0,5	28*	3,3	47,325
IGA	200	200	0,5	29	0	18,842
IGA	200	200	5	39	0	19,974

Από τον Πίνακα 6.19, φαίνεται για αριθμό πληθυσμού ίσο με 200, μέγιστο αριθμό γενεών ίσο με 200 και πιθανότητα μετάλλαξης 0,5%, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (IGA) έχει τη μεγαλύτερη αποδοτικότητα από τους συνδυασμούς παραμέτρων και μεθόδων που εκτελέστηκαν. Για τις συγκεκριμένες παραμέτρους, στον Πίνακα 6.20 καταγράφονται τα τελικά αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος για τον ελάχιστο αριθμό PMU.

Πίνακας 6.20: Αποτελέσματα προσομοίωσης για δίκτυο 118 ζυγών του IEEE, popsize=500, maxgen=1000, mutrate=0,5% και 30 εκτελέσεις του αλγόριθμου IGA.

Ελάχιστο πλήθος PMU	28
Ζυγοί Τοποθέτησης PMU (2 διαφορετικές λύσεις με 28 PMU)	3, 8, 11, 12, 17, 21, 25, 28, 34, 35, 40, 45, 49, 53, 56, 62, 72, 75, 77, 80, 85, 86, 90, 94, 102, 105, 110, 114 3, 8, 11, 12, 17, 21, 27, 31, 32, 34, 37, 40, 45, 49, 53, 56, 62, 72, 75, 77, 80, 85, 86, 90, 94, 101, 105, 110
Μέσος χρόνος εκτέλεσης (sec)	224,269
Ποσοστό επιτυχίας	13,3%

Στο Σχήμα 6.12 απεικονίζεται η εκτέλεση του αλγόριθμου με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 6.20 τόσο για το γενετικό αλγόριθμο (GA) όσο και για τον ανοσοποιητικό γενετικό αλγόριθμο (IGA). Η διαφορά με τις προηγούμενες εκτελέσεις είναι ότι και οι δύο αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με τον ίδιο αρχικό πληθυσμό και υπάρχει καλύτερη εποπτεία της ταχύτητας σύγκλισης των δύο μεθόδων παρατηρώντας την εξέλιξη του πλήθους PMU που χρησιμοποιούν σε κάθε γενιά.



Σχήμα 6.12: Ελάχιστος αριθμός PMU στο δίκτυο 118 ζυγών του IEEE με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό για GA και IGA.

6.6 ΣΧΟΛΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Τα αποτελέσματα για τα πρότυπα δίκτυα του IEEE των 14, 30, 57 και 118 ζυγών που παρουσιάστηκαν στις ενότητες 6.2 έως 6.6 συνοψίζονται στον Πίνακα 6.21.

Πίνακας 6.21: Αποτελέσματα εφαρμογής των αλγόριθμων GA και IGA στα δίκτυα 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE.

Δίκτυο	Ζυγοί Μηδενικής Έγχυσης Ισχύος	Ελάχιστο πλήθος PMU	Ποσοστό επιτυχίας του αλγόριθμου GA (%)	Μέσος χρόνος εκτέλεσης αλγόριθμου GA (sec)	Ποσοστό επιτυχίας του αλγόριθμου GA (%)	Μέσος χρόνος εκτέλεσης αλγόριθμου GA (sec)
IEEE-14	OXI	4	100	0,454	100	0,175
IEEE-14	NAI	3	76,7	0,506	100	1,013
IEEE-30	OXI	10	90	0,582	100	1,002
IEEE-30	NAI	7	66,7	0,905	100	1,894
IEEE-57	OXI	17	30	2,85	43,3	5,526
IEEE-57	NAI	11	10	8,97	33,3	17,06
IEEE-118	OXI	32	10	31,277	23,3	58,03
IEEE-118	NAI	28	3,3	118,285	13,3	224,269

Από τον Πίνακα 6.21 και από τα αναλυτικά αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στις ενότητες 6.2 έως 6.5 προκύπτουν αρκετά χρήσιμα συμπεράσματα για την απόδοση του γενετικού αλγόριθμου και ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου για το πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU:

- Όταν στα δίκτυα των 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE, θεωρείται ότι δεν υπάρχουν ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος, το ελάχιστο πλήθος PMU που καθιστά πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο αυξάνεται, πράγμα αναμενόμενο σύμφωνα με του κανόνες παρατηρησιμότητας που αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 2 και εφαρμόζουν οι αλγόριθμοι. Επειδή όμως δεν εξετάζονται οι κανόνες που ισχύουν για τους ζυγούς μηδενικής έγχυσης ισχύος παρατηρείται μία σημαντική μείωση στο μέσο χρόνο εκτέλεσης και των δύο μεθόδων. Επίσης η θεώρηση αυτή αυξάνει το πλήθος των πιθανών λύσεων γεγονός που καθιστά πιο ευέλικτη την τοποθέτηση PMU στο δίκτυο.
- Όταν στα δίκτυα των 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE, θεωρείται ότι υπάρχουν ζυγοί μηδενικής έγχυσης ισχύος, το ελάχιστο πλήθος PMU που καθιστά πλήρως παρατηρήσιμο το δίκτυο αναμενόμενα μειώνεται. Ταυτόχρονα, αυξάνεται το υπολογιστικό κόστος και των δύο μεθόδων που εξετάστηκαν. Η παρουσία των ζυγών μηδενικής έγχυσης ισχύος οδηγεί σε πρόσθετους υπολογισμούς που έχουν αντίκτυπο στο χρόνο εκτέλεσης των αλγόριθμων.
- Αν εξεταστούν τα αναλυτικά αποτελέσματα για κάθε δίκτυο παρατηρείται ότι σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις που οι δύο αλγόριθμοι έχουν τις ίδιες παραμέτρους, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος παρουσιάζει μεγαλύτερη αποδοτικότητα στην εύρεση της βέλτιστης λύσης από τον απλό γενετικό αλγόριθμο, αν και με αυξημένο υπολογιστικό κόστος. Επίσης, από τις προσομοιώσεις των δύο αλγόριθμων με ίδιες αρχικές παραμέτρους και πληθυσμό, γίνεται αντιληπτό πως όσο μεγαλώνει η πολυπλοκότητα του δικτύου τόσο αυξάνεται η διαφορά στην ταχύτητα της σύγκλισης των δύο μεθόδων. Τα παραπάνω συνηγούνται στην ανωτερότητα του ανοσοποιητικού γενετικού αλγόριθμου σε σχέση με τον απλό γενετικό αλγόριθμο στο πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης PMU.

- Η πιθανότητα μετάλλαξης καλό είναι να κρατείται σε σχετικά χαμηλά επίπεδα, όπως άλλωστε συμβαίνει και στη φύση.
- Και οι δύο μέθοδοι επιτυγχάνουν να καταλήξουν σε βέλτιστες λύσεις για τα προβλήματα τοποθέτησης που επιλύουν, πράγμα που επιβεβαιώνεται και από τη διεθνή βιβλιογραφία [6.1]- [6.15].

6.7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [6.1] R. F. Nuqui and A. G. Phadke, "Phasor measurement unit placement techniques for complete and incomplete observability," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 20, no. 4, pp. 2381–2388, Oct. 2005.
- [6.2] N. H. Abbasy and H. M. Ismail, "A unified approach for the optimal PMU location for power system state estimation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no.2, pp. 806–813, May 2009.
- [6.3] F. Aminifar, C. Lucas, A. Khodaei, and M. Fotuhi-Firuzabad, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units Using Immunity Genetic Algorithm," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 24, no. 3, pp. 1014-1020, Jul. 2009.
- [6.4] R. A. Frazão, A. L. Magalhães, D. Oliveira, S. Lima, and I. Santos, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units Using a Modified Canonical Genetic Algorithm for Observability Analysis," *J. Mechanics Eng. Autom.*, vol. 4, pp. 187-194, Mar. 2014.
- [6.5] B. Mohammadi-Ivatloo, "Optimal placement of PMUs for power system observability using topology based formulated algorithm," *Journal of Applied Sciences*, vol. 9, no. 13, pp. 2463-2468, 2009.
- [6.6] R. Sodhi, S.C. Srivastava, and S.N. Singh, "Optimal PMU placement to ensure system observability under contingencies," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 4, no.2, pp. 1-6, Oct. 2009.
- [6.7] B. Allagui, I. Marouani, and H. H. Abdallah, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units by Genetic Algorithm," *Int. J. Energy Power Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 12-17, June 2014.
- [6.8] Bei Xu, A. Abur, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units for State Estimation," Final Project Report, PSERC, Oct. 2005.
- [6.9] P.P. Bedekar, and V.S. Kale, "Optimum PMU placement using Genetic Algorithm," *International Journal of Power System Optimization and Control*, vol. 2, no. 1, pp. 85-91, 2010.
- [6.10] J. Chen, and A. Abur, "Placement of PMUs to Enable Bad Data Detection in State Estimation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 4, pp. 1608-1615, 2006.
- [6.11] C. Rakpenthai, S. Premrudeepreechacharn, S. Uatrongjit, and N. R. Watson, "An Optimal PMU Placement Method Against Measurement Loss and Branch Outage," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 22, no. 1, pp. 101-107, Jan. 2007.
- [6.12] S. Chakrabarti and E. Kyriakides, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units for Power System Observability," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no.3, pp. 1433–1440, Aug. 2008.
- [6.13] B. Milosevic and M. Begovic, "Nondominated sorting genetic algorithm for optimal phasor measurement placement," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, no. 1, pp. 69–75, Feb. 2003.
- [6.14] J. Peng, Y. Sun, and H. F. Wang, "Optimal PMU placement for full network observability using Tabu search algorithm," *Int. J. Elect. Power Energy Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 223–231, May 2006.
- [6.15] M. Hajian, A. M. Ranjbar, T. Amraee, and A. R. Shirani, "Optimal placement of phasor measurement units: particle swarm optimization approach," in *2007 Int. Conf. on Intelligent Systems Applications to Power Systems*, pp. 1-6.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

7.1 ΣΥΝΟΨΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΚΑΙ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΗΣ

Στην παρούσα διπλωματική μελετήθηκε το πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης Μονάδων Μέτρησης Φασιθετών (Phasor Measurement Unit – PMU), όπου σαν στόχο έχει την εγκατάσταση ενός ελάχιστου αριθμού PMU, έτσι ώστε ένα δίκτυο να είναι πλήρως παρατηρήσιμο, δηλαδή η τάση και η γωνία της σε όλους τους ζυγούς του συστήματος που εξετάζεται να είναι γνωστή. Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιείται ο γενετικός αλγόριθμος και μία παραλλαγή του, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος.

Τα PMU χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο για τον έλεγχο και την εποπτεία των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό γίνεται εύκολα αντιληπτό από τα πλεονεκτήματα τα οποία μπορούν να παρέχουν τα PMUs, όπως οι πραγματικού χρόνου συγχρονισμένες μετρήσεις φασιθετών σε αντίθεση με τα υπάρχοντα συμβατικά συστήματα SCADA. Ένα μειονέκτημα των PMUs είναι το σημαντικό κόστος τους, καθώς και των τηλεπικοινωνιακών υποδομών που απαιτούν για τη λειτουργία τους. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να έχει γίνει επιτακτική ανάγκη η εύρεση του ελάχιστου αριθμού PMU με τον οποίο ένα δίκτυο μπορεί να γίνει παρατηρήσιμο.

Στην παρούσα διπλωματική χρησιμοποιήθηκε μία τοπολογική μέθοδος για την εκτίμηση της παρατηρησιμότητας δικτύων. Η τοπολογική μέθοδος παρατηρησιμότητας προτιμήθηκε έναντι μιας αριθμητικής μεθόδου, καθώς η τελευταία θα ήταν υπολογιστικά πιο ακριβή και πιο δύσκολη στην υλοποίησή της. Η τοπολογική μέθοδος παρατηρησιμότητας δικτύου που χρησιμοποιείται στην εργασία βασίζεται σε τέσσερις κανόνες παρατηρησιμότητας:

- Πρώτος κανόνας: Αν σε μία γραμμή είναι γνωστή η τάση και η γωνία της στον ένα ζυγό (αναχώρησης ή άφιξης), καθώς και το ρεύμα της γραμμής, τότε η τάση στο άλλο άκρο της γραμμής μπορεί να υπολογιστεί.
- Δεύτερος κανόνας: Αν στα άκρα μιας γραμμής και οι δύο τάσεις των ζυγών είναι γνωστές, τότε το ρεύμα της γραμμής μπορεί να υπολογιστεί.
- Τρίτος κανόνας: Αν σε ένα ζυγό μηδενικής έγχυσης είναι γνωστά όλα τα ρεύματα των συνδεδεμένων γραμμών εκτός από ένα, τότε το ρεύμα της γραμμής που είναι άγνωστο, καθώς και ο ζυγός στο άλλο άκρο της μπορούν να υπολογιστούν, μέσω του νόμου ρευμάτων του Kirchhoff.
- Τέταρτος κανόνας: Αν οι τάσεις όλων των γειτονικών ζυγών ενός ζυγού μηδενικής έγχυσης είναι γνωστές τότε η τάση του ζυγού μηδενικής έγχυσης μπορεί να υπολογιστεί, μέσω του νόμου ρευμάτων του Kirchhoff.

Στην εργασία γίνεται μία σύντομη ανάλυση των γενετικών αλγόριθμων (Genetic Algorithms – GA) και των χαρακτηριστικών τους. Παρουσιάζονται τα βήματα τα οποία ακολουθεί ο γενετικός αλγόριθμος και οι τρόποι με τους οποίους γίνονται η διασταύρωση, η μετάλλαξη, η αναπαραγωγή, δηλαδή οι βασικές λειτουργίες ενός γενετικού αλγόριθμου. Για την επίλυση του προβλήματος της βέλτιστης τοποθέτησης προτείνεται και μία παραλλαγή του γενετικού αλγόριθμου, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος (Immunity Genetic Algorithm – IGA). Ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληροφορίες, οι

οποίες εξάγονται από τη μελέτη του προβλήματος που εξετάζεται, με τις οποίες εφοδιάζει τον πληθυσμό του γενετικού αλγόριθμου με σκοπό την εξάλειψη φαινομένων εκφυλισμού και την ταχύτερη σύγκλιση του αλγόριθμου. Οι πληροφορίες αυτές αναφέρονται ως εμβόλια για να αναδειχθεί η έμπνευση που αντλεί ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος από βιολογικές διαδικασίες, όπως άλλωστε κάνει και ο απλός γενετικός αλγόριθμος. Ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος που υλοποιείται χρησιμοποιεί 3 εμβόλια τα οποία αναλύονται στο Κεφάλαιο 4 της διπλωματικής.

Οι δύο μέθοδοι επίλυσης του προβλήματος βέλτιστης τοποθέτησης PMU υλοποιήθηκαν με το πρόγραμμα MATLAB. Έγιναν προσομοιώσεις για τα δίκτυα 14, 30, 57 και 118 ζυγών του IEEE. Για κάθε δίκτυο έγιναν συνολικά 300 εκτελέσεις των δύο αλγόριθμων, μεταβάλλοντας παραμέτρους των δύο αλγόριθμων, ώστε να δειχθεί η συμπεριφορά τους. Επειδή η βέλτιστη τοποθέτηση PMU είναι ένα πρόβλημα υψηλής πολυπλοκότητας και οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ευριστικοί, η εύρεση της βέλτιστης λύσης δεν είναι σίγουρη, για αυτό το λόγο απαιτείται η εκτέλεσή τους αρκετές φορές.

Με βάση τα αποτελέσματα, ο ανοσοποιητικός γενετικός αλγόριθμος επιτυγχάνει καλύτερη απόδοση από τον απλό γενετικό αλγόριθμο, αλλά με αυξημένο υπολογιστικό κόστος. Η διαφορά στην απόδοσή τους μάλιστα μεγαλώνει καθώς η πολυπλοκότητα του δικτύου αυξάνεται. Επίσης και για τους δύο αλγόριθμους, τα ποσοστά επιτυχίας αυξάνονται όσο αυξάνεται ο πληθυσμός του γενετικού αλγόριθμου και ο μέγιστος αριθμός γενιών που ορίζεται σαν κριτήριο τερματισμού. Γενικά δεν μπορεί να ειπωθεί ότι υπάρχει κάποιος συγκεκριμένος κανόνας για την επιλογή του μεγέθους του πληθυσμού και του μέγιστου αριθμού γενιών, αλλά αυτό που φαίνεται από τα αποτελέσματα είναι ότι και οι δύο (ο μέγιστος αριθμός γενιών περισσότερο) πρέπει να αυξάνονται ανάλογα με το μέγεθος του δικτύου και την πολυπλοκότητά του, π.χ. αριθμός ζυγών μηδενικής έγχυσης ισχύος, πλήθος συνδέσεων κτλ. Αντίθετα, η πιθανότητα μετάλλαξης καλό είναι να κρατείται σε χαμηλά επίπεδα, όπως άλλωστε συμβαίνει και στη φύση. Σε κάθε περίπτωση, όμως, ο ασφαλέστερος τρόπος εύρεσης των κατάλληλων παραμέτρων του γενετικού αλγόριθμου για την εύρεση της βέλτιστης λύσης είναι οι πολλαπλές εκτελέσεις για διαφορετικούς συνδυασμούς των παραμέτρων του αλγόριθμου.

Τα αποτελέσματα των δύο μεθόδων για τη βέλτιστη τοποθέτηση PMU επιβεβαιώνονται με άλλες έγκυρες μεθόδους που βρέθηκαν στη διεθνή βιβλιογραφία και συμπεραίνεται ότι και οι δύο μέθοδοι καταλήγουν στα βέλτιστα αποτελέσματα.

7.2 ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η διπλωματική εργασία μπορεί να εμπλουτιστεί και να επεκταθεί με τους παρακάτω τρόπους:

- Επέκταση του λογισμικού, έτσι ώστε να περιλαμβάνει περισσότερες μεθόδους επίλυσης του προβλήματος βέλτιστης τοποθέτησης PMU.
- Διερεύνηση της αποδοτικότητας του αλγόριθμου για την τοποθέτηση PMU σε δίκτυα διανομής.
- Ενσωμάτωση στον ήδη υπάρχοντα αλγόριθμο της πιθανότητας απώλειας PMU από ένα ζυγό που είναι τοποθετημένο.
- Εφαρμογή της μεθόδου σε μεγαλύτερα ηλεκτρικά δίκτυα. Στην παρούσα εργασία το μεγαλύτερο ηλεκτρικό δίκτυο που εξετάστηκε ήταν των 118 ζυγών.
- Ενσωμάτωση οικονομικών παραμέτρων που αφορούν την τοποθέτηση PMU για άμεση εφαρμογή σε πραγματικά δίκτυα.