



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ & ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

**Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
«ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΠΡΑΓΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΥΦΥΗ
ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΑ»**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Βελτιστοποίηση Ροής Ισχύος σε Έξυπνο Δίκτυο
Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας με Χρήση
Μεθόδων Υπολογιστικής Νοημοσύνης**



Μεταπτυχιακός Φοιτητής: Σάββας Τσαβαρτζίδης, msciot19008

Επιβλέπων: Αλέξανδρος Αλεξανδρίδης, Καθηγητής

ΑΙΓΑΛΕΩ, ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2022



UNIVERSITY OF WEST ATTICA

FACULTY OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL & ELECTRONICS ENGINEERING

**Master of Science in
“INTERNET of THINGS AND INTELLIGENT
ENVIRONMENTS”**

MSc Thesis

**Power Flow Optimization in Smart Grid Using
Computational Intelligence Methods.**



Student: Tsavartzidis Savvas, msciot19008

MSc Thesis Supervisor: Alexandridis Alex, Professor

ATHENS-EGALEO, FEBRUARY 2022

Η Διπλωματική Εργασία έγινε αποδεκτή και βαθμολογήθηκε από την εξής τριμελή επιτροπή:

Αλεξανδρίδης Αλέξανδρος Καθηγητής (Επιβλέπων)	Βόκας Γεώργιος Καθηγητής (Μέλος)	Φαμέλης Ιωάννης Καθηγητής (Μέλος)

Copyright © Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ και [Σάββας Τσαβαρτζίδης],
[ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2022]**

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 τους συγγραφείς.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον/την συγγραφέα του και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις του επιβλέποντος, της επιτροπής εξέτασης ή τις επίσημες θέσεις του Τμήματος και του Ιδρύματος.

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Σάββας Τσαβαρτζίδης του Δημητρίου, με αριθμό μητρώου msciot19008, φοιτητής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ του Τμήματος ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ,

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου».

Ο Δηλών
[Υπογραφή]



[Ονοματεπώνυμο]
Σάββας Τσαβαρτζίδης

Περίληψη

Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν εδραιωθεί τα έξυπνα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας, ικανά να ανταπεξέλθουν σε νέες ανάγκες όπως προκύπτουν από την αυξανόμενη διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών, την εδραίωση των καταναλωμένων συστημάτων παραγωγής μικρότερης κλίμακας και την αλλαγή της ιδιότητας του καταναλωτή σε καταναλωτή - παραγωγό. Με τα προαναφερθέντα δεδομένα, ένα έξυπνο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να αντιμετωπίσει διάφορα προβλήματα, ένα από τα οποία είναι το πρόβλημα της βέλτιστης ροής ισχύος. Στην παρούσα διπλωματική εργασία, αρχικά γίνεται μια ανασκόπηση στην υπολογιστική νοημοσύνη και στις μεταερευνητικές μεθόδους και στην συνέχεια αναλύονται και συγκρίνονται διεξοδικά δύο δημοφιλείς μέθοδοι, οι γενετικοί αλγόριθμοι και ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO). Στην συνέχεια, διατυπώνονται οι βασικές έννοιες και οι μαθηματικές σχέσεις για την κατανόηση του προβλήματος ροής ισχύος και φυσικά οι στόχοι που εξυπηρετούνται κατά τη βελτιστοποίηση της, όπως για παράδειγμα η μείωση των αποκλίσεων τάσεων και των απωλειών πραγματικής ισχύος. Τέλος, για την σύγκριση των δύο αλγόριθμων (PSO & GA) στο πρόβλημα βέλτιστης ροής ισχύος, χρησιμοποιούνται δύο benchmark δίκτυα (IEEE-69 & IEEE-123) και η σύγκριση αφορά στην απόδοση της καλύτερης βέλτιστης λύσης, την αξιοπιστία και το χρόνο απόδοσης της βέλτιστης λύσης.

Λέξεις κλειδιά

Αλγόριθμος Σμήνους Σωματιδίων – Βέλτιστη Ροή Ισχύος – Γενετικός Αλγόριθμος – Έξυπνο Δίκτυο – Μεταερευνητικοί Αλγόριθμοι – Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας – Υπολογιστική Νοημοσύνη

Abstract

In recent decades, smart grids have been established, able to meet new needs as they emerge from the increasing penetration of renewable sources, the consolidation of small-scale distributed generation systems and the change of consumer status to consumer - producer. With the abovementioned facts, a smart grid has to face different problems, one of them being the problem of optimal power flow (OPF). Firstly, in this diploma thesis, a review of computational intelligence and metaheuristic methods is being accomplished, and subsequently, two popular algorithms, namely the genetic algorithm (GA) and the particle swarm optimization (PSO) algorithm are analyzed in more detail, and then compared with regard to their performance on the power flow optimization problem. Afterwards, the basic concepts, the mathematical equations, and of course the goal of the optimization problem are stated. Finally, two benchmark networks (IEEE-69 & IEEE-123) are used to compare the two algorithms (PSO & GA), and the comparison concerns the outcome of the best optimal solution, the reliability and the performance time of the optimal solution.

Key words

Computational Intelligence – Electric Power Systems – Genetic Algorithm – Metaheuristic Methods – Particle Swarm Optimization – Optimal Power Flow – Smart Grid

Πίνακας Ακρωνύμιων & Συντομογραφιών

Συντομογραφίες, Ακρωνύμιων	Αγγλικά	Ελληνικά
AI	Artificial Intelligence	Τεχνητή Νοημοσύνη
GA	Genetic algorithms	Γενετικοί αλγόριθμοι
OPF	Optimal Power Flow	Βελτιστοποίηση Ροής Ισχύος
PL	Power losses	Απώλειες ισχύος
PSO	Particle Swarm Optimization	Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων
VD	Voltage deviation	Απόκλιση της τάσης
ΑΠΕ		Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας
Σ.Η.Ε.		Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας

Πίνακας Ακρωνύμιων & συντομογραφιών

Περιεχόμενα

Περίληψη	5
Abstract	6
Πίνακας Συντομογραφιών	7
1. Εισαγωγή.....	9
2. Υπολογιστική νοημοσύνη - Μεταερευνητικές μέθοδοι αναζήτησης.....	12
2.1. Υπολογιστική νοημοσύνη – computational intelligence.....	12
2.1.1. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks).....	13
2.1.2. Εξελικτικός υπολογισμός.....	16
2.1.3. Νοημοσύνη σμήνους.....	17
2.1.4. Τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα	18
2.1.5. Ασαφή συστήματα	18
2.2. Μεταερευνητικές μέθοδοι – Metaheuristic methods	20
2.2.1. Ταξινόμηση μεταερευνητικών αλγορίθμων.....	21
2.3. Γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic algorithms - GA)	22
2.4. Βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (particle swarm optimization - PSO).....	27
3. Βελτιστοποίηση ροής ισχύος	31
3.1. Βασικές έννοιες.....	31
3.1.1. Σύστημα Ηλεκτρικής ενέργειας	31
3.1.2. Φορτίο	33
3.1.3. Ισχύς.....	34
3.1.4. Όρια	34
3.1.5. Ροή ισχύος.....	37
3.2. Διατύπωση του προβλήματος βελτιστοποίησης	39
3.3. Στόχος της βελτιστοποίησης ροής ισχύος.....	41
4. Case study	42
4.1. Benchmark δίκτυα διανομής ηλεκτρικής ενέργειας.....	42
4.2. Περιγραφή των πειραμάτων.....	44
4.3. Αποτελέσματα.....	44
4.4. Συζήτηση.....	57
5. Συμπεράσματα	60
6. Βιβλιογραφία	61
Παράρτημα: Τεχνικά χαρακτηριστικά δικτύων benchmark	64

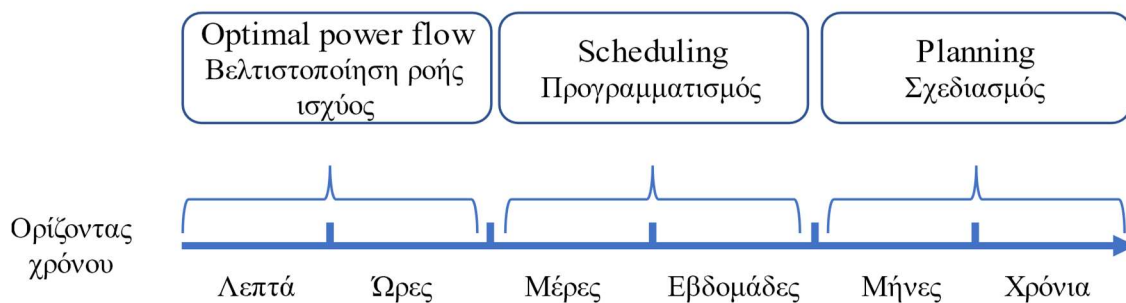
1. Εισαγωγή

Τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας (ΣΗΕ) εξελίσσονται συνεχώς τις τελευταίες δεκαετίες αλλάζοντας σταδιακά μορφή: πιο συγκεκριμένα, εξελίσσονται από συστήματα κεντρικής παραγωγής σε συστήματα μικρότερης κλίμακας και κατανεμημένης παραγωγής. Επιπρόσθετα, η σχέση παραγωγού καταναλωτή αλλάζει, με τον δεύτερο να γίνεται και παράγωγος μικρής κλίμακας και καταναλωτής ταυτόχρονα [1], [26] χάρη στην ανάπτυξη μιας αξιόπιστης υποδομής επικοινωνιών και πληροφοριών [2]. Έτσι, ένα ΣΗΕ εισέρχεται σε ένα νέο τεχνολογικό πλαίσιο, αυτό του έξυπνου δικτύου, που του επιτρέπει πιο αξιόπιστη, αποτελεσματική, ασφαλή και πιο οικονομική λειτουργία, ικανή να διευκολύνει την αυξημένη διείσδυση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ) και συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας (energy storage systems - ESS) [26]. Πλέον, οι διαχειριστές των έξυπνων ΣΗΕ έχουν στη διάθεσή τους ένα τεράστιο όγκο εισερχόμενων πληροφοριών και διαθέσιμων αποφάσεων ελέγχου, για να ελέγξουν τις κρίσιμες μεταβλητές κατάστασης δικτύου. Οι σύγχρονες προκλήσεις που αφορούν στη βελτιστοποίηση και τον έλεγχο του δικτύου, προκύπτουν από την κατανεμημένη παραγωγή και αποθήκευση, καθώς και τη στοχαστικότητα των ΑΠΕ [1]. Από την πλευρά του προβλήματος της βελτιστοποίησης, αυτή η νέα τάξη πραγμάτων προσφέρει πρόσφορο έδαφος για την εφαρμογή νέων μεθόδων, ικανών να αντιμετωπίσουν τις προαναφερθείσες προκλήσεις. Αυτές οι μέθοδοι πρέπει να διαχειρίζονται τον μεγάλο αριθμό των μεταβλητών σχεδιασμού και να παρέχουν ικανοποιητική ακρίβεια λύσεως, σε συνδυασμό με λογικό κόστος υπολογιστικής πολυπλοκότητας [1], σε διάφορους στόχους βελτιστοποίησης. Οι στόχοι μπορεί να διαφέρουν ανάλογα με τις προδιαγραφές του δικτύου και τον χρονικό ορίζοντα, όπως φαίνεται στον πίνακα 1.1 [3].

Οι διαδικασίες βελτιστοποίησης που πρέπει να εκτελεστούν σε ένα Σ.Η.Ε. μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις κυρίες κατηγορίες, τη βέλτιστη ροή ισχύος (OPF) [4], τον προγραμματισμό [5] και το σχεδιασμό [6], [7]. Το OPF περιγράφει ένα ευρύτερο σύνολο στόχων βελτιστοποίησης που ισχύουν για την αποτελεσματική λειτουργία του έξυπνου δικτύου που οριοθετείται από έναν αριθμό λειτουργικών περιορισμών. Σε εργασίες που σχετίζονται με τον προγραμματισμό παραγωγής, οι διαχειριστές δικτύου καταρτίζουν σχέδια προγραμματισμού διάθεσης ισχύος με βάση τη συνολική αναμενόμενη ζήτηση ενεργού και άεργου ισχύος. Παρόλο που αυτά τα δύο προβλήματα μοιράζονται παρόμοιους στόχους, αναφέρονται σε διαφορετικούς ορίζοντες. Ο προγραμματισμός και ο σχεδιασμός προσανατολίζονται στην αντιμετώπιση της ζήτησης φορτίου χρησιμοποιώντας τους επί του παρόντος διαθέσιμους πόρους, ενώ ο σχεδιασμός διαμορφώνει στρατηγικές λύσεις για την αντιμετώπιση των αναμενόμενων απαιτήσεων στο μακρινό μέλλον επενδύοντας σε επεκτασιμότητα του δικτύου και τον έλεγχο εκπομπών. Τα τρία προβλήματα συνήθως εκτείνονται σε διαφορετικούς χρονικούς ορίζοντες, όπως φαίνεται στην εικόνα 1.1. [3]

Στόχοι βελτιστοποίησης	Περιγραφή
Κόστος παραγωγής	Ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους παραγωγής
Πραγματικές απώλειες ισχύος	Ελαχιστοποίηση των απωλειών ισχύος
Μεταβατική ευστάθεια	Μεγιστοποίηση της ευστάθειας του δικτύου έναντι μεταβατικών φαινομένων
Βελτίωση προφίλ τάσης	Ελαχιστοποίηση της απόκλισης τάσεως
Ρυπογόνες εκπομπές	Ελαχιστοποίηση των ρυπογόνων εκπομπών
Ανθεκτικότητα δικτύου	Ελαχιστοποίηση δεικτών που σχετίζονται με απρόσμενα ενδεχόμενα

Πίνακας 1.1 Κατηγορίες στόχων βελτιστοποίησης [3]



Εικόνα 1.1 Χρονική κατάταξη των τριών προβλημάτων βελτιστοποίησης [3]

Συγκεκριμένα για την βελτιστοποίηση ροής ισχύος (OPF), το πρόβλημα στη γενική του μορφή απαιτεί την επίλυση μιας μη γραμμικής και μη κυρτής συνάρτησης, η οποία διέπεται από λειτουργικούς περιορισμούς που είναι τα φυσικά όρια του συστήματος. Οι περιορισμοί είναι αυστηροί διότι πρέπει να διασφαλίζεται η ασφάλεια του συστήματος και των καταναλωτών. Οι μέθοδοι επίλυσης του προβλήματος (OPF) έχουν ως στόχο τη βελτιστοποίηση της ροής ισχύος, με σκοπό την ικανοποίηση των απαιτήσεων ισχύος κάθε κόμβου κατανάλωσης, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα κάποιο άλλο τεχνικό μετρικό. Αξίζει να σημειωθεί ότι η αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος μπορεί να λάβει διαφορετικές μορφές, βάσει των προθέσεων του διαχειριστή συστήματος [21].

Όπως προαναφέρθηκε, νέες προκλήσεις εισέρχονται στην επίλυση του προβλήματος OPF οι οποίες προέρχονται από τη νέα δομή του έξυπνου δικτύου και τη διεύθυνση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Οι νέες αυτές προκλήσεις αυξάνουν την πολυπλοκότητα του συστήματος και το καθιστούν ταυτόχρονα πιο ευμετάβλητο, από διάφορους τυχαίους παράγοντες (π.χ. καιρικά φαινόμενα) [8]. Σαν αποτέλεσμα, οι ντετερμινιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την επίλυση του OPF χάνουν έδαφος σε σχέση με τις μη ντετερμινιστικές, διότι οι μη ντετερμινιστικές έχουν ένα πιο στοχαστικό τρόπο επίλυσης που προσεγγίζει καλύτερα το πρόβλημα του OPF [3], [9], [7]. Μη ντετερμινιστικές αλγοριθμικές μέθοδοι που ανήκουν στην υπολογιστική νοημοσύνη και στους μεταερευνητικούς αλγόριθμους αποτελούν μια κατηγορία αλγορίθμων που ανταποκρίνονται καταλληλά στην εύρεση βέλτιστης λύσης σε πολύπλοκα και ευμετάβλητα περιβάλλοντα. Επίσης οι μη ντετερμινιστικές αλγοριθμικές μέθοδοι δεν βασίζονται μόνο στις επιστήμες των μαθηματικών και της πληροφορικής, αλλά αυτές συνδυάζονται και με άλλους

επιστημονικούς κλάδους όπως λ.χ. της βιολογίας. Οι μεταερευτικές μέθοδοι αποτελούν μια κατηγορία αλγορίθμων βελτιστοποίησης ικανών να ξεπεράσουν τις δυσκολίες που συνήθως συναντώνται στη βελτιστοποίηση έξυπνου δικτύου και παρέχουν λύσεις καλύτερης ποιότητας από τις κλασικές μεθόδους. Βασιζόμενοι στη στοχαστική αναζήτηση, μειώνουν τον κίνδυνο να παγιδευτούν στα τοπικά ελάχιστα, ενώ η δημιουργία και η εξέλιξη πολλαπλών λύσεων που χρησιμοποιούνται από τις περισσότερες μεταερευτικές μεθόδους προσφέρουν αυξημένες δυνατότητες εξερεύνησης. [3], [10], [11].

Αρκετά επιστημονικά άρθρα και έρευνες έχουν δημοσιευθεί για την αποδοτικότητα της επίλυσης του προβλήματος OPF με τη χρήση μεταερευτικών αλγορίθμων [12], [9], [13], [14]. Τα άρθρα αυτά και οι έρευνες εξάγουν θετικά συμπεράσματα για την αποτελεσματικότητα των στοχαστικών μεθόδων. Όμως, δεν γίνεται εκτεταμένη σύγκριση των μεθόδων σε κοινά benchmark δίκτυα. Επίσης, λίγες κριτικές αναλύουν το ζήτημα της υπολογιστικής πολυπλοκότητας που έχει αντίκτυπο στο χρόνο απόδοσης της βέλτιστης λύσης, όταν ο χρόνος παίζει καθοριστικό ρόλο στην ευστάθεια του συστήματος αφού η λύση αναζητείται σε σχεδόν πραγματικό χρόνο.

Η παρούσα εργασία εστιάζει σε δύο μεταερευτικούς αλγορίθμους υπολογιστικής νοημοσύνης, το γενετικό αλγόριθμο (GA) και τον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων (PSO) και μελετά την απόδοση τους πάνω σε δύο benchmark δίκτυα IEEE-69 και IEEE-123. Αντλούνται συμπεράσματα σχετικά με το ποια μέθοδος παρουσιάζει την καλύτερη βέλτιστη λύση, σε τι χρόνο την αποδίδει και κατά πόσο είναι αξιόπιστη, δηλαδή αν αποδίδονται σταθερά καλές λύσεις για διαφορετικές αρχικοποιήσεις των αλγορίθμων.

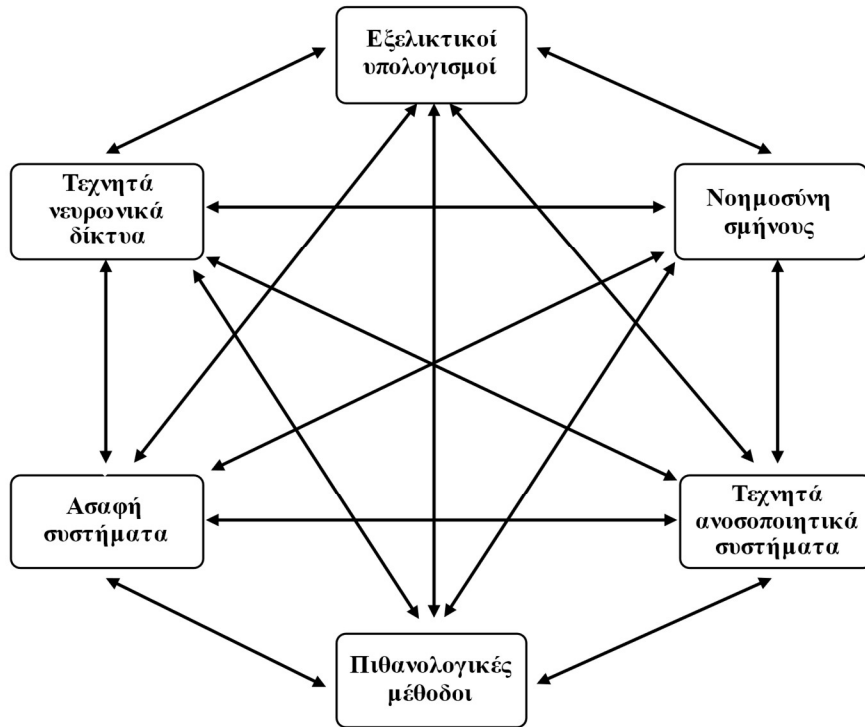
Η δομή αυτής της εργασίας έχει ως εξής: Η Ενότητα 2 κάνει μια εισαγωγή στην υπολογιστική νοημοσύνη και στις κυρίες κατηγορίες αλγορίθμων, οι οποίες ανήκουν στην υπολογιστική νοημοσύνη. Έπειτα, στην ίδια ενότητα αναλύονται οι μεταερευτικές μέθοδοι και τέλος γίνεται μια πιο αναλυτική παρουσίαση των αλγορίθμων που εξετάζονται στην εργασία, του γενετικού και του αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων. Στην συνέχεια, στην τρίτη ενότητα παρουσιάζονται οι βασικές έννοιες που είναι αναγκαίες για την κατανόηση του προβλήματος της βελτιστοποίησης ροής ισχύος, μαζί με τη μαθηματική διατύπωση και τους στόχους που εξυπηρετεί η βελτιστοποίηση ροής ισχύος. Στην τέταρτη ενότητα απεικονίζονται τα benchmark δίκτυα (για τα οποία υπάρχει παράρτημα όπου παρουσιάζονται λεπτομερώς), γίνεται η περιγραφή των πειραμάτων, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και η συζήτηση για αυτά. Στην ενότητα 5 βρίσκονται τα συμπεράσματα και τέλος η ενότητα 6 εμπεριέχει τη βιβλιογραφία.

2. Υπολογιστική νοημοσύνη - Μεταευρητικές μέθοδοι αναζήτησης

2.1. Υπολογιστική νοημοσύνη – computational intelligence

Ο όρος νοημοσύνη είναι μια έννοια που δύσκολα ορίζεται επακριβώς. Το λεξικό ορίζει ως νοημοσύνη «το σύνολο των γνωστικών ικανοτήτων του ανθρώπου, δηλαδή η αντίληψη, η μνήμη, ο συνειρμός, η φαντασία, η προσοχή και η διάνοηση και ειδικότερα η ικανότητα προσαρμογής σε νέες καταστάσεις και η ικανότητα να αντιλαμβάνεται ομοιότητες, διαφορές και σχέσεις» [25]. Συμφωνά με το παραπάνω, η νοημοσύνη είναι ικανότητα του ανθρώπου, αλλά υπάρχουν στιγμές που εντοπίζεται και στα ζώα και στις μηχανές. Οπότε γίνεται λόγος για τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligent - AI). Για την τεχνητή νοημοσύνη υπάρχουν αρκετοί ορισμοί - σύμφωνα με τον J. S. Albus είναι « η ικανότητα ενός συστήματος να ενεργεί καταλλήλως σε ένα αβέβαιο περιβάλλον, όπου η κατάλληλη ενέργεια είναι αυτή που αυξάνει την πιθανότητα επιτυχίας και η επιτυχία είναι η επίτευξη υποκειμενικών επιμέρους στόχων που εξυπηρετούν τον τελικό στόχο του συστήματος » [15]. Σύμφωνα με τον παραπάνω ορισμό η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης είναι επίτευξη στόχων δηλαδή η εύρεση βέλτιστης λύσης σε πολύπλοκα και ευμετάβλητα περιβάλλοντα. Όπως γίνεται κατανοητό λόγω της « αβεβαιότητας » που προκύπτει από το περιβάλλον, η τεχνητή νοημοσύνη δεν βασίζεται μόνο στις επιστήμες των μαθηματικών και της πληροφορικής, αλλά απαιτείται και η συνδρομή άλλων επιστημονικών κλάδων όπως της βιολογίας.

Μια υποκατηγορία της τεχνητής νοημοσύνης είναι η υπολογιστική νοημοσύνη. Βασικό στοιχείο της υπολογιστικής νοημοσύνης είναι η μίμηση μηχανισμών οι οποίοι παρατηρούνται στη φύση, όπως η διαδικασία της εξέλιξης των ειδών. Στόχος της υπολογιστικής νοημοσύνης είναι η επίλυση προβλημάτων που εμφανίζονται σε πολύπλοκα και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα με «ευφυή» τρόπο μέσω της προσομοίωσης φυσικών διεργασιών. Οι μηχανισμοί τεχνητής νοημοσύνης που μιμούνται φυσικές διεργασίες έχουν τη δυνατότητα να μαθαίνουν, να προσαρμόζονται, να ανακαλύπτουν, να γενικεύουν, να συσχετίζουν και να λειτουργούν αφαιρετικά. Στην υπολογιστική νοημοσύνη υπάρχουν πέντε κύριοι τρόποι αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται για την επίλυση προβλημάτων, οι οποίοι είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks), εξελικτικοί υπολογισμοί (evolutionary computation), νοημοσύνη σμήνους (swarm intelligence), τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα (artificial immune systems) και ασαφή συστήματα (fuzzy systems). Καθένας από τους προαναφερθέντες τρόπους είχε ως βάση έμπνευσης την αρχή λειτουργίας βιολογικών συστημάτων. Ειδικότερα, τα μοντέλα τεχνητών νευρωνικών συστημάτων βασίζονται στα βιολογικά νευρικά συστήματα, τα μοντέλα των εξελικτικών υπολογισμών βασίζονται στη φυσική εξέλιξη, (συμπεριλαμβάνοντας τη γενετική και τη συμπεριφορική εξέλιξη), τα μοντέλα νοημοσύνης σμήνους προσομοιώνουν το τρόπο κοινωνικής συμπεριφοράς των οργανισμών που ζουν σε σμήνη ή αποικίες, τα μοντέλα των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων μιμούνται την λειτουργία του ανθρώπινου ανοσοποιητικού συστήματος και τα ασαφή συστήματα έχουν τις ρίζες τους σε μελέτες για το πως οι οργανισμοί αλληλοεπιδρούν με το περιβάλλον. Επίσης, οι αλγόριθμοι υπολογιστικής νοημοσύνης μπορούν να συνδυαστούν με πιθανολογικές μεθόδους (probabilistic methods) και όπως φαίνεται στην εικόνα 2.1.1: τα βέλη δείχνουν τους συνδυασμούς που μπορούν να γίνουν για την δημιουργία υβριδίων [10].

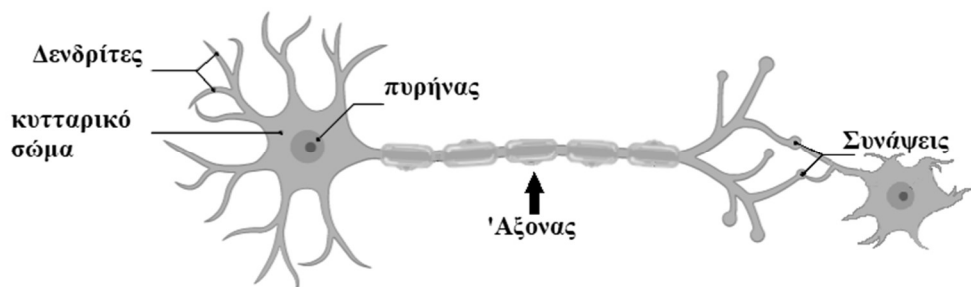


Εικόνα 2.1.1 Συνδυασμοί για την δημιουργία υβριδίων αλγορίθμων

2.1.1. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks)

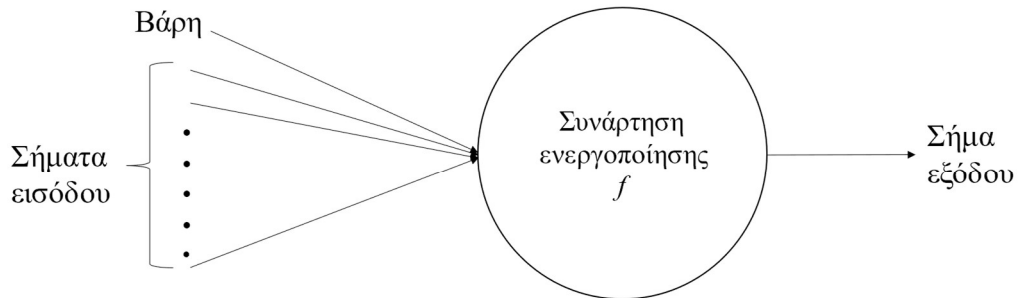
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βασίζονται στην δομή και στην αρχή λειτουργίας του βιολογικού νευρικού συστήματος του εγκέφαλου. Ο εγκέφαλος είναι ένα πολύπλοκο σύστημα που εκτελεί παράλληλα πολυάριθμες και απαιτητικές εργασίες. Σύμφωνα με υπολογισμούς υπάρχουν 10 με 500 δισεκατομμύρια νευρώνες στον ανθρώπινο φλοιό, με 60 εκατομμύρια συνάψεις, οπότε οι νευρώνες είναι διατεταγμένοι σε περίπου 1000 κυρίες ενότητες, καθεμία από τις οποίες έχει περίπου 500 νευρωνικά δίκτυα. Όπως γίνεται ευκολά αντιληπτό με τις δυνατότητες της υπολογιστικής ισχύος και του χώρου αποθήκευσης την σήμερα ημέρα, δεν είναι εφικτό να μοντελοποιήσουμε το βιολογικό σύστημα του εγκέφαλου. Ως αποτέλεσμα, τη δεδομένη χρονική περίοδο είναι δυνατή η υλοποίηση μέσου μεγέθους τεχνητών νευρωνικών δικτύων [10].

Η δομή ενός νευρικού κυττάρου είναι το νευρικό σώμα τον πυρήνα εντός του σώματος, τους δενδρίτες, τον άξονα και τις συνάψεις όπως απεικονίζεται στο εικόνα 2.1.1.1. οι νευρώνες αλληλοσυνδέονται, μέσω του άξονα ενός νευρώνα και το δενδριτή ενός άλλου νευρώνα, οπότε αυτή η σύνδεση αναφέρεται ως σύναψη. Έτσι όταν ο νευρώνας διεγερθεί από εξωτερικό παράγοντα ή από προηγούμενο νευρώνα, σήματα μεταφέρονται από τους δενδρίτες στον άξονα και έπειτα σε άλλους δεντρικές που έχουν συνάψεις [10], [27].



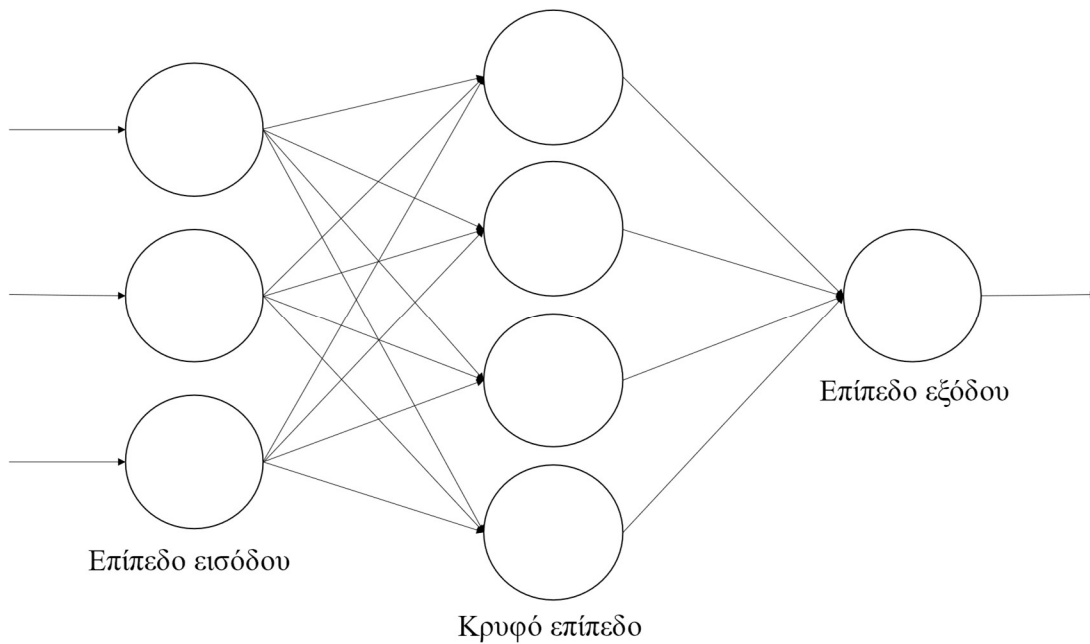
Εικόνα 2.1.1.1 Δομή νευρικού κυττάρου

Ένας τεχνητός νευρώνας μοιάζει με ένα μοντέλο ενός βιολογικού [10]. Κάθε τεχνητός νευρώνας λαμβάνει σήματα από το εξωτερικό περιβάλλον ή από άλλους νευρώνες, τα συγκεντρώνει και με την σειρά του τα μεταδίδει σε άλλους. Σύμφωνα με την εικόνα 2.1.1.2, που είναι μια αναπαράσταση ενός τεχνητού νευρώνα, τα σήματα εισόδου επηρεάζονται ανασταλτικά ή ενισχυτικά από ένα « σήμα » αριθμητικού βάρους που σχετίζονται με την σύνδεση του νευρώνα. Η ενεργοποίηση ενός τεχνητού νευρώνα και ισχύς του εξερχομένου σήματος εξαρτάται από μία συνάρτηση ενεργοποίησης [10], [28]. Δηλαδή, ο τεχνητός νευρώνας συλλέγει τα εισερχόμενα σήματα σε συνάρτηση με τα αντίστοιχα βάρη και υπολογίζει ένα καθαρό σήμα εισόδου, το οποίο με τη σειρά του λειτουργεί ως « ενεργοποιητής » που υπολογίζει το σήμα εξόδου του νευρώνα [10], [28].



Εικόνα 2.1.1.2 Τεχνητός Νευρώνας

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι πολυεπίπεδο και αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου. Οι τεχνητοί νευρώνες σε ένα επίπεδο συνδέονται, πλήρως ή μερικώς, με άλλους τεχνητούς νευρώνες σε επόμενο επίπεδο. Οι συνδέσεις με τα προηγούμενα επίπεδα είναι επίσης δυνατές. Μια τυπική δομή απεικονίζεται στην εικόνα 2.1.1.3 [10], [28].



Εικόνα 2.1.1.3 Τεχνητό Νευρικό Δίκτυο

Έχουν αναπτυχθεί διάφοροι τύποι τεχνητών νευρωνικών δικτύων, μερικά παραδείγματα είναι [10]:

- Τεχνητά δίκτυα ενός κρυφού επιπέδου. (Single-Layer Neural Network)
- Πολυεπίπεδα Τεχνητά δίκτυα Εμπρόσθιας τροφοδότησης και τεχνητά δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων βάσης. (Multilayer Feedforward Neural Network).
- Χρονικά Τεχνητά δίκτυα. (Temporal Neural Network).
- Τεχνητά δίκτυα Αυτό-οργάνωσης. (Self-Organizing Neural Network).
- Δίκτυα ακτινικής συνάρτησης βάσης (Radial Basis Function Neural Network).
- Συνδυασμένα εποπτευόμενα και μη εποπτευόμενα Τεχνητά δίκτυα. (Combined Supervised and Unsupervised Neural Network).

Αυτοί οι τύποι τεχνητών νευρωνικών δικτύων έχουν χρησιμοποιηθεί για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως διάγνωση ασθενειών [29], αναγνώριση ομιλίας, εξόρυξη δεδομένων, σύνθεση μουσικής, επεξεργασία εικόνας [30], πρόβλεψη [31], [32], [33] αυτόματο έλεγχο [34], [35], [36] έλεγχο ρομπότ [37], έγκριση πίστωσης, ταξινόμηση, αναγνώριση προτύπων [38], σχεδιασμό στρατηγικών παιχνιδιών, συμπίεση και πολλά αλλά [10].

2.1.2. Εξελικτικός υπολογισμός

Ο εξελικτικός υπολογισμός μιμείται τις διαδικασίες από τη φυσική εξέλιξη, κατά την οποία οι οργανισμοί που κρίνονται πιο κατάλληλοι και ικανοί επιβιώνουν στον περιβάλλον, ενώ οι πιο αδύναμοι πεθαίνουν. Στη φυσική εξέλιξη, η επιβίωση επιτυγχάνεται μέσω της διαδικασίας της αναπαραγωγής δηλαδή, ο απόγονος που αναπαράγεται από δύο γονείς ή μερικές φορές και από περισσότερους, κληρονομεί γενετικό υλικό των γονέων. Οπότε ο απόγονος κληρονομεί κάποια καλά χαρακτηριστικά και επιβιώνει [10], [39].

Στους εξελικτικούς αλγόριθμους υπάρχει ένας πληθυσμός «ατόμων», οπου κάθε ένα άτομο αναφέρεται ως χρωμόσωμα. Το χρωμόσωμα καθορίζει τα χαρακτηριστικά του ατόμου και το κάνει να ξεχωρίζει μέσα στον πληθυσμό. Κάθε χαρακτηριστικό αναφέρεται ως γονίδιο, η τιμή του οποίου αναφέρεται ως αλληλόμορφο γονίδιο (allele). Έπειτα, η κάθε γενιά ατόμων ανταγωνίζονται για τη αναπαραγωγή απογόνων και τα άτομα με τις καλύτερες δυνατότητες επιβίωσης έχουν τις περισσότερες ευκαιρίες να αναπαραχθούν. Οι απόγονοι που δημιουργούνται είναι επί της ουσίας ένας συνδυασμός των γονέων, δηλαδή αποκτούν χαρακτηριστικά και από τους δύο (ή και από περισσότερους). Η διαδικασία αυτή ονομάζεται διασταύρωση (crossover). Επίσης, υπάρχει η πιθανότητα μετάλλαξης του χρωμοσώματος μεταβαλλόντας μέρος του αλληλόμορφου. Εν προκειμένω, η δυνατότητα επιβίωσης του καθενός ατόμου μετριέται χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση απόδοσης (fitness function), η οποία καθορίζει τους στόχους και τους περιορισμούς του προς επίλυση προβλήματος. Μετά από κάθε γενιά, συγκεκριμένα άτομα επιβιώνουν στην επόμενη γενιά (ελιτισμός). Επιπλέον, τα χαρακτηριστικά συμπεριφοράς (όπως ενθουλακώνονται σε φαινότυπους) μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να επηρεάσουν την εξελικτική διαδικασία με δύο τρόπους: οι φαινότυποι μπορούν να επηρεάσουν γενετικές αλλαγές ή και τα χαρακτηριστικά συμπεριφοράς [10], [40].

Κατηγορίες εξελικτικών αλγορίθμων [10]:

- Γενετικοί αλγόριθμοι που μοντελοποιούν τη γενετική εξέλιξη.
- Γενετικός προγραμματισμός που βασίζεται σε γενετικούς αλγόριθμους, αλλά τα άτομα είναι προγράμματα (εκπροσωπούνται ως δέντρα).
- Εξελικτικός προγραμματισμός που προέρχεται από την προσομοίωση προσαρμοστικής συμπεριφοράς στην εξέλιξη (φαινοτυπική εξέλιξη).

- Στρατηγικές εξέλιξης που στοχεύουν στη μοντελοποίηση των παραμέτρων στρατηγικής που ελέγχουν τη διακύμανση της εξέλιξης, δηλαδή την εξέλιξη της εξέλιξης.
 - Διαφορική εξέλιξη, η οποία είναι παρόμοια με τους γενετικούς αλγόριθμους, που διαφέρει στον χρησιμοποιούμενο μηχανισμό αναπαραγωγής.
 - Πολιτιστική εξέλιξη που μοντελοποιεί την εξέλιξη του πολιτισμού ενός πληθυσμού και πώς επηρεάζει τη γενετική και φαινοτυπική εξέλιξη των ατόμων.
 - Συνεργασία όπου αρχικά «ανόητα» άτομα εξελίσσονται μέσω συνεργασίας, ή σε ανταγωνισμό μεταξύ τους, αποκτώντας τα απαραίτητα χαρακτηριστικά για να επιβιώσουν.
- Άλλες πτυχές της φυσικής εξέλιξης έχουν επίσης διαμορφωθεί, όπως για παράδειγμα οι καταναμημένοι γενετικοί αλγόριθμοι, όπου διατηρούνται διαφορετικοί πληθυσμοί με γενετική εξέλιξη σε κάθε πληθυσμό. Επιπλέον, μοντελοποιούνται διαδικασίες όπως η μετανάστευση μεταξύ των πληθυσμών. Ο εξελικτικός υπολογισμός έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε εφαρμογές πραγματικού κόσμου, για παράδειγμα, εξόρυξη δεδομένων, συνδυαστική βελτιστοποίηση, διάγνωση σφαλμάτων, ταξινόμηση, ομαδοποίηση, προγραμματισμός και προσέγγιση χρονολογικών σειρών [10], [40].

2.1.3. Νοημοσύνη σμήνους

Οι υπολογιστικοί αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους βασίζονται στο τρόπο λειτουργίας σμηνών ή αποικιών ζωντανών οργανισμών [10], [41]. Επί τις ουσίας, η μελέτη της κοινωνικής συμπεριφοράς οργανισμών σε σμήνη οδήγησε στον σχεδιασμό αλγόριθμων βελτιστοποίησης και ομαδοποίησης [10]. Ένα παράδειγμα προερχόμενο από τη συμπεριφορά σμήνους πουλιών που αναζητούν τροφή, οδήγησε στον σχεδιασμό του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (Particle swarm optimization) [10]. Επίσης, παραδείγματα προέχονται από την μελέτη του τρόπου ανίχνευσης τροφής των εντόμων που οδήγησαν στη δημιουργία αλγόριθμων βελτιστοποίησης όπως ο αλγόριθμος αποικίας μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization) και μελισσών (Bees algorithm) [41].

Η βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων όπως προαναφέρθηκε βασίζεται στην συμπεριφορά σμηνών πουλιών και είναι μια στοχαστική μέθοδος βελτιστοποίησης. Η διαδικασία βελτιστοποίησης γίνεται με βάση ένα πληθυσμό από τα άτομα που τον αποτελούν. Τα άτομα ονομάζονται σωματίδια και ομαδοποιούνται σε σμήνη. Το κάθε σωματίδιο αντιπροσωπεύει μια λύση στο πρόβλημα που χρήζει βελτιστοποίησης. Αναλυτικότερα το κάθε σωματίδιο κινείται ή μπορούμε να υποθέσουμε ότι «πετάει» σε ένα πολυδιάστατο χώρο αναζητώντας την βέλτιστη λύση βάσει και τις δικιάς του εμπειρίας αλλά και των γειτονικών σωματιδίων. Δηλαδή, τα σωματίδια αλληλοεπηρεάζονται κατά την διαδικασία εύρεσης της βέλτιστης λύσης και πετούν προς σε αυτήν, ανιχνεύοντας διεξοδικά την περιοχή αναζήτησης. Η απόδοση κάθε σωματιδίου (δηλαδή το ποσό πλησιάζει στην βέλτιστη λύση) μετριέται από μια προκαθορισμένη συνάρτηση απόδοσης σχετική με το πρόβλημα και του περιορισμούς του [10]. Οι εφαρμογές βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων περιλαμβάνουν προσέγγιση συνάρτησης, ομαδοποίηση, βελτιστοποίηση τυπωμένων κυκλωμάτων [42], βελτιστοποίηση μηχανικών κατασκευών, ασύρματα δίκτυα αισθητήρων [43] και επίλυση διαφορικών εξισώσεων [44].

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησής μυρμηγκιών βασίζεται στην μοντελοποίηση της απόθεσης φερομονών από τα μυρμηγκία στην αναζήτησή τους για τις μικρότερες διαδρομές προς πηγές τροφής. Οδηγώντας στην ανάπτυξη αλγορίθμων βελτιστοποίησης οι οποίοι ανιχνεύουν την συντομότερη διαδρομή. Εφαρμογές βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών περιλαμβάνουν τη βελτιστοποίηση δρομολόγησης σε δίκτυα τηλεπικοινωνιών, το χρωματισμό γραφημάτων, τον

προγραμματισμό και την επίλυση του προβλήματος τετραγωνικής ανάθεσης [10]. Μελέτες για τη δημιουργία φωλιών μυρμηγκιών και μελισσών οδήγησαν στην ανάπτυξη αλγορίθμων ομαδοποίησης και δομικής βελτιστοποίησης [10], [41].

2.1.4. Τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα

Ένα τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα (artificial immune system) μιμείται ένα φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα το οποίο έχει την ικανότητα αντιστοίχισης προτύπων [10]. Η ικανότητά αντιστοίχισης χρησιμοποιείται για την διάκριση ξένων κυττάρων που εισέρχονται στο σώμα τα λεγόμενα ως αντιγόνα και των κυττάρων που ανήκουν στο σώμα [10]. Επίσης το φυσικό ανοσοποιητικό έχει μια επιπλέον ικανότητά καθώς αντιμετωπίζει ένα αντίγονο αν απομνημονεύει την δομή του έτσι ώστε στο μέλλον όταν προσβληθεί ξανά το ανοσοποιητικό να υπάρξει μια πιο αποτελεσματική και γρήγορη απόκριση στην αντιμετώπιση του αντιγόνου. Δηλαδή το ανοσοποιητικό έχει προσαρμοστική φύση (adaptive nature) [10], [45].

Υπάρχουν τέσσερα μοντέλα φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος [10]:

- Η κλασική άποψη του ανοσοποιητικού συστήματος είναι ότι το ανοσοποιητικό σύστημα διακρίνει τα κύτταρα που ανήκουν στο σώμα και τα αντιγόνα, χρησιμοποιώντας λεμφοκύτταρα που παράγονται στα λεμφοειδή όργανα. Αυτά τα λεμφοκύτταρα «μαθαίνουν» να συνδέονται με το αντιγόνο.
- Θεωρία κλωνικής επιλογής (Clonal selection theory), όπου ένα ενεργό B-κύτταρο παράγει αντισώματα μέσω μιας διαδικασίας κλωνοποίησης. Οι παραγόμενοι κλώνοι μεταλλάσσονται επίσης.
- Θεωρία κινδύνου (Danger theory), όπου το ανοσοποιητικό σύστημα έχει τη δυνατότητα να διακρίνει μεταξύ επικίνδυνου και μη επικίνδυνου αντιγόνου.
- Θεωρία δικτύου (Network theory), όπου θεωρείται ότι τα B- κύτταρα σχηματίζουν ένα δίκτυο. Όταν ένα B- κύτταρο αποκρίνεται σε ένα αντιγόνο, αυτό το B- κύτταρο ενεργοποιείται και διεγείρει όλα τα άλλα B- κύτταρα στα οποία είναι συνδεδεμένο στο δίκτυο.

Ένα τεχνητό σύστημα διαμορφώνει ορισμένες από τις πτυχές ενός φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος και τις χρησιμοποιεί για εφαρμογές επίλυσης προβλημάτων αναγνώρισης προτύπων, την εκτέλεση εργασιών ταξινόμησης και συγκέντρωση δεδομένων και επιπλέον τον έλεγχο σμήνους αυτόνομων οχημάτων [46].

2.1.5. Ασαφή συστήματα

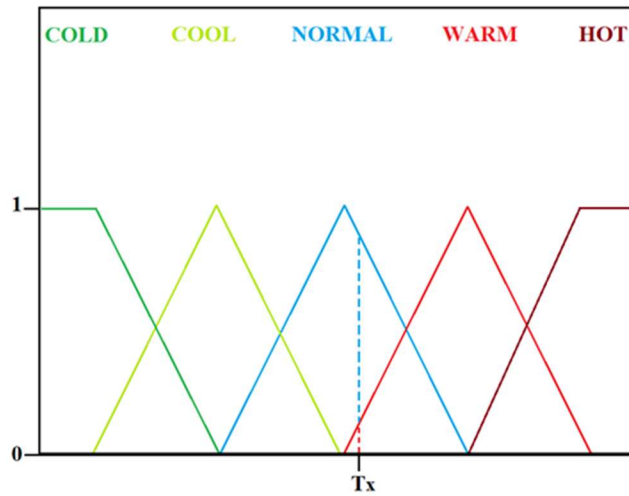
Ένα ασαφές σύστημα είναι ένα σύστημα ελέγχου που βασίζεται στην ασαφή λογική. Η ασαφής λογική είναι μία μορφή λογικής κατά την οποία μια τιμή μιας μεταβλητής μπορεί να είναι ένας οποιοσδήποτε πραγματικός αριθμός μεταξύ 0 και 1 ή ποσοστό επί τις εκατό και χρησιμοποιείται για τη διαχείριση της έννοιας της μερικής αλήθειας, όπου η πραγματική τιμή μπορεί να κυμαίνεται μεταξύ εντελώς αληθούς και εντελώς ψευδούς. Αντίθετα, στην ψηφιακή λογική, οι τιμές των μεταβλητών είναι αυστηρά ακέραιες τιμές 0 ή 1 [10], [23].

Τα ασαφή συστήματα επιτρέπουν προσεγγιστική συλλογιστική. Δηλαδή ένα στοιχείο μπορεί να ανήκει σε ένα σύνολο με κάποιο βαθμό αβεβαιότητάς και να εξάγονται αποτελέσματα με ένα βαθμό αβεβαιότητας. Με αποτέλεσμα, τα ασαφή σύνολα και η ασαφής λογική των συστημάτων επιτρέπουν την μοντελοποίηση της κοινής λογικής [10].

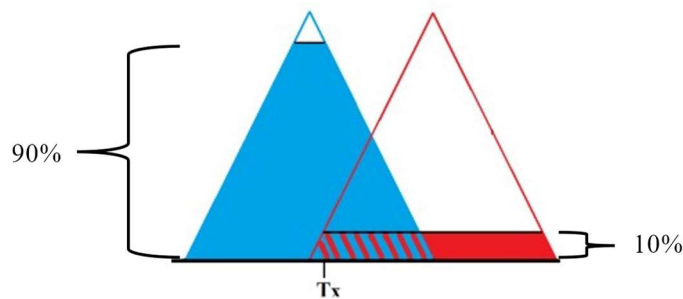
Η αβεβαιότητα στα ασαφή συστήματα αναφέρεται ως μη στατιστική αβεβαιότητα και δεν πρέπει να συγχέεται με τη στατιστική αβεβαιότητα. Η στατιστική αβεβαιότητα βασίζεται στους νόμους της πιθανότητας, ενώ η μη στατιστική αβεβαιότητα βασίζεται στην αοριστία, την ανακρίβεια και

την ασάφεια. Η μη στατιστική αβεβαιότητα είναι εγγενής ιδιότητα ενός συστήματος και δεν μπορεί να τροποποιηθεί ή να επιλυθεί με παρατηρήσεις [10].

Ένα παράδειγμα είναι μια τιμή θερμοκρασίας η οποία μπορεί να καταταχθεί με βάση ποσοστού στον κάθε κανόνα. Όπως φαίνεται στις εικόνες 2.1.5.1 & 2.1.5.2 η θερμοκρασία T_x αντιστοιχεί σε δύο κανόνες σε ποσοστά 90% και 10% .



Εικόνα 2.1.5.1 Απεικόνιση Κανόνων Θερμοκρασίας



Εικόνα 2.1.5.2 Ποσοστά στα οποία ανήκει η θερμοκρασία βάση των κανόνων

Τα ασαφή συστήματα έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία για τον έλεγχο συστημάτων, κιβωτίων ταχυτήτων και συστημάτων πέδησης σε οχήματα, έλεγχο ανελκυστήρων, οικιακών συσκευών, έλεγχο σημάτων κυκλοφορίας και πολλά άλλα [10].

2.2.Μεταευρετικές μέθοδοι – Metaheuristic methods

Οι μεταευρετικές μέθοδοι είναι μια πολύ σημαντική υποκατηγορία των στοχαστικών μεθόδων βελτιστοποίησης. Μέθοδοι στοχαστικής βελτιστοποίησης είναι οι μέθοδοι οι οποίοι παράγουν και χρησιμοποιούν τυχαίες μεταβλητές για την επίλυση προβλημάτων. Τα προβλήματα μπορεί να είναι στοχαστικά δηλαδή να εμφανίζουν τυχαίες μεταβλητές ή να είναι μη στοχαστικά αλλά να χρησιμοποιούνται τυχαίες επαναλήψεις για την επίλυση τους [16].

Μπορούμε να πούμε ότι μεταευρετικοί μέθοδοι είναι ένα αλγοριθμικό πλαίσιο που περιέχει ένα σύνολο οδηγιών ή στρατηγικών για την ανάπτυξη ευέλικτων αλγορίθμων βελτιστοποίησης. Ο όρος μεταευρετικός (metaheuristic) επινοήθηκε από τον Glover(1986) και συνδυάζει το πρόθεμα μετά - (με την έννοια του υψηλότερου επιπέδου) με την ευρετικός (με την έννοια της αναζήτησης). Γενικά και κάπως αυθαίρετα μπορούμε να κατατάξουμε του στοχαστικούς αλγορίθμους σε δύο κατηγορίες του ευρετικούς και τους μεταευρετικούς. Με τον όρο ευρετικός είναι σαν να υπονοούμε « ανακάλυψε με δοκιμή και λάθος ». Δηλαδή ποιοτικές λύσεις για ένα δύσκολο πρόβλημα βελτιστοποίησης μπορούν να βρεθούν σε ικανοποιητικό χρονικό διάστημα, αλλά δεν υπάρχει εγγύηση ότι είναι βέλτιστες λύσεις και ελπίζουμε ότι οι αλγόριθμος λειτουργεί αποδοτικά τις περισσότερες φορές. Αυτό είναι καλό όταν δεν θέλουμε απαραίτητα τις βέλτιστες λύσεις αλλά καλές λύσεις που είναι εύκολα προσβάσιμες [11], [17].

Όπως προαναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο ο όρος μετά υποδηλώνει το υψηλότερο επίπεδο, άρα οι μεταευρετικοί αλγόριθμοι έχουν την ικανότητα να αποδίδουν σε γενικές γραμμές καλύτερα από τους ευρετικούς. Οι μεταευρετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούν ορισμένες διαδικασίες τυχαιοποίησης στην τοπική αναζήτηση. Αξίζει να σημειωθεί ότι δεν υπάρχουν απόλυτοι ορισμοί των ευρετικών και μεταευρετικών αλγορίθμων στη βιβλιογραφία. Ωστόσο, η πρόσφατη τάση τείνει να ονομάζει όλους τους στοχαστικούς αλγόριθμους με τυχαιοποίηση και τοπική αναζήτηση ως μεταευρετικούς [11]. Η τυχαιοποίηση παρέχει έναν καλό τρόπο για την αποφυγή παγιδεύσεων στην τοπική αναζήτηση και επιτρέπει την αναζήτηση σε καθολική κλίμακα, δηλαδή σε όλο το « χωρικό φάσμα » του προβλήματος. Ως εκ τούτου, σχεδόν όλοι οι μεταευρετικοί αλγόριθμοι στοχεύουν να είναι κατάλληλοι στην καθολική βελτιστοποίηση. Δύο βασικά χαρακτηριστικά οποιουδήποτε μεταευρετικού αλγορίθμου είναι: εντατικοποίηση και διαφοροποίηση, ή εκμετάλλευση και εξερεύνηση. Η διαφοροποίηση σημαίνει τη δημιουργία διαφορετικών λύσεων για εξερεύνηση στον χώρο αναζήτησης σε καθολική κλίμακα, ενώ η εντατικοποίηση σημαίνει εστίαση της αναζήτησης σε μια τοπική περιοχή αξιοποιώντας τις πληροφορίες, δηλαδή ότι μια τρέχουσα καλή λύση βρίσκεται σε αυτήν την περιοχή. Συνδυάζοντας την εντατικοποίηση με την επιλογή των καλύτερων λύσεων διασφαλίζεται ότι οι λύσεις θα συγκλίνουν προς τη βέλτιστη δυνατή κατάσταση, ενώ η διαφοροποίηση μέσω τυχαιοποίησης αποτρέπει τις παγιδεύσεις των λύσεων στα τοπικά βέλτιστα και ταυτόχρονα, αυξάνει την ποικιλία των λύσεων. Ο καλός συνδυασμός αυτών των δύο βασικών στοιχείων διασφαλίζει συνήθως, ότι η καθολική βελτιστοποίηση είναι εφικτή [11], [17].

Οι μεταευρετικές μέθοδοι έχουν ως στόχο την εύρεση μιας καλής λύσης σε εύλογο χρονικό διάστημα με όσο τον δυνατότερο μικρότερη υπολογιστική προσπάθεια για ένα πολύ δύσκολο πρόβλημα βελτιστοποίησης.

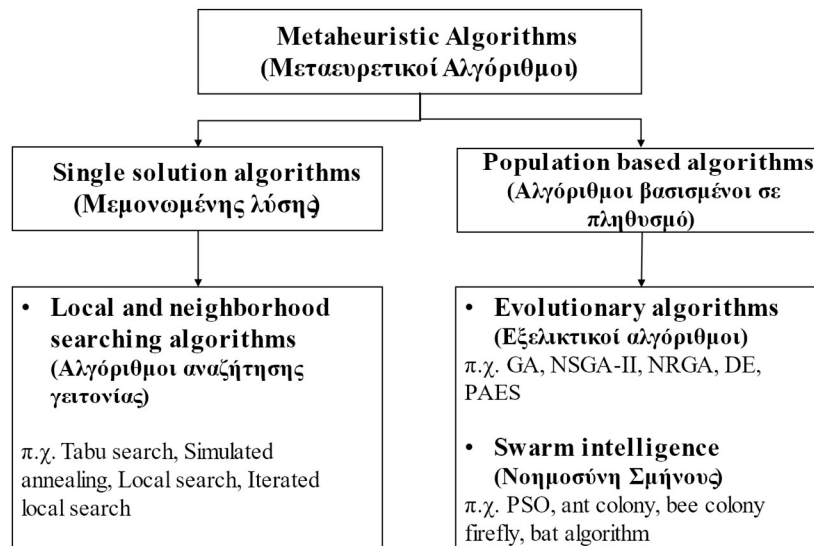
Οι ιδιότητες που χαρακτηρίζουν τις περισσότερες μεταευρετικές μεθόδους [17]:

- Οι μεταευρετικές μέθοδοι είναι στρατηγικές που καθοδηγούν τη διαδικασία αναζήτησης.
- Στόχος είναι η αποτελεσματική εξερεύνηση στον χώρο αναζήτησης για να βρεθούν οι κατά τον δυνατότερο βέλτιστες λύσεις.

- Οι τεχνικές που αποτελούν μεταερευτικούς αλγόριθμους κυμαίνονται από απλές τοπικές διαδικασίες αναζήτησης έως πολύπλοκες διαδικασίες μάθησης.
- Οι μεταερευτικοί αλγόριθμοι είναι κατά προσέγγιση και συνήθως μη ντετερμινιστικοί.
- Οι μεταερευτικές ιδιότητες δεν είναι συγκεκριμένες για το πρόβλημα [17].

2.2.1. Ταξινόμηση μεταερευτικών αλγορίθμων.

Οι μεταερευτικοί αλγόριθμοι ταξινομούνται σε δύο γενικές κατηγορίες, της μεμονωμένης λύσης (single solution) και σε αυτούς που είναι βασισμένοι σε πληθυσμό (population based). Οι αλγόριθμοι με βάση μια λύση είναι εκείνοι στους οποίους μια λύση παράγεται τυχαία και βελτιώνεται μέχρι να επιτευχθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα, ενώ οι αλγόριθμοι με βάση τον πληθυσμό είναι εκείνοι στους οποίους ένα σύνολο λύσεων δημιουργείται τυχαία σε ένα δεδομένο χώρο αναζήτησης και οι τιμές λύσης ενημερώνονται κατά την διάρκεια των επαναλήψεων έως ότου παραχθεί η καλύτερη λύση. (εικόνα 2.2.1.1) [17].



Εικόνα 2.2.1.1 Ταξινόμηση μεταερευτικών αλγορίθμων

Ωστόσο, οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε μία λύση μπορούν να παγιδευτούν σε τοπικά ελάχιστα που μπορεί να εμποδίσουν να βρεθεί η βέλτιστη λύση η οποία βρίσκεται στο χωρικό φάσμα του επίπεδου του προβλήματος, καθώς ο αλγόριθμος έχει τη ιδιότητα την μεταχείρισης μόνο μίας λύσης, η οποία δημιουργείται τυχαία για ένα δεδομένο πρόβλημα. Από την άλλη πλευρά, οι αλγόριθμοι που είναι βασισμένοι σε πληθυσμό έχουν εγγενή ικανότητα να ξεφύγουν από τα τοπικά ελάχιστα. Η κατηγοριοποίηση των αλγορίθμων με βάση τον πληθυσμό γίνεται με βάση τη θεωρία των εξελικτικών αλγορίθμων, τη νοημοσύνη σμήνους και τη βιολογική συμπεριφορά των αλγορίθμων που εμπνέονται από βιολογικούς παράγοντες. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι εμπνέονται από τις εξελικτικές διαδικασίες όπως αναπαραγωγή, μετάλλαξη, ανασυνδυασμός και επιλογή. Αυτοί οι αλγόριθμοι βασίζονται στην ικανότητα επιβίωσης των υποψηφίων σε έναν πληθυσμό

(δηλαδή, ένα σύνολο λύσεων) για ένα δεδομένο περιβάλλον. Οι αλγόριθμοι που βασίζονται στη νοημοσύνη σμηνών εμπνέονται από τη συλλογική νοημοσύνη των σμηνών δηλαδή την ικανότητα μιας ομάδας (π.χ. σμήνος πτηνών ή αποικία μυρμηγκιών) να δρουν συνεργατικά για την επίτευξη ενός στόχου ή την επίλυση ενός προβλήματος. Κυρία ιδιότητα είναι το «σκανάρισμα του χώρου» του προβλήματος ώστε να βρεθεί η βέλτιστη λύση [11], [17].

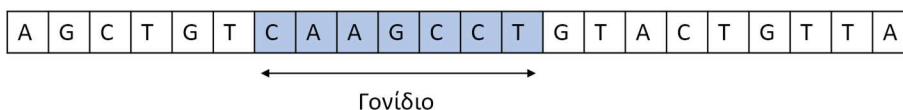
2.3.Γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic algorithms - GA)

Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στη κατηγορία των εξελικτικών υπολογισμών και η κεντρική τους ιδέα βασίζεται στην θεωρία της εξέλιξης των ειδών σύμφωνα με την φυσική επιλογή, όπως την διατύπωσε ο Δαρβίνος (1859). Η θεωρία της εξέλιξης διατυπώνει την εξής αρχή ότι οι ζωντανό οργανισμοί που προσαρμόζονται καλύτερα στον περιβάλλον τους έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν [10], [24].

Πατέρας των γενετικών αλγορίθμων θεωρείται ο John Holland λόγω της εκτεταμένης δουλειάς του πάνω στους γενετικούς αλγορίθμους το 1970 [10].

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν τη δυνατότητα να βρουν το ελάχιστο ή το μέγιστο μιας συνάρτησης, με μεγαλύτερο πλεονέκτημα ότι δεν είναι εύκολο να παγιδευτούν σε τοπικά ελάχιστα ή μέγιστα επειδή έχουν την ικανότητά να «εξερευνούν όλο το χώρο του προβλήματος» οποίος δημιουργείται από την αντικειμενική συνάρτηση. Στον αντίποδα, το μειονέκτημά τους είναι το υπολογιστικό κόστος διότι απαιτούνται αρκετά μεγάλοι υπολογιστικοί χρόνοι για την εύρεση μιας αποδέκτης λύσης. Ωστόσο η αύξηση της επεξεργαστικής ισχύος με το χρόνο αμβλύνει αυτό το μειονέκτημα [10], [24].

Το δεοξυριβονουκλεϊκό οξύ ή εν συντομία DNA αποτελεί το γενετικό υλικό όλων των ζωντανών οργανισμών. Στο DNA με την μορφή χρωμοσώματος είναι αποθηκευμένες όλες οι πληροφορίες που καθορίζουν τα χαρακτηριστικά ενός ζωντανού οργανισμού. Οι πληροφορίες αυτές είναι δομημένες σε ομάδες τα λεγόμενα γονίδια τα οποία αποτελούνται από συνδυασμούς τεσσάρων νουκλεοτιδίων, τα οποία είναι : Αδενίνη (A), Θυμίνη (T), Γουανίνη (G), και Κυτοσίνη (C), όπως απεικονίζεται στην εικόνα 2.3.1 ένα γραφικό παράδειγμα ενός γονιδίου [24].



Εικόνα 2.3.1 Σχηματική απεικόνιση γονιδίου

Οι πληροφορίες που εμπεριέχονται στο κάθε γονίδιο αποτελούν το γονότυπο και ο φαινότυπος είναι ουσιαστικά η απόδοση της πληροφορίας ως φυσικό χαρακτηριστικό του κάθε οργανισμού. Δηλαδή στο γονότυπο υπάρχει η πληροφορία ένα το χρώμα των ματιών είναι μπλε και μόνο μια μικρή αλλαγή ενός στοιχείου μπορεί να επηρεάσει το γονότυπο και να αλλάξει το αποτέλεσμα του φαινοτύπου από μπλε σε πράσινα. Η αλλαγή μπορεί να γίνει, είτε μέσω διασταύρωσης και τη δημιουργία απογόνων, είτε από μετάλλαξη, από κάποιο λάθος που προέκυψε στην αντιγραφή των κυττάρων. Επομένως οι αλλαγές στο γενετικό υλικό δίνουν την δυνατότητα στους οργανισμούς να εξελιχθούν και η κατάλληλες αλλαγές προσφέρουν την ικανότητα της επιβίωσης στο φυσικό περιβάλλον [10].

Μετατρέποντας την κεντρική ιδέα της φυσική εξέλιξης σε γενετικό αλγόριθμο πρέπει να οριστούν τρεις βασικοί παράγοντες [10]:

- Ορισμός τρόπου κωδικοποίησης των υποψήφιων λύσεων του προβλήματος.
Οι πιθανές λύσεις κωδικοποιούνται σαν χρωμοσώματα τα οποία αποτελούνται από γονίδια. Η κωδικοποίηση του χρωμοσώματος στους γενετικούς αλγορίθμους συνήθως αναπαρίσταται ως διάδικο διάνυσμα ορισμένου μήκους.
- Ορισμός αντικειμενικής συνάρτησης.
Στους γενετικούς αλγορίθμους χρησιμοποιείται μια μαθηματική συνάρτηση (συνάρτηση απόδοσης) για τον ποσοτικό προσδιορισμό του πόσο καλή είναι η λύση που αντιπροσωπεύεται από ένα χρωμόσωμα.
- Γενετικοί τελεστές.
Οι γενετικοί τελεστές αποτελούν διαδικασίες οι οποίες δίνουν την δυνατότητα στον αλγόριθμο να μεταβάλλει τα χρωμοσώματα. Συνήθως σε έναν γενετικό αλγόριθμο οι τελεστές είναι ο τελεστής της διασταύρωσης (crossover) και ο τελεστής της μετάλλαξης (mutation).

Στην εικόνα 2.3.2 παρουσιάζεται σχηματικά η αρχή λειτουργίας ενός γενετικού αλγόριθμου [24].



Εικόνα 2.3.2 Σχηματικό διάγραμμα γενετικού αλγορίθμου

1. Αρχικά δημιουργείται ένας πληθυσμός λύσεων με τυχαίο τρόπο οπότε οι λύσεις είναι κωδικοποιημένες καταλληλά [24].
2. Έπειτα για κάθε λύση ελέγχουμε την απόδοση της με βάση την συνάρτηση απόδοσης [24].
3. Στη συνέχεια για τον σχηματισμό της νέας γενιάς πρέπει να επιλεχθούν κάποιες λύσεις. Οι λύσεις με την καλύτερη απόδοση έχουν και τις περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν και αντίθετα αυτές με την χειρότερη απόδοση. Ένας τρόπος επιλογής είναι μέσω αναλογικής επιλογής, οπότε αθροίζονται όλες οι αποδόσεις των λύσεων και στην συνέχεια η πιθανότητα της κάθε μιας λύσης να επιβιώσει υπολογίζεται ως η απόδοση της μεμονωμένης λύσης ως προς την απόδοση του συνόλου των λύσεων Σχέση 2.3.1 [10], [24].

$$\varphi(X_i) = \frac{fY(X_i)}{\sum_{l=0}^n fY(X_l)}$$

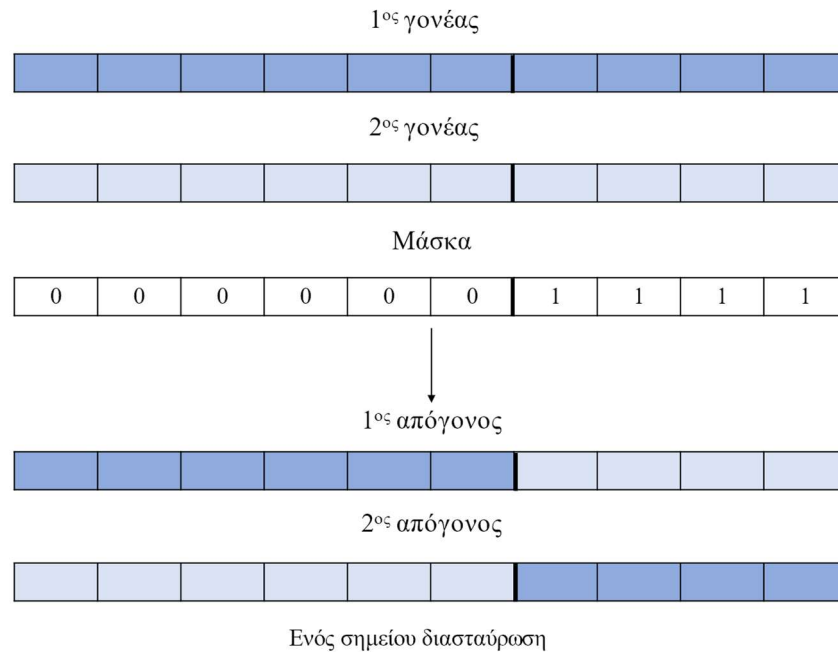
$n = \text{o αριθμός των λύσεων, } X_i = \eta \text{ εκάστοτε λύση,}$

$fY(X_i) = \eta \text{ αποδοση, } \varphi(X_i) = \eta \text{ πιθανότητα επιλογής}$

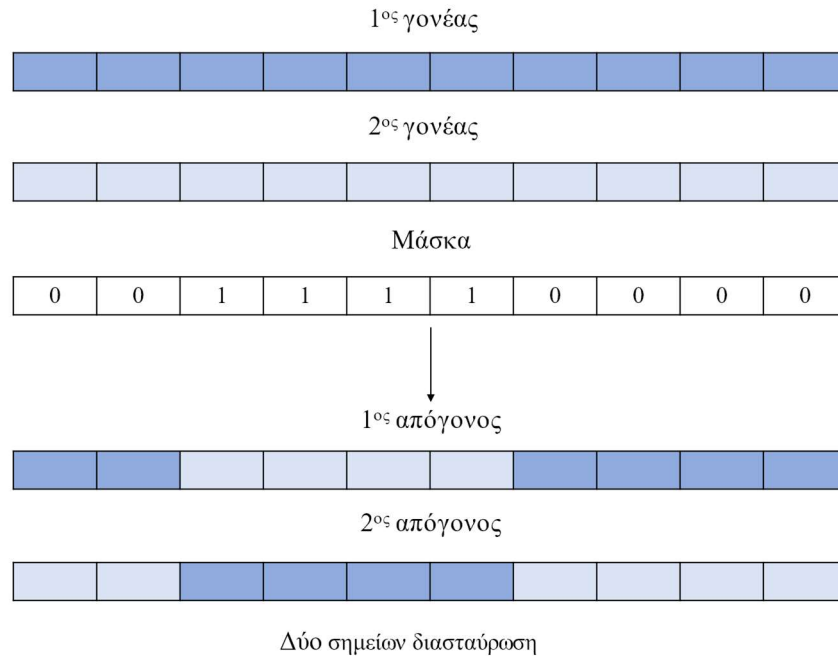
Σχέση 2.3.1 Υπολογισμού επιβίωσης λύσεων

Δύο τρόποι δειγματοληψίας που χρησιμοποιούνται συνήθως είναι ο μηχανισμός ρουλέτας και ο στοχαστικός τρόπος δειγματοληψίας. Στη διαδικασία της δειγματοληψίας υπάρχει η τυχαιότητα η οποία έχει ένα πολύ χρήσιμο ρολό, διότι μπορεί μεν να επιβιώσει μια λύση κακής απόδοσης, αλλά αυτή η λύση ως χρωμόσωμα μπορεί να έχει κάποια καλά γονίδια, που μέσω των μετέπειτα διαδικασιών να δημιουργήσουν μια πολύ αποδοτική λύση. Επιπλέον δίνεται η δυνατότητα να μην εγκλωβίζεται ο αλγόριθμος σε τοπικά ελάχιστα ή μέγιστα [3].

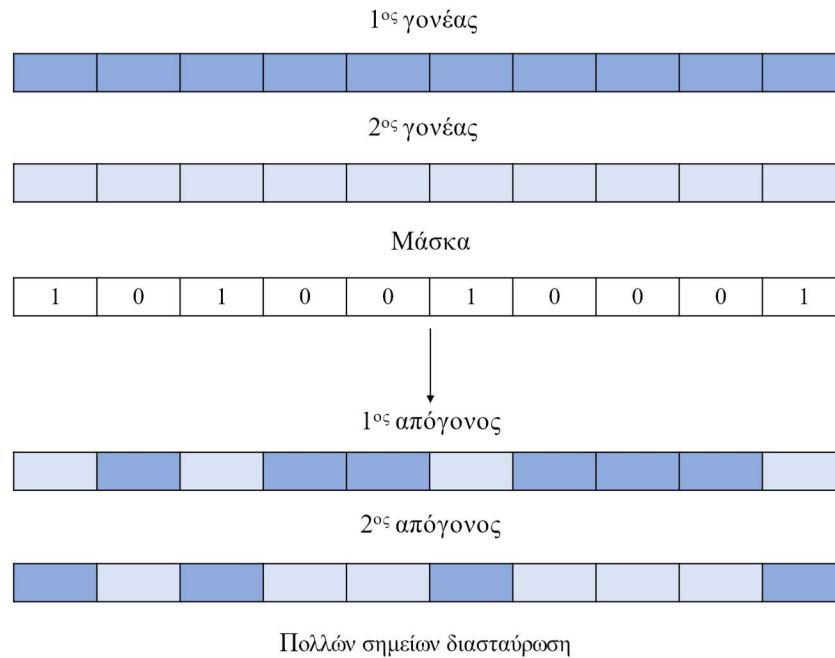
4. Επόμενη διαδικασία είναι η διασταύρωση. Η διασταύρωση μπορεί να γίνει είτε από ένα γονέα , είτε από δύο, είτε και παραπάνω. Στις περισσότερες περιπτώσεις η διαδικασία γίνεται με την επιλογή δύο γονέων με την χρήση « μάσκας » (Εικόνα 2.3.3.). Οπού υπάρχουν τρεις τρόποι χρήσης μάσκας, ενός σημείου διασταύρωση (One-point crossover) (Εικόνα 2.3.4), δύο σημείων διασταύρωση (Two-point crossover) (Εικόνα 2.3.4), πολλών σημείων διασταύρωση (Uniform crossover) (Εικόνα 2.3.5.) [10].



Εικόνα 2.3.3. Απεικόνισή ενός σημείου διασταύρωσης



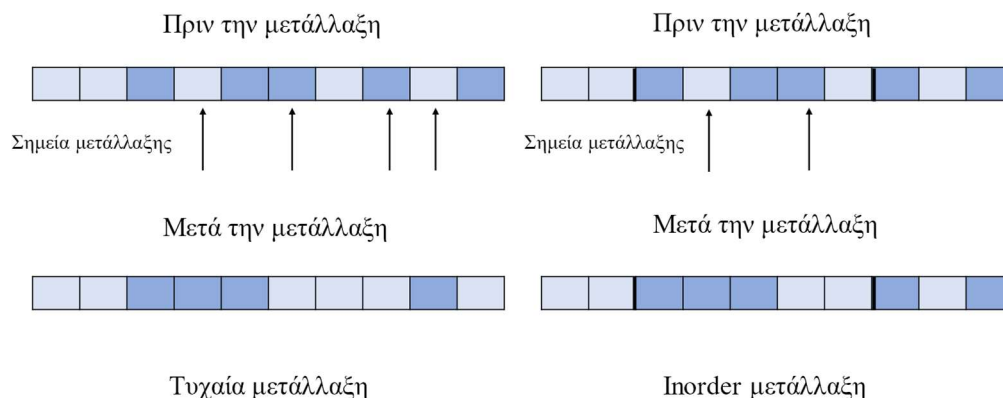
Εικόνα 2.3.4. Απεικόνιση δύο σημείων διασταύρωση



Εικόνα 2.3.5 Απεικόνιση πολλών σημείων διασταύρωση

5. Ο στόχος της μετάλλαξης είναι η εισαγωγή νέου γενετικού υλικού σε ένα υπάρχον άτομο (λύση), αυξάνοντας έτσι την ποικιλομορφία στα γενετικά χαρακτηριστικά του πληθυσμού. Η μετάλλαξη χρησιμοποιείται για την υποστήριξη της διασταύρωσης για να διασφαλιστεί ότι το πλήρες φάσμα της συνάρτησης είναι προσβάσιμο για κάθε γονίδιο. Η μετάλλαξη εφαρμόζεται με συγκεκριμένη πιθανότητα, σε κάθε γονίδιο του

απογόνου, για την παραγωγή του μεταλλαγμένου απογόνου. Η πιθανότητα μετάλλαξης, που αναφέρεται επίσης ως ο ρυθμός μετάλλαξης, είναι συνήθως μια μικρή τιμή μεταξύ 0&1 ώστε να διασφαλιστεί ότι οι καλές λύσεις δεν αλλοιώνονται υπερβολικά. Παραδείγματα δύο τρόπων μετάλλαξης είναι η τυχαία μετάλλαξη και μετάλλαξη τύπου «in-order» (Εικόνα 2.3.6) [10].



Εικόνα 2.3.6 Παραδείγματα δύο τρόπων μετάλλαξης

6. Έπειτα και από την διαδικασία της μετάλλαξης γίνεται επαναξιολόγηση του πληθυσμού για να βρεθούν οι νέες πιθανότητες για την επόμενη γενιά. Ο γενετικός αλγόριθμος θα τερματίσει βάσει των κριτηρίων που έχουν τεθεί, τα οποία μπορεί να είναι [10]:

- Ικανοποιητική λύση.
- Μέγιστο όριο επαναλήψεων.
- Μέγιστο όριο χρόνου.
- Όριο σύγκλισης αποδόσεων.

2.4.Βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (particle swarm optimization - PSO)

Ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων είναι ένας αλγόριθμος αναζήτησης, ο οποίος βασίζεται στην προσομοίωση της κοινωνικής συμπεριφοράς των πτηνών μέσα στο σμήνος τους, δηλαδή σε ένα πληθυσμό ατόμων [10].

Στον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων τα άτομα αναφέρονται ως σωματίδια, τα οποία «πετάνε» εντός ενός πολυδιάστατου χώρου αναζήτησης. Οι αλλαγές στη θέση των σωματιδίων στο χώρο αναζήτησης βασίζονται σε « κοινωνικές τάσεις » των ατόμων να μιμούνται την επιτυχία άλλων ατόμων. Οι αλλαγές σε ένα σωματίδιο μέσα στο σμήνος επηρεάζονται επομένως από την εμπειρία ή τη γνώση των γειτόνων του. Οπότε ο αλγόριθμος μπορεί να θεωρηθεί και ως συμβιωτικός-συνεργατικός αλγόριθμος λόγω ότι η συμπεριφορά αναζήτησης ενός σωματιδίου επηρεάζεται από εκείνη άλλων σωματιδίων. Το αποτέλεσμα της μοντελοποίησης αυτής της συμπεριφοράς είναι ότι η διαδικασία αναζήτησης είναι τέτοια ώστε τα σωματίδια να επιστρέφουν στοχαστικά προς προηγούμενες επιτυχημένες περιοχές στον χώρο αναζήτησης [12].

Έστω ένας χώρος N - διαστάσεων και ένα σμήνος σωματιδίων P - πληθυσμού όπου κάθε σωματίδιο αντιπροσωπεύει μια πιθανή λύση. Τα σωματίδια κινούνται στον χώρο και το κάθε σωματίδιο

προσαρμόζεται με βάση την δικιά του εμπειρία και των γειτόνων του. Η συμπεριφορά μπορεί να αποτυπωθεί από την Σχέση 2.4.1 [10], [24].

$$X_i(t + 1) = X_i(t) + V_i(t + 1)$$

Σχέση 2.4.1 Συμπεριφορά σωματιδίου

$X_i(t)$ είναι η θέση του σωματιδίου την χρονική στιγμή t , $X_i(t)+1$ η θέση του σωματιδίου την χρονική στιγμή $t+1$ και $V_i(t)+1$ η ταχύτητα του σωματιδίου για την χρονική στιγμή $t+1$, όπου η ταχύτητα είναι ο παράγοντας που καθοδηγεί την διαδικασία βελτιστοποίησης, αντικατοπτρίζοντας και την εμπειρική γνώση του σωματιδίου και αλλά και την πληροφορίες που ανταλλαχθήκαν από τα γειτονικά σωματίδια [10], [24].

Ο υπολογισμός της ταχύτητας γίνεται από την εξής γενική σχέση 2.4.2 [10]:

$$V_{ij}(t + 1) = V_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)]$$

Σχέση 2.4.2 Υπολογισμού της ταχύτητάς

Το V ορίζει την ταχύτητα του κάθε σωματιδίου i στη συντεταγμένη j την χρονική στιγμή t . $V_{ij}(t)$ αντιπροσωπεύει τον όρο μνήμης. Όμως, για να ελέγξουμε την ορμή του σωματιδίου συνήθως είναι αναγκαίος ένα όρος περιορισμού. Μια περίπτωση είναι η εισαγωγή ενός συντελεστή αδράνειας (inertia) w μετατρέποντας τον τύπο στη μορφή της σχέσης 2.4.3 [24]:

$$V_{ij}(t + 1) = wV_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)]$$

Σχέση 2.4.3 Υπολογισμού της ταχύτητας με εισαγωγή συντελεστή αδράνειας.

Άλλες διαδικασίες ελέγχου της ταχύτητας είναι ο κορεσμός ταχύτητας (velocity clamping), ο συντελεστής περιορισμού (Constriction Coefficient), σύγχρονες και ασύγχρονες ανανεώσεις και αλλά μοντέλα ελέγχου της ταχύτητάς [10].

Ο δεύτερος όρος ($c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)]$) ονομάζεται γνωστικός όρος (cognitive term) και εκφράζει την επιθυμία κάθε σωματιδίου να ανακτήσει την καλύτερή του θέση. Η c_1 είναι η σταθερά νοσταλγίας και λειτουργεί σαν ενισχυτικός παράγοντας και το r_1 είναι ένας όρος που παίρνει τυχαίες τιμές στο διάστημα $[0,1]$ για κάθε χρονική τιμή t . Δηλαδή, ο γνωστικός όρος αντικατοπτρίζει την προσωπική εμπειρία του σωματιδίου και είναι ανάλογος της απόστασής του από την δική του καλύτερη θέση [10], [24].

Ο τρίτος όρος ($c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)]$) ονομάζεται κοινωνικός όρος (social term) και εκφράζει την επιθυμία του κάθε σωματιδίου να κινείται τόσο καλά στον χώρο όσο και τα υπόλοιπα γειτονικά σωματίδια. Η c_2 είναι η σταθερά ζήλειας και λειτουργεί σαν ενισχυτικός παράγοντας και το r_2 είναι ένας όρος που παίρνει τυχαίες τιμές στο διάστημα $[0,1]$ για κάθε χρονική τιμή t . Δηλαδή, ο κοινωνικός όρος αντικατοπτρίζει την εμπειρία του σμήνους και είναι ανάλογος της απόστασης του ενός σωματιδίου από την καλύτερη θέση του σμήνους που έχει επιτευχθεί συνολικά [10], [24].

Επίσης γενικά μπορούμε να διαχωρίσουμε τον αλγόριθμο σμήνους σε δύο εκδόσεις της ολικής και της τοπικής εξερεύνησης. Η αλγοριθμική διαδικασία ολικής εξερεύνησης έχει την ικανότητα να εξερευνεί διάφορες περιοχές του χώρου, αλλά για να πραγματοποιεί μια τέτοια διαδικασία, τα σωματίδια χρειάζονται να έχουν μεγάλες ταχύτητες. Αντίθετα, η αλγοριθμική διαδικασία τοπικής εξερεύνησης επικεντρώνεται σε μια μικρότερη περιοχή, αλλά για να είναι συγκεντρωμένο το σμήνος οι ταχύτητες το σωματιδίων πρέπει να περιορισμένες. Επίσης διαφορά υπάρχει στην τοπολογία κοινωνικής δομής των δύο εκδόσεων. Στην ολική εξερεύνηση η τοπολογία είναι αστέρα και επικοινωνούν όλα τα σωματίδια μεταξύ τους, ενώ στην τοπική εξερεύνηση η τοπολογία είναι δαχτυλιδιού και η επικοινωνία είναι μεταξύ γειτονικών σωματιδίων. Το πλεονέκτημα της ολικής

εξερεύνησης είναι η γρηγορότερη σύγκλιση με κόστος την μικρότερη ποικιλομορφία και την πιθανότητα εγκλωβισμού σε τοπικά ελάχιστα, ενώ κατά την τοπική εξερεύνηση ο αλγόριθμος είναι λιγότερο ευαίσθητος σε παγιδεύσεις σε τοπικά ελάχιστα, αλλά πιο αργός σε σύγκλιση [10]. Η καλύτερη προσωπική θέση υπολογίζεται από την σχέση 2.4.4. σε περίπτωση ελαχιστοποίησης

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) & \text{if } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) & \text{if } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases}$$

Σχέση 2.4.4. Υπολογισμού καλύτερης προσωπικής θέσης σωματιδίου.

Y_i είναι η καλύτερη θέση που έχει βρει το σωματίδιο i και f είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Η καλύτερη γενική θέση $\hat{y}(t)$ την χρονική στιγμή t υπολογίζεται από την σχέση 2.4.5 [24].

$$f(\hat{y}(t)) = \min (f(y_1(t)), \dots, f(y_n(t)))$$

Σχέση 2.4.5. Υπολογισμού καλύτερης γενικής θέσης.

Βασικοί παράμετροι αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων [10]:

- Μέγεθος πληθυσμού σμήνους
- Μέγεθος γειτονίας
- Αριθμός επαναλήψεων
- Συντελεστές επιτάχυνσης

Η γραφική απεικόνιση της αρχής λειτουργίας ενός γενετικού αλγόριθμου σμήνους σωματιδίων δίνεται στην εικόνα 2.4.1 [10], [24].



Εικόνα 2.4.1. Σχηματικό διάγραμμα σμήνους σωματιδίων

1. Αρχικά δημιουργείται ένας πληθυσμός σωματιδίων τα οποία βρίσκονται σε τυχαίες θέσεις ή έχουν τυχαίες τιμές.
 2. Έπειτα, για κάθε σωματίδιο ελέγχουμε την απόδοση του με βάση την αντικειμενική συνάρτηση.
 3. Στη συνέχεια, εάν η νέα θέση του σωματιδίου είναι καλύτερη από την προηγούμενη τότε γίνεται η νέα η καλύτερη προσωπική θέση και ανανεώνεται και η καλύτερη θέση του σμήνους.
 4. Γίνεται υπολογισμός τη ταχύτητας
 5. Στην συνέχεια εάν απαιτείται γίνεται περιορισμός της ταχύτητας συγκρίνοντας την με μια ταχύτητα περιορισμού V_{max} .
 6. Ανανέωση της θέσης και επιστροφή στον υπολογισμό της αντικειμενικής συνάρτησης
- Κριτήρια τερματισμού [10]:
- Ικανοποιητική λύση.
 - Μέγιστο όριο επαναλήψεων.
 - Μέγιστο όριο χρόνου.
 - Όριο σύγκλισης αποδόσεων.
 - Τερματισμός όταν η κανονικοποιημένη ακτίνα σμήνους πλησιάζει στο μηδέν.

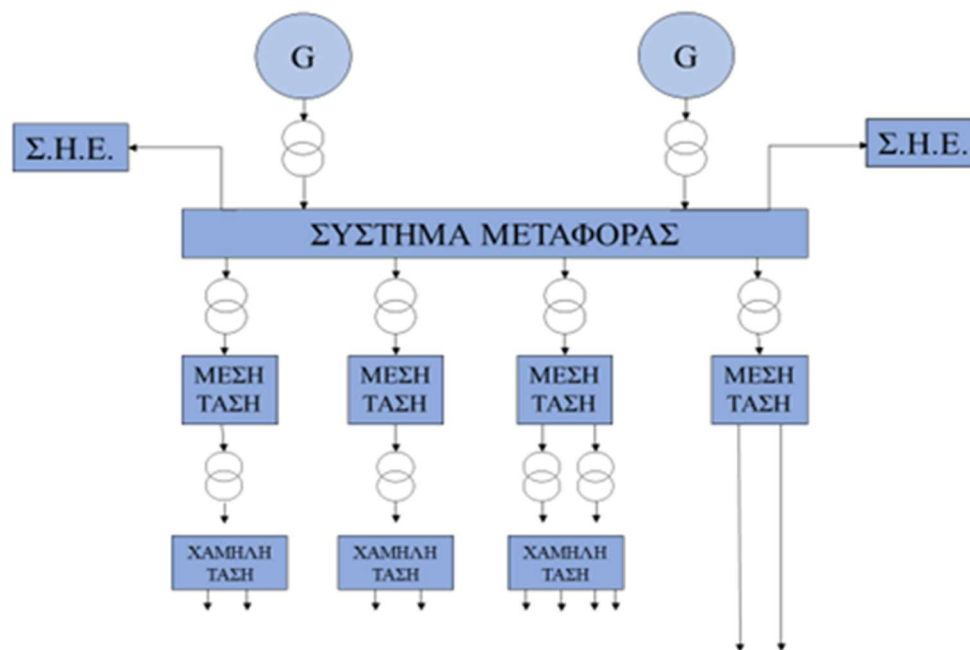
3. Βελτιστοποίηση ροής ισχύος

3.1. Βασικές έννοιες

3.1.1. Σύστημα Ηλεκτρικής ενέργειας

Σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένα σύνολο υποδομών που είναι αναγκαίες για την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας σε ένα σύνολο καταναλωτών. Τα βασικά χαρακτηριστικά που πρέπει να διέπουν ένα Σ.Η.Ε [20], είναι η ασφάλης, η ποιοτική και η απρόσκοπτη παροχή ηλεκτρικής ενέργειας από την παραγωγή έως την κατανάλωση με όσο τον δυνατόν μικρότερο περιβαλλοντολογικό και οικονομικό κόστος. Σε ένα Σ.Η.Ε. διακρίνουμε τρία βασικά τμήματα (εικόνα 3.1.1) [20], [21].

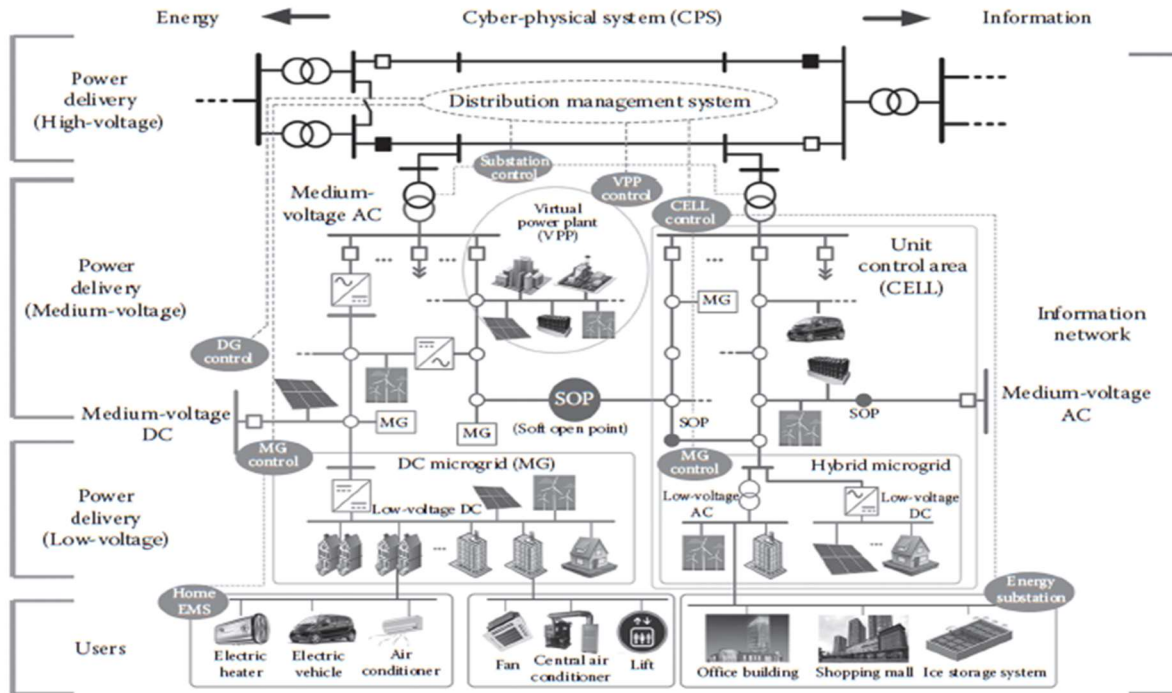
1. Την παραγωγή, την οποία αποτελούν οι σταθμοί παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (υδροηλεκτρικοί, ατμοηλεκτρικοί, κτλ.)
2. Τη μεταφορά, στην οποία ηλεκτρικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να διασυνδέουν τα κέντρα παράγωγης με τα κέντρα κατανάλωσης, μεταφέροντας ηλεκτρική ενέργεια σε μεγάλες ποσότητες και αποστάσεις.
3. Την διανομή, όπου τα ηλεκτρικά δίκτυα διανέμουν την ενέργεια σε καταναλωτές χαμηλής τάσης.



3.1.1.1. Έξυπνο Δίκτυο Διανομής

Ένα έξυπνο δίκτυο διανομής ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένα σύνθετο κυβερνο-φυσικό (cyber-physical) σύστημα που συνδέει δίκτυα ενέργειας και πληροφοριών, διότι ενσωματώνει προηγμένες τεχνολογίες αυτοματισμού διανομής, καταναλωτή, παραγωγής, μικροδικτυακές τεχνολογίες (microgrid technologies) από άποψη υλικοτεχνικής υποδομής και φυσικά τεχνολογίες πληροφοριών, επικοινωνίας και υπολογισμού που είναι απαραίτητες για την υποστήριξη, τη λειτουργία και τον έλεγχο του. Ως εκ τούτου ένα έξυπνο δίκτυο διανομής είναι σε θέση να διασφαλίσει τη βέλτιστη λειτουργία υπό κανονικές συνθήκες λειτουργίας, έχοντας την

δυνατότητα αυτορύθμισης όταν προκύπτουν σφάλματα παρέχοντας έτσι ασφαλή, αξιόπιστη, υψηλής ποιότητας, οικονομική και φιλική προς το περιβάλλον ηλεκτρική ενέργεια [18]. Ένα έξυπνο δίκτυο διανομής μπορεί να χωριστεί σε επίπεδα υψηλής, μεσαίας και χαμηλής τάσης όπως και ένα τυπικό Σ.Η.Ε. έχοντας επιπλέον χαρακτηριστικά στοιχεία τα οποία εξυπηρετούν την παραγωγή, την διανομή και επικοινωνία των επιμέρους συστημάτων (εικόνα 3.1.1.1) [19].



Εικόνα 3.1.1.1 Σχηματική απεικόνιση Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας

Χαρακτηριστικά ενός έξυπνου δικτύου διανομής ηλεκτρικής ενέργειας.

- Κατακεμημένα ενεργειακά συστήματα.

Η ισχύς για ένα έξυπνο δίκτυο διανομής παρέχεται από διασκορπισμένες γεννήτριες παραγωγής, (φωτοβολταϊκές μονάδες, αιολικής γεννήτριες, κυψέλες καυσίμου κ.α.) που βρίσκονται στα επίπεδα μέσης και χαμηλής τάσης. Με αυτόν τον τρόπο, το έξυπνο δίκτυο διανομής μπορεί να εκμεταλλευτεί πλήρως τους πόρους των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Επιπλέον, τα μελλοντικά δίκτυα έξυπνης διανομής θα αποτελούνται από δίκτυα AC και DC, τα οποία θα εξυπηρετούν καλύτερα μεγάλο αριθμό φορτίων DC, όπως υπολογιστές και ηλεκτρικά οχήματα [18].

- Αυτόνομες περιοχές λειτουργίας πολλαπλών επιπέδων.

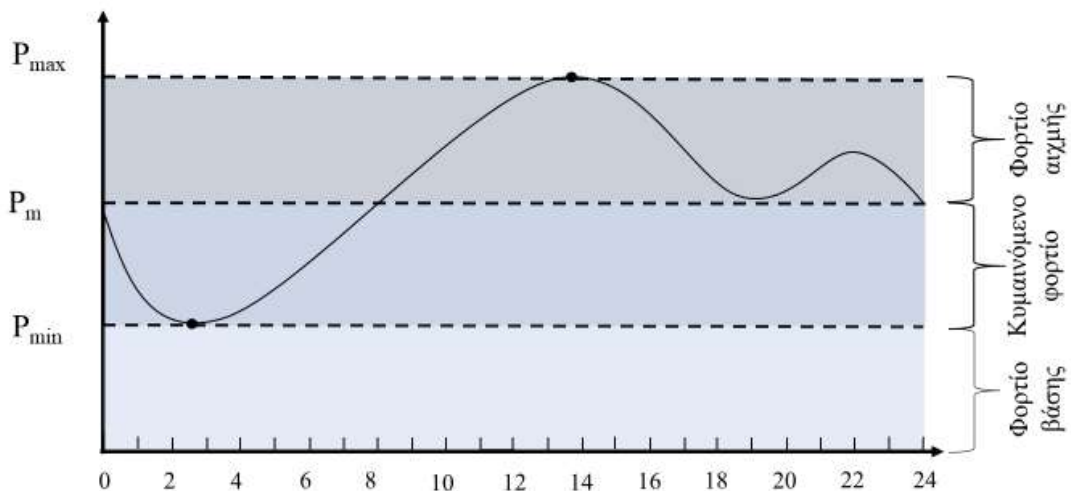
Σε ένα έξυπνο δίκτυο διανομής, τα στοιχεία μπορούν να οργανωθούν για να σχηματίσουν αυτόνομες περιοχές λειτουργίας, προκειμένου να διαχειρίζονται τις διασκορπισμένες γεννήτριες και να εξυπηρετούν αποτελεσματικότερα τις ενεργειακές ανάγκες των καταναλωτών [18].

- Συστήματα πληροφοριών και επικοινωνιών

Σε σύγκριση με τα συμβατικά Σ.Η.Ε., το σύστημα πληροφοριών και επικοινωνίας ενός έξυπνου δικτύου διανομής έχει εξελιχθεί σημαντικά σε μια εξελιγμένη συλλογή προηγμένων μετρήσεων, αμφίδρομης, υψηλής ταχύτητας επικοινωνίας και διαχείρισης δεδομένων που αποθηκεύει και αναλύει πληροφορίες σχετικά με τη διανομή και την κατανάλωση ισχύος. Τα αποτελέσματα παρέχουν βασικά δεδομένα για τον σχεδιασμό, τη βέλτιστη λειτουργία, την προσομοίωση και την ανάλυση ενός έξυπνου δικτύου διανομής [18].

3.1.2. Φορτίο

Το φορτίο εκφράζει τη ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας, σε γενικές γραμμές είναι ένα μεταβαλλόμενο μέγεθος και η κάλυψη του από ένα Σ.Η.Ε. πρέπει να γίνεται συνέχεια και αδιάληπτα. Η αποθήκευση ηλεκτρικής ενέργειας σε ποσότητες και για μεγάλα χρονικά διαστήματα μέχρι στιγμής δεν είναι αποδοτική και συμφέρουσα, οπότε η κάλυψη του φορτίου πρέπει να γίνεται τη στιγμή της ζήτησής του, από τους σταθμούς παραγωγής. Το φορτίο ενός Σ.Η.Ε., επί της ουσίας, είναι ένα άθροισμα επιμέρους φορτίων από τους εκάστοτε καταναλωτές και το συνολικό μέγεθος του και η χρονική διακύμανσή του εξαρτάται από διάφορους παράγοντες όπως η εποχή, η ώρα κ.α. Επίσης, το φορτίο επηρεάζεται από το μέγεθος και τη συχνότητα της τροφοδοσίας, με αποτέλεσμα θέματα λειτουργίας του συστήματος που αφορούν την μόνιμη και τη μεταβατική κατάσταση αλλά και θέματα ευστάθειας να παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον [20]. Συγκεκριμένα, στη μόνιμη κατάσταση λειτουργίας ενός Σ.Η.Ε. οι μεταβολές των φορτίων αποτυπώνονται με αρκετά καλή προσέγγιση σε καμπύλες διάρκειας φορτίου εικοσιτετράωρου (εικόνα 3.1.2.1). Έτσι μπορεί να αναλυθεί και να μελετηθεί η μόνιμη κατάσταση λειτουργίας σε επιμέρους χρονικά διαστήματα για διαφορετικά σενάρια φόρτισης. Επιπλέον, διαφορά είδη πρόβλεψης φορτίου με βάση το χρονικό ορίζοντά πρόβλεψης χρησιμοποιούνται ώστε ένα Σ.Η.Ε να λειτουργεί απρόσκοπτα και αποδοτικά(πίνακας 3.1.2.1) [22].



Εικόνα 3.1.2.1 Τυπική καμπύλη φορτίου

Είδος πρόβλεψης	Χρονικός Ορίζοντας	Λειτουργίες για τις οποίες χρειάζεται
Πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη	Μερικά sec – μερικά min	Αυτόνομος Έλεγχος Παραγωγής Οικονομική Κατανομή Φορτιού
Βραχυπρόθεσμη	Μερικές h – 1 εβδομάδα	Ένταξη Μονάδων Υδροθερμική Συνεργασία Ανταλλαγές Ισχύος
Μεσοπρόθεσμη	Μερικοί μήνες – 5 έτη	Προγραμματισμός Καυσίμων Χρήση Υδατικών Πόρων Προγραμματισμός Συντήρησης
Μακροπρόθεσμη	10 -25 έτη	Προγραμματισμός Ένταξης Νέων Μονάδων

Πίνακας 3.1.2.1 Χαρακτηρισμός προβλέψεων φορτιού ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα[20].

3.1.3. Ισχύς

Για την εξυπηρέτηση των φορτίων ανά πασα στιγμή ένα Σ.Η.Ε. πρέπει να παρέχει την απαιτούμενη πραγματική και άεργο ισχύ και επιπλέον να καλύπτονται οι απώλειες σε πραγματική και άεργο ισχύ [20].

Η πραγματική ισχύς, προέρχεται από τη μηχανική ισχύ που διατίθεται στους άξονες των συγχρόνων γεννητριών στους σταθμούς παραγωγής της ηλεκτρικής ενέργειας και το ποσοστό που συνεισφέρει η καθεμιά από αυτές, ρυθμίζεται μέσω κατάλληλου ρυθμιστή στρόφων που διαθέτει. Στην πράξη, η ροή ισχύος μεταξύ των γραμμών μεταφοράς, καθορίζεται από τις φασικές γωνίες των τάσεων ζυγών μέσω ρυθμιστών στρόφων των γεννητριών. Η απαιτούμενη άεργος ισχύς, προέρχεται από την κατάλληλη ρύθμιση των ρευμάτων των τυλιγμάτων διέγερσης των γεννητριών, επηρεάζοντας τα μετρά των τάσεων των ζυγών και ρυθμίζοντας με αυτό τον τρόπο τη ροή της άεργης ισχύος μεταξύ των διάφορων γραμμών [20].

3.1.4. Όρια

Όπως γίνεται αντιληπτό επιβάλλεται ένα Σ.Η.Ε. να λειτουργεί αποδοτικά και απρόσκοπτα καλύπτοντας τις ανάγκες καταναλωτών και του ιδίου. Έτσι, πάρα τη διακύμανση των φορτίων και το μέγεθος της τάσης και η συχνότητα για τον κάθε ζυγό πρέπει να κυμαίνονται εντός κάποιων ορίων, τα οποία βασίζονται σε εκάστοτε κανονισμούς που έχουν οριστεί [20].

Η συχνότητα πρέπει να διατηρείται εντός αρκετά περιορισμένων ορίων της τάξης του 0,03%., διότι επηρεάζει άμεσα και σε μεγάλο βαθμό την ενεργειακή ισορροπία του συστήματος. (σχέση 3.1.4.1) [20], ενώ στην τάση τα όρια μεταβολής από το ελάχιστο έως το μέγιστο είναι της τάξης του 1% (σχέση 3.1.4.2) [20].

Αντίστοιχα όρια ισχύουν για την παραγωγή πραγματικής και άεργου ισχύς (σχέση 3.1.4.3 & 3.1.4.4) για τις γεννήτριες για να μην δημιουργήσουν φαινόμενα υπερφόρτισης τα οποία θα οδηγήσουν σε βλάβες και σε διακοπή τροφοδότησης. Επίσης υπάρχουν ανάλογα όρια μέγιστης φόρτισης για τους μετασχηματιστές καθώς και για τις γραμμές μεταφοράς ώστε να μην υπερβούν τα όρια απωλειών ισχύος και ευστάθειας [20].

$$f_{Gi \min} \leq f_{Gi} \leq f_{Gi \max}$$

n = αριθμός των ζυγών

Σχέση 3.1.4.1. Όρια συχνότητας

$$V_{Gi \min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi \max} (i = 1, \dots, n)$$

n = αριθμός των ζυγών

Σχέση 3.2.4.2. Όρια τάσης

$$P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} (i = 1, \dots, n)$$

n = αριθμός των ζυγών

Σχέση 3.1.4.3. Όρια πραγματικής ισχύς

$$Q_{Gi \min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi \max} (i = 1, \dots, n)$$

n = αριθμός των ζυγών

Σχέση 3.1.4.4. Όρια άεργου ισχύς

Οπότε, συμπεραίνουμε ότι εάν σε ένα Σ.Η.Ε. ξεφύγουμε από τα προβλεπόμενα όρια μπορεί να οδηγηθούμε σε διαφορές μη επιθυμητές καταστάσεις λειτουργίας (εικόνα 3.1.4.1). Επιπλέον με την εισαγωγή περισσότερων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και λόγω της φύσης τους προκύπτουν τα εξής προβλήματα [20]:

- Μη συνεχής παραγωγή.
- Υπερτάσεις στις ώρες χαμηλών φορτίων.
- Απότομη μείωση παραγωγής από φωτοβολταϊκά κατά τις απογευματινές ώρες και στιγμές μη ηλιοφάνειας.



Εικόνα 3.1.4.1. Σχηματική απεικόνιση καταστάσεων ενός Σ.Η.Ε

3.1.5. Ροή ισχύος

Η μελέτη και η ανάλυση της βέλτιστης ροής ισχύος (optimal power flow - OPF) για ένα Σ.Η.Ε. που βρίσκεται στη μόνιμη κατάσταση λειτουργίας απεικονίζει τη ροή της ισχύος για μια δεδομένη χρονική στιγμή. Επί της ουσίας υπολογίζεται η τάση κατά μετρό και γωνιά για κάθε ζυγό - κόμβο λαμβάνοντας ως δεδομένα την παραγωγή και τη ζήτηση της ισχύος και επιπλέον λαμβάνοντας υπόψιν και τους περιορισμούς λειτουργίας που καθορίζονται από τα όρια του συστήματος. Έπειτα γνωρίζοντάς τις τάσεις και τα φορτία στους κόμβους, προσδιορίζονται οι ροές ενεργής και άεργου ισχύος για τις γραμμές μεταφοράς. Ορίζοντας μαθηματικά το πρόβλημα OPF προκύπτει μια συνάρτηση ελαχιστοποίησης $f(x)$ (σχέση 3.1.5.1.) που εμπεριέχει τα κριτήρια προς βελτιστοποίηση (π.χ. απώλειες ισχύος), συν του περιορισμούς $g(x)$ και $h(x)$ (σχέσεις 3.1.5.2. & 3.1.5.3.) που εμπεριέχουν το ισοζύγιο ισχύος και τα όρια λειτουργίας του συστήματος. Η βέλτιστη λύση x ικανοποιεί την αντικειμενική συνάρτηση $f(x)$ ικανοποιώντας ταυτόχρονα τους περιορισμούς του μη γραμμικού προβλήματος της βελτιστοποίησης της ροής ισχύος [8], [20].

Ένα Σ.Η.Ε. μπορεί να μοντελοποιηθεί ως ένα δίκτυο ζυγών – κόμβων συνδεδεμένο με κλάδους. Οι κόμβοι αναπαριστούν τα σημεία παραγωγής ή κατανάλωσης, ενώ οι κλάδοι τις γραμμές – καλώδια, τους μετασχηματιστές και τον υπόλοιπο εξοπλισμό (εικόνα 3.1.5.1.). Οι ζυγοί – κομβοί κατηγοριοποιούνται σε τρεις κατηγορίες [8], [20] :

- Ζυγός – κόμβος αναφοράς ή ταλάντωσης (reference ή slack bus)
- Ζυγός – κόμβος φορτιού ή κόμβος PQ (load buses)
- Ζυγός παραγωγής ή κόμβος ελέγξιμης τάσης ή κόμβος PV (generator buses)

Οι γραμμές μεταφοράς μοντελοποιούνται με ένα ισοδύναμο κύκλωμα τύπου «Π» (εικόνα 3.1.5.2.) με μια συνθέτη αντίσταση και δύο εγκάρσιες αγωγιμότητες.

$$\min f(x)$$

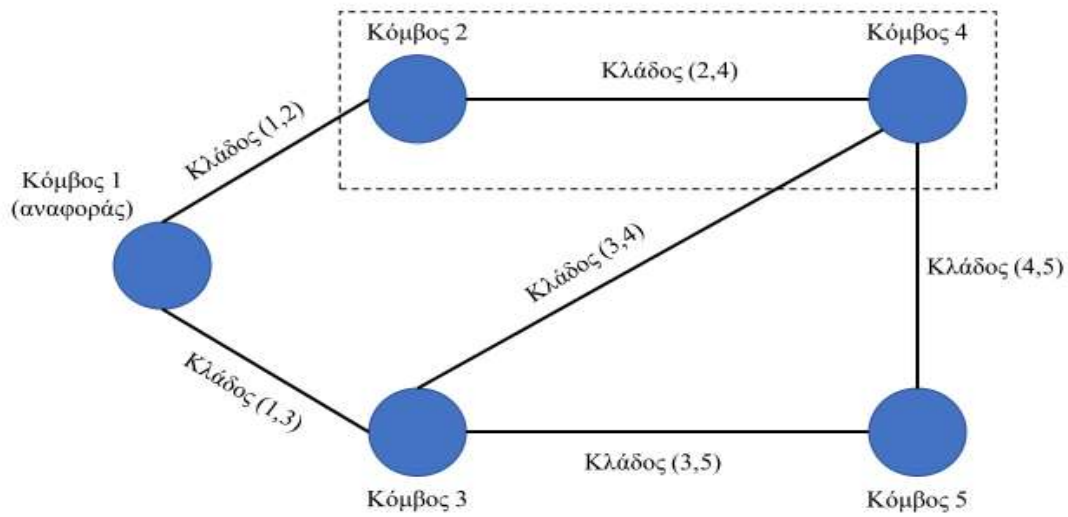
Σχέση 3.1.5.1. Συνάρτηση ελαχιστοποίησης

$$g(x)=0$$

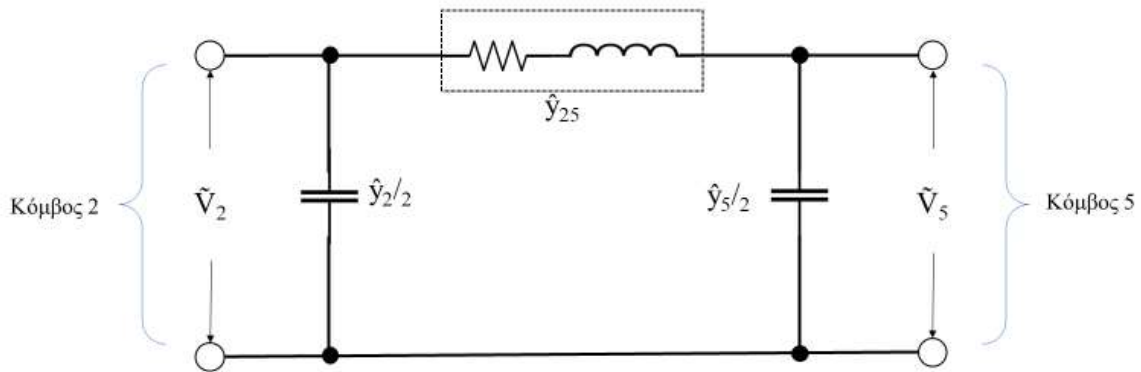
Σχέση 3.1.5.2. Περιορισμοί που αφορούν την συνάρτηση ελαχιστοποίησης

$$h(x)\leq 0$$

Σχέση 3.1.5.3. Περιορισμοί που αφορούν την συνάρτηση ελαχιστοποίησης



Εικόνα 3.1.5.1. Μοντελοποιημένο Σ.Η.Ε



Εικόνα 3.1.5.2. Γραμμή μεταφοράς τύπου Π

3.2. Διατύπωση του προβλήματος βελτιστοποίησης

Το πρόβλημα της βέλτιστης ροής ισχύος (optimal power flow - OPF) αποτελεί επί της ουσίας ένα πρόβλημα εύρεσης ελαχίστου (σχέση 3.2.1.) για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα λαμβάνοντας υπόψιν τους περιορισμούς $g(x,u)$ και $h(x,u)$ (σχέσεις 3.2.2. & 3.2.3.). Το διάνυσμα x ονομάζεται διάνυσμα κατάστασης και αποτελείται από τις μεταβλητές κατάστασης (state variables) οι οποίες είναι η ισχύς των κόμβων, το μετρό της τάσης τους, και η γωνιά τους. Το διάνυσμα u είναι το διάνυσμά μεταβλητών ελέγχου (control variables) και εμπεριέχει τιμές πραγματικής και άεργου ισχύος που παράγονται από του κόμβους, τις θέσεις tap των μετασχηματιστών και τις θέσεις των πυκνωτών αντιστάθμισης [8], [20].

$$\min f(x, u),$$

Σχέση 3.2.1 Συνάρτηση εύρεσης ελαχίστου

$$g(x, u) = 0,$$

Σχέση 3.2.2 Περιορισμοί μη γραμμικών εξισώσεων

$$h_{min} \leq h(x, u) \leq h_{max}$$

Σχέση 3.2.3 Περιορισμοί ανισοτικοί

Οι περιορισμοί ισότητας $g(x,u)$ εμπεριέχουν τους περιορισμούς των μη γραμμικών εξισώσεων φορτιού (σχέσεις 3.2.4 έως 3.2.6.) και οι ανισοτικοί περιορισμοί εμπεριεχόμενους περιορισμούς λειτουργίας και ασφάλειας του συστήματος (σχέσεις 3.2.7. έως 3.2.12) [8].

$$S_i = S_{Gi} - S_{Li}$$

Σχέση 3.2.4 Ροής φορτιού μιγαδικής ισχύος (παραγομένη μείον ζητούμενη)

$$P_i = P_{Gi} - P_{Li}$$

Σχέση 3.2.5 Ροής φορτιού πραγματικής ισχύος (παραγομένη μείον ζητούμενη)

$$Q_i = Q_{Gi} - Q_{Li}$$

Σχέση 3.2.6 Ροής φορτιού άεργου ισχύος (παραγομένη μείον ζητούμενη)

$$P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max}$$

Σχέση 3.2.7. Όρια παραγωγής πραγματικής ισχύος κόμβων

$$Q_{Gi \min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi \max}$$

Σχέση 3.2.8. Όρια παραγωγής άεργης ισχύος κόμβων

$$V_{i \min} \leq V_i \leq V_{i \max}$$

Σχέση 3.2.9. Μετρά τάσης σε κάθε κόμβο

$$T_{ik \min} \leq T_{ik} \leq T_{ik \max}$$

Σχέση 3.2.10. Όρια ταρ μετασχηματιστή

$$Q_{Ci \min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci \max}$$

Σχέση 3.2.11. Θέσεις πυκνωτών

$$S_{ik \max} \geq S_{ik}$$

Σχέση 3.2.12. Ισχύς που διαρρέει τις γραμμές

Η σχέση 3.2.13. είναι ένα διάνυσμα $1 \times N$ που αποτελείται από τις τάσεις κάθε κόμβου,

$$\tilde{V}_i = (\tilde{V}_1, \tilde{V}_2, \dots, \tilde{V}_N), \text{ όπου } \tilde{V}_1 = \tilde{V}_1 \angle \delta_1$$

Σχέση 3.2.13. Διάνυσμα τάσεων κάθε κόμβου

Ο πίνακας που απεικονίζεται στην σχέση 3.2.14. είναι ο πίνακας που εμπεριέχει τις αγωγιμότητες του Σ.Η.Ε. η οποία έχει διαστάσεις $n \times n$ εμπεριέχοντας την τοπολογία του δικτύου και τις μεταβλητές ελέγχου.

$$\tilde{Y} = \begin{pmatrix} \widetilde{Y}_{11} & \cdots & \widetilde{Y}_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \widetilde{Y}_{N1} & \cdots & Y_{1NN} \end{pmatrix}$$

Σχέση 3.2.14. Πίνακας αγωγιμοτήτων του Σ.Η.Ε

Όπου η μητρική εξίσωση, είναι η σχέση 3.2.15

$$[\tilde{I}] = [\tilde{Y}][\tilde{V}]$$

Σχέση 3.2.15. Μητρική εξίσωση

Όμως για την ανάλυση συστημάτων ισχύος είναι πιο βολική η εξίσωση φαινόμενης ισχύος (σχέση 3.2.16) διότι η εγγεόμενη ισχύς είναι ανεξάρτητη από τη γωνία τάσης του συστήματος, ενώ τα εγγεόμενα ρεύματα όχι. Επιπλέον ο υπολογισμός της απαιτούμενης ηλεκτρικής ενέργειας γίνεται απευθείας με βάση την ισχύ. Ο τελεστής \circ συμβολίζει γινόμενο στοιχείου ανά στοιχείο [4], [8].

$$S = \tilde{V} \circ (\tilde{Y}\tilde{V})^*$$

Σχέση 3.2.16. Εξίσωση φαινόμενης ισχύος

3.3.Στόχος της βελτιστοποίησης ροής ισχύος

Βασικός στόχος της βελτιστοποίησης της ροής ισχύος είναι η παροχή ποιοτικής ενέργειας στους κόμβους κατανάλωσης με όσο το δυνατόν μικρότερο οικονομικό κόστος λειτουργίας του συστήματος, λαμβάνοντας υπόψιν τους φυσικούς περιορισμούς και τους περιορισμούς ασφάλειας. Η βελτιστοποίηση της ισχύος μπορεί να διεξαχθεί, με τροποποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης, για διαφορά σενάρια ανάλογα με τις προθέσεις και τις ανάγκες του διαχειριστή – ρυθμιστή ενέργειας (πίνακας 3.3.1) [8].

Μορφή OPF	Αντικείμενο βελτιστοποίησης	Οφέλη
Οικονομική δρομολόγηση ισχύος	Ελαχιστοποίηση συνολικού κόστους παραγωγής	Ελαχιστοποίησή κόστους
Συνεισφορά μονάδα παραγωγής	Χρονοπρογραμματισμός των διαθέσιμων μονάδων σε δεδομένο ορίζοντα χρόνου	Ελαχιστοποίηση κόστους
Απώλειες ισχύος	Ελαχιστοποίηση απωλειών ισχύος κατά την μεταφορά και διανομή	Βέλτιστη ποιότητα ισχύος
Έλεγχος τάσης	Διατήρηση της τάσης εντός αποδεκτών ορίων	Βελτιστοποίηση ευστάθειας τάσης
Κινήσεις αλλαγής TAP	Ελαχιστοποίηση κινήσεων σε δεδομένο ορίζοντα χρόνου	Αύξηση διάρκειας εξοπλισμού
Κινήσεις αλλαγής πυκνωτών	Ελαχιστοποίηση κινήσεων πυκνωτών σε δεδομένο ορίζοντα χρόνου	Αύξηση διάρκειας εξοπλισμού

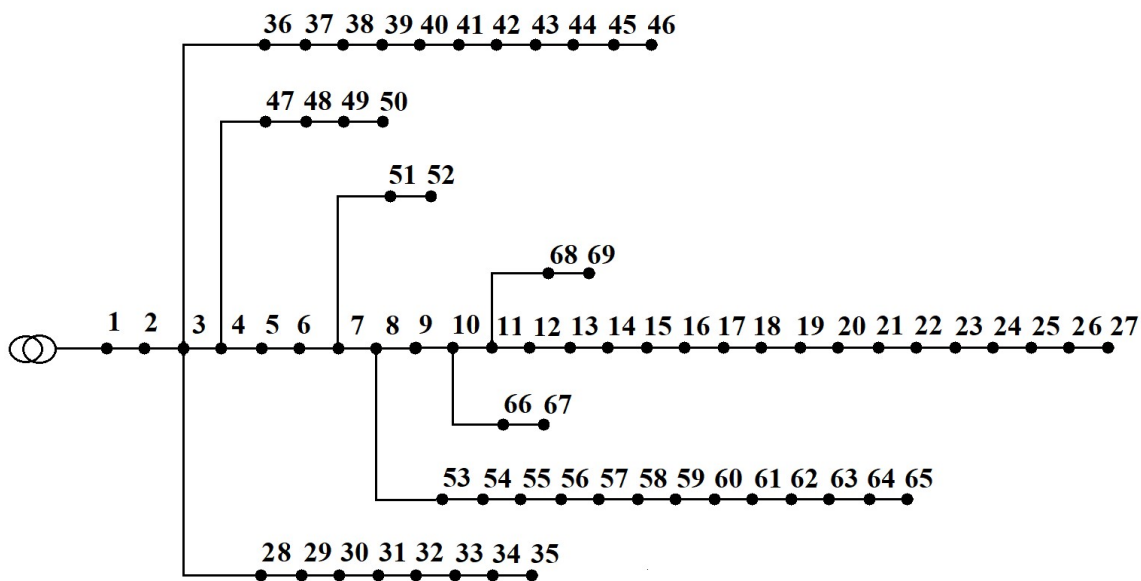
Πίνακας 3.3.1. Είδη βελτιστοποίησης[8]

Επίσης με την αυξανόμενη χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την πιθανότητα της αποθήκευσης ηλεκτρικής ενέργειας στο μέλλον, εισέρχονται νέες προκλήσεις για τη βελτιστοποίηση της ροής ισχύος, απαιτώντας πιο στοχαστικές μεθόδους για τη επίλυση του προβλήματος [8].

4. Case study

4.1. Benchmark δίκτυα διανομής ηλεκτρικής ενέργειας

Για την προσομοίωση των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκαν δύο δίκτυα διανομής ηλεκτρικής ενέργειας. Το πρώτο δίκτυο είναι το IEEE-69(εικόνα 4.1.1), του οποίου η τάση είναι 12,6 kV και έχει 69 κόμβους (buses). Επίσης, αποτελείται από 68 γραμμές διανομής, 69 φορτία και 13 γεννήτριες οι οποίες προσομοιώνουν φωτοβολταϊκά στοιχεία. Το δεύτερο δίκτυο είναι το IEEE-123(εικόνα 4.1.2) τάσης 4,16 kV και 123 κόμβων. Επίσης, το δίκτυο IEEE-123 έχει 122 γραμμές, 85 φορτία και 20 γεννήτριες που επίσης προσομοιώνουν φωτοβολταϊκά στοιχεία. Επίσης για το δίκτυο IEEE-123 δημιουργήθηκαν δύο σενάρια στα οποία τα φορτία και ισχύς των γεννητριών διαφέρουν. Στο παράρτημα με τα τεχνικά χαρακτηριστικά υπάρχουν αναλυτικά οι πίνακες με όλα τα στοιχεία των δικτύων.



Εικόνα 4.1.1 Δίκτυο Benchmark IEEE-69

4.2.Περιγραφή των πειραμάτων

Στόχος των πειραμάτων ήταν η εύρεση βέλτιστης λύσης για δύο μεγέθη που αφορούν τα ηλεκτρικά δίκτυα, την απόκλιση της τάσης (voltage deviation- VD) και τις απώλειες ισχύος (power losses -PL). Για την εύρεση της βέλτιστης λύσης χρησιμοποιήθηκαν δύο αλγόριθμοι βελτιστοποίησης. Ο ένας ήταν ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων (PSO) και ο άλλος ήταν ο γενετικός αλγόριθμος (GA). Η διαδικασία του πειράματος ήταν η εξής: πρώτα γινόταν η επιλογή του δικτύου και έπειτα η επιλογή του μεγέθους προς βελτιστοποίηση (π.χ. VD). Στη συνέχεια εφαρμοζόταν ο αλγόριθμος (π.χ. PSO). Η διεξαγωγή της προσομοίωσης είχε τα εξής χαρακτηριστικά: έχοντας επιλέξει τον αλγόριθμο (π.χ. PSO) για δεδομένο αρχικό μέγεθος πληθυσμού, εφαρμοζόταν στο πρόβλημα 10 διαφορετικές φορές, αρχικοποιώντας τον πληθυσμό των σωματιδίων κάθε φορά από διαφορετικές τυχαία επιλεγμένα αρχικές θέσεις. Αφού ολοκληρώνονταν οι 10 επαναλήψεις του αλγορίθμου, αντλούνταν στατιστικά στοιχεία χρησιμοποιώντας τις τιμές που συνέκλινε κάθε φορά. Στην συνέχεια, ο αρχικός πληθυσμός αυξανόταν κατά 10 και επαναλαμβάνονταν η προαναφερθείσα διαδικασία. Στην περίπτωση του αλγορίθμου PSO ο τελικός πληθυσμός που επιλέχθηκε ήταν των 100 σωματιδίων, ενώ ο αρχικός 20. Στην περίπτωση του γενετικού αλγορίθμου ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία των 10 επαναλήψεων ανά πληθυσμό με αρχικό μέγεθος πληθυσμού 50 και τελικό 200 με βήμα 50. Η γλώσσα προγραμματισμού για την δημιουργία των ηλεκτρικών δικτύων ήταν η python 3.6 σε συνδυασμό με την χρήση της βιβλιοθήκης pandapower για την διεκπεραίωση των διαδικασιών του power flow. Επίσης χρησιμοποιήθηκε το Matlab για την δημιουργία των PSO και GA solvers και η επικοινωνία μεταξύ python και Matlab γινόταν μέσω TCP/IP. Από άποψη υπολογιστικών πόρων το πρόγραμμα χρησιμοποιούσε από το σύστημα H/Y (πίνακας 4.2.1) σχεδόν τα μέγιστα από ένα πυρήνα και ίσως μερικώς ένα thread (δεν είναι σίγουρο διότι ταυτόχρονα εκτελούνταν και άλλες διεργασίες στο σύστημα) και από χρήση μνήμης απαιτούνταν περίπου 3GB. Το σύστημα σε idle κατάσταση χρησιμοποιεί περίπου 5.2GB και κατά την διάρκεια των δοκιμών το usage memory έφτανε γύρω στα 8GB .

Σύστημα H/Y	
CPU	Intel i7 4790 4,00GHz
RAM	DDR3 16GB 1600 MHz
GPU	AMD RX480 8GB
MOTHERBOARD	ASUS MAXIMUS VII Intel Z97 chipset

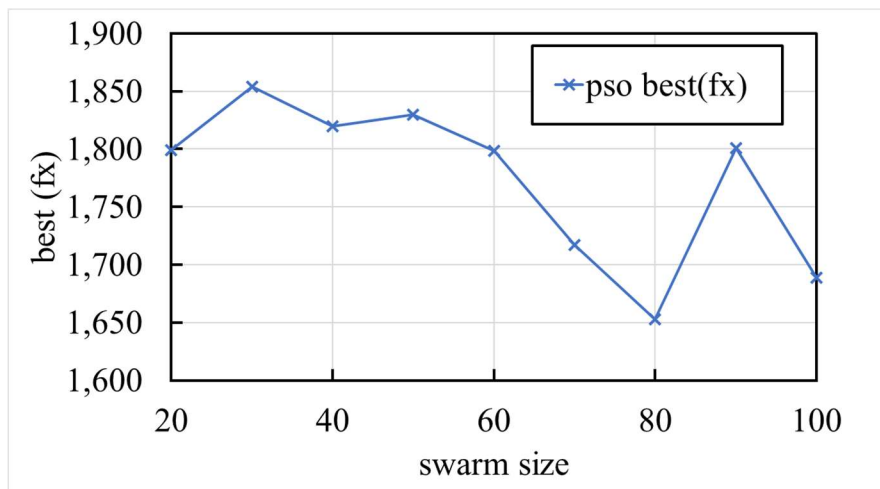
Πίνακας 3.2.1 Σύστημα H/Y

4.3.Αποτελέσματα

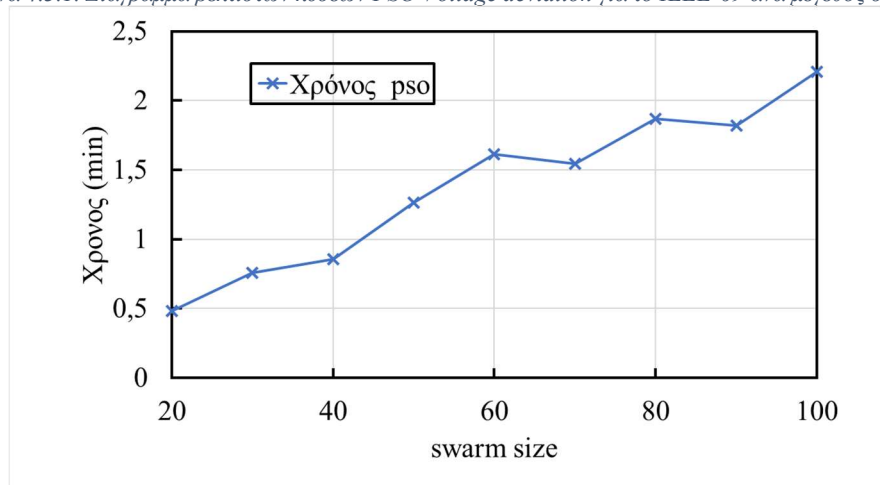
Στο κεφάλαιο των αποτελεσμάτων παρουσιάζονται σε πίνακες ο μέσος όρος των καλύτερων λύσεων, ο μέσος όρος των χρόνων για την επίτευξη των λύσεων και οι τιμές των τυπικών αποκλίσεων ανά μέγεθος σμήνους για τον αλγόριθμο PSO και μέγεθος πληθυσμού για τον αλγόριθμο GA (πίνακες 4.3.3.1 - 4.3.3.12). Επίσης παρουσιάζονται σε διαγράμματα ο μέσος όρος των καλύτερων λύσεων (εικόνες 4.3.1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23) και ο μέσος όρος των χρόνων (εικόνες 4.3.2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24) ανά μέγεθος σμήνους για τον αλγόριθμο PSO και μέγεθος πληθυσμού για τον αλγόριθμο GA.

IEEE-69 PSO Voltage deviation			
Swarm Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
20	1,7992	0,2764	0,48
30	1,8539	0,0539	0,76
40	1,8195	0,0433	0,86
50	1,8300	0,0504	1,26
60	1,7984	0,0669	1,62
70	1,7173	0,2809	1,55
80	1,6529	0,3352	1,87
90	1,8008	0,0523	1,82
100	1,6887	0,2435	2,21

Πίνακας 3.3.1 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου PSO ανά μέγεθος σμήνους



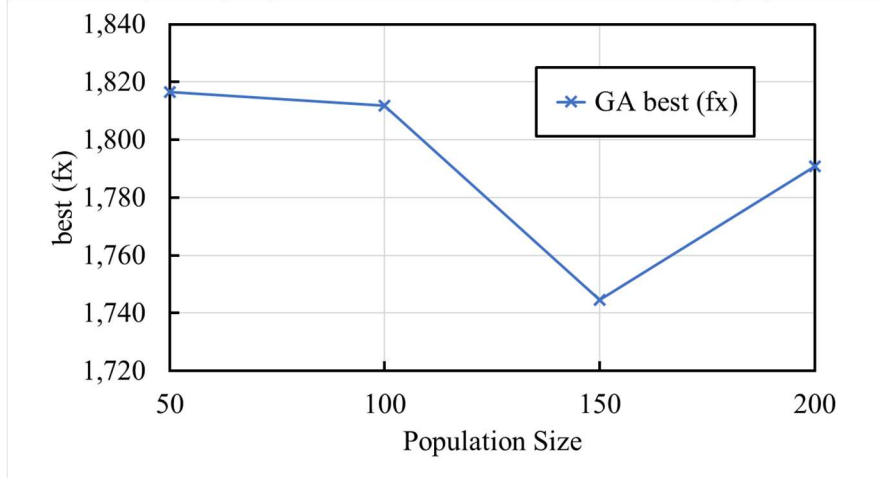
Εικόνα 4.3.1. Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων PSO Voltage deviation για το IEEE-69 ανά μέγεθος σμήνους



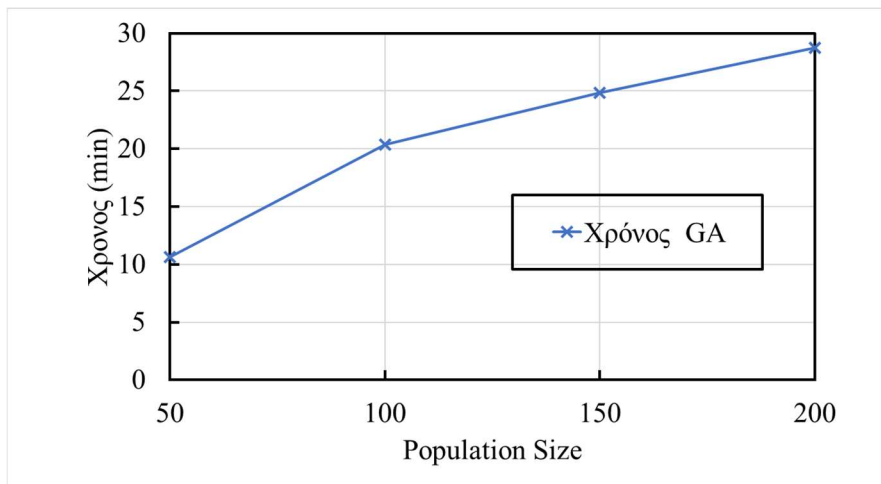
Εικόνα 3.3.2. Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων PSO Voltage deviation για το IEEE-69 ανά μέγεθος σμήνους

IEEE-69 GA Voltage deviation			
Population Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
50	1,817	0,0094	10,64
100	1,812	0,0361	20,35
150	1,745	0,0508	24,84
200	1,791	0,0447	28,73

Πίνακας 3.3.2 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου GA ανά πληθυσμό



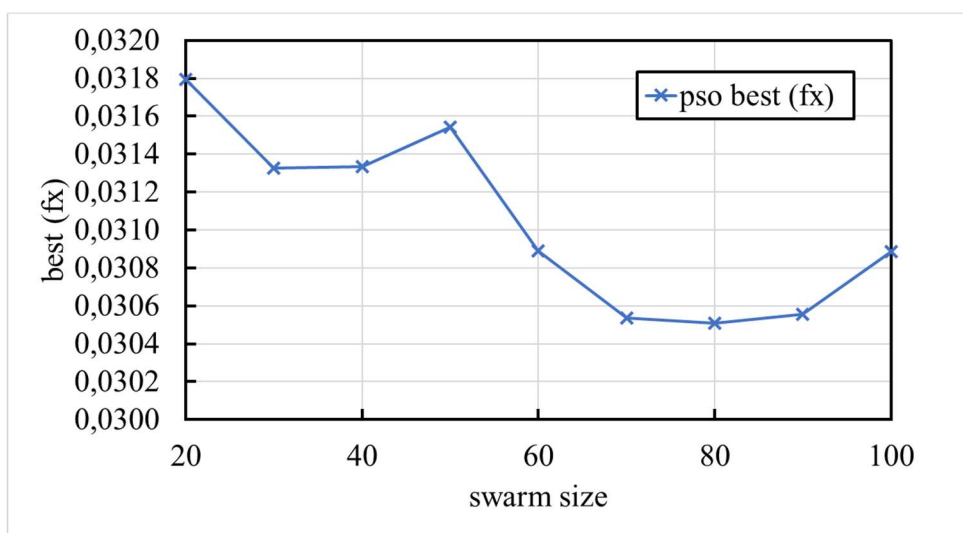
Εικόνα 3.3.3 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων GA Voltage deviation για το IEEE-69 ανά μέγεθος πληθυσμού



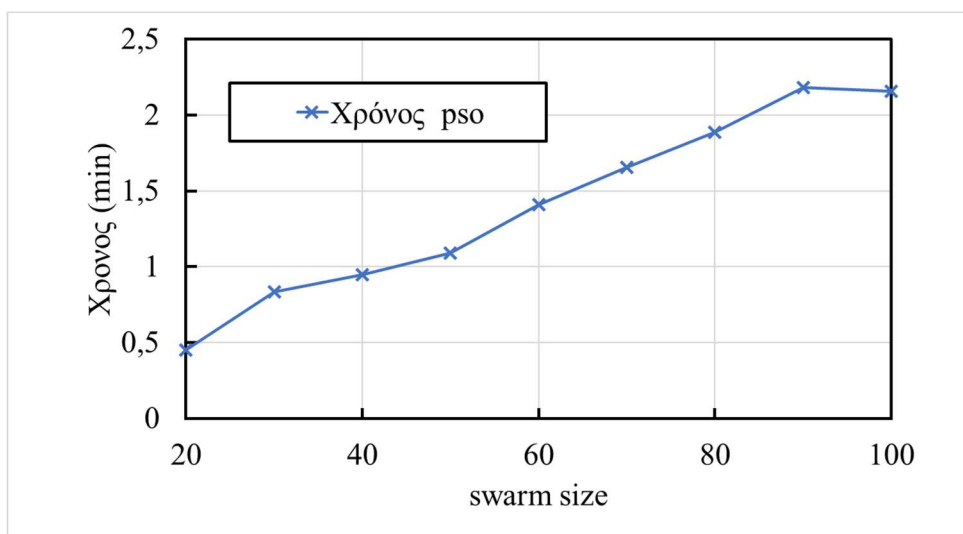
Εικόνα 3.3.4 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων GA Voltage deviation για το IEEE-69 ανά μέγεθος πληθυσμού

IEEE-69 PSO Power Losses			
Swarm Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
20	0,0318	0,00080	0,45
30	0,0313	0,00071	0,84
40	0,0313	0,00099	0,95
50	0,0315	0,00083	1,09
60	0,0309	0,00063	1,41
70	0,0305	0,00086	1,66
80	0,0305	0,00075	1,87
90	0,0306	0,00096	2,18
100	0,0309	0,00039	2,16

Πίνακας 3.3.3 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου PSO ανά μέγεθος σμήνους



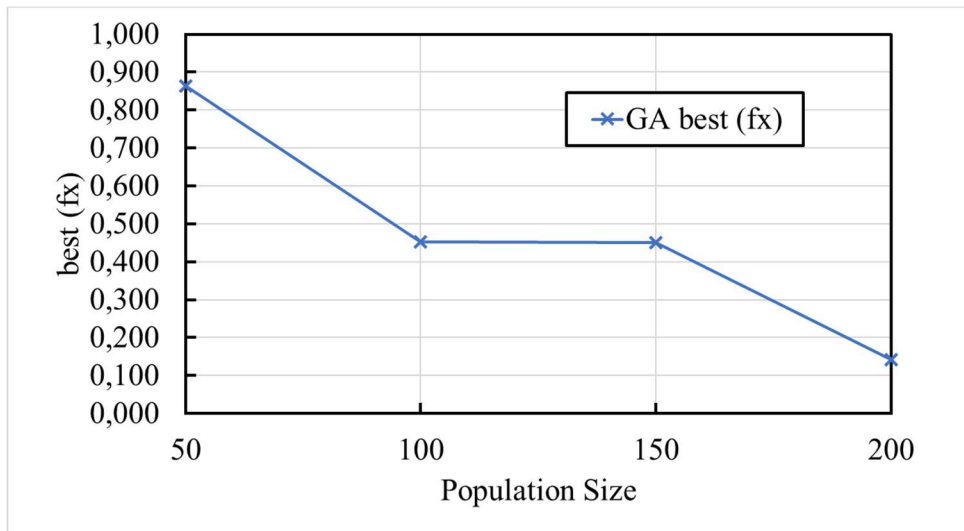
Εικόνα 3.3.5 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων PSO Power Losses για το IEEE-69 ανά μέγεθος σμήνους



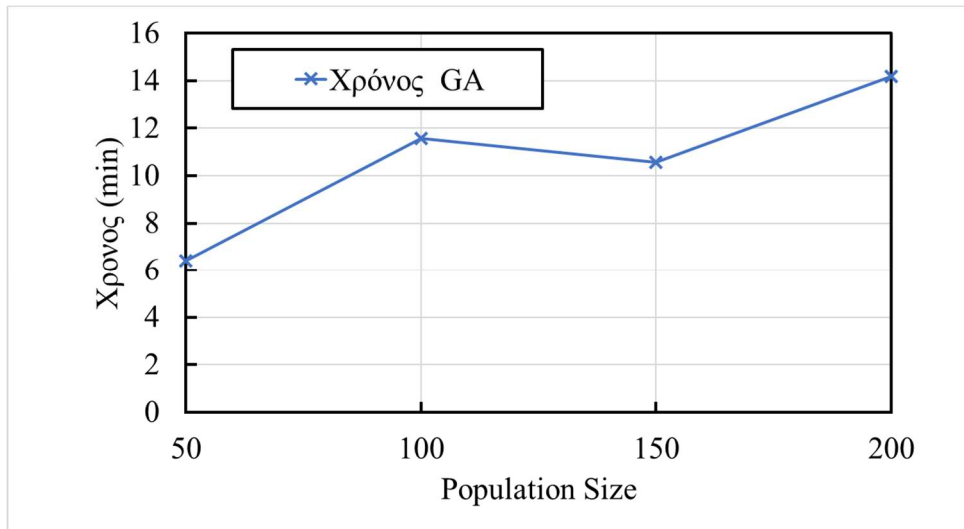
Εικόνα 3.3.6 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων PSO Power Losses για το IEEE-69 ανά μέγεθος σμήνους

IEEE-69 GA Power Losses			
Population Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
50	0,8635	0,41170	6,43
100	0,4527	0,50574	11,56
150	0,4598	0,50235	10,58
200	0,1423	0,30958	14,17

Πίνακας 3.3.4 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου GA ανά πληθυσμό



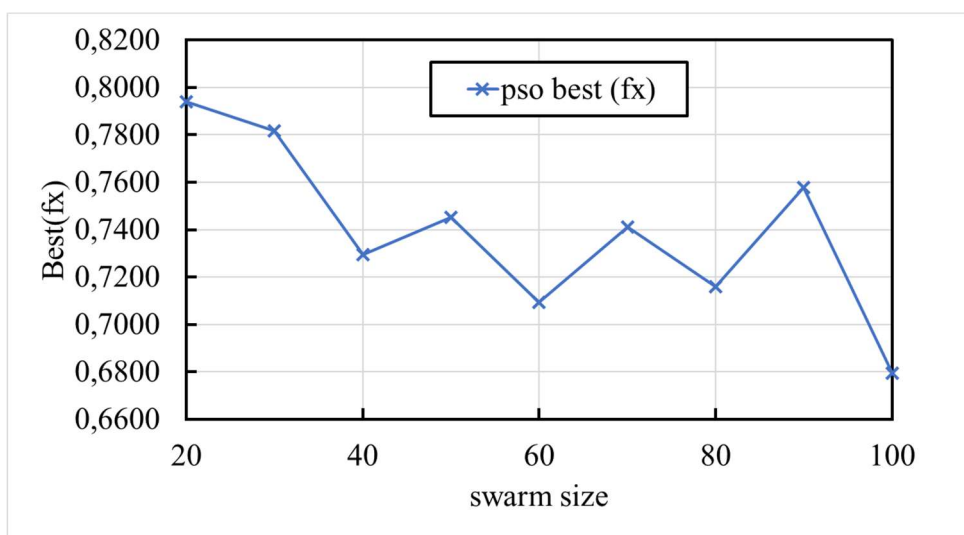
Εικόνα 3.3.7 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων GA Power Losses για το IEEE-69 ανά μέγεθος πληθυσμού



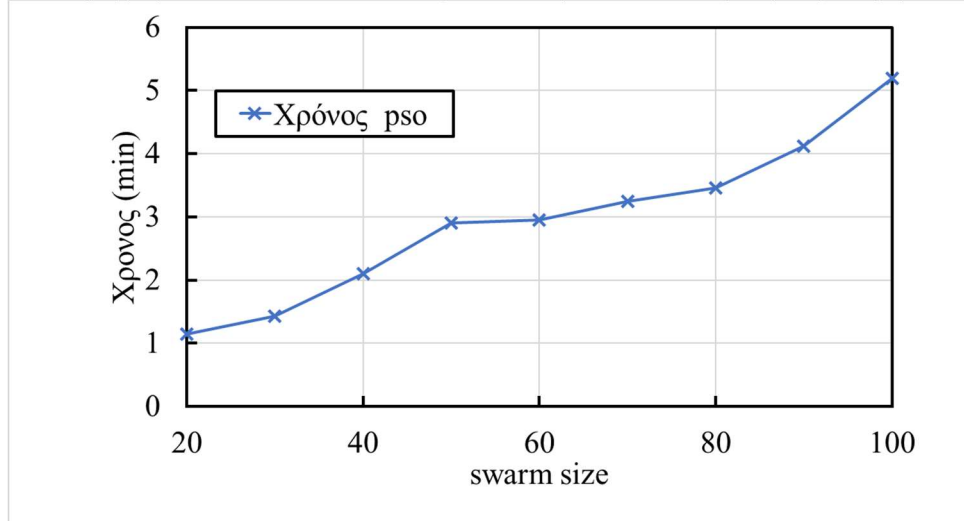
Εικόνα 3.3.8 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων GA Power Losses για το IEEE-69 ανά μέγεθος πληθυσμού

IEEE-123 PSO Voltage deviation (Σενάριο 1)			
Swarm Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
20	0,7940	0,097	1,14
30	0,7818	0,077	1,43
40	0,7294	0,155	2,10
50	0,7453	0,077	2,90
60	0,7094	0,109	2,96
70	0,7410	0,101	3,25
80	0,7159	0,131	3,46
90	0,7579	0,097	4,12
100	0,6796	0,123	5,19

Πίνακας 3.3.5 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου PSO ανά μέγεθος σμήνους



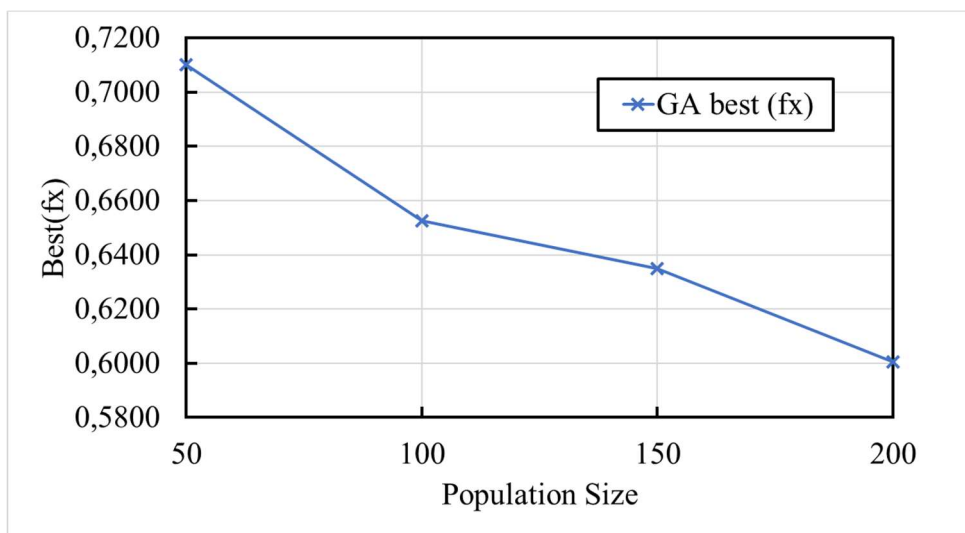
Εικόνα 3.3.9 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων PSO Voltage deviation για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος πληθυσμού



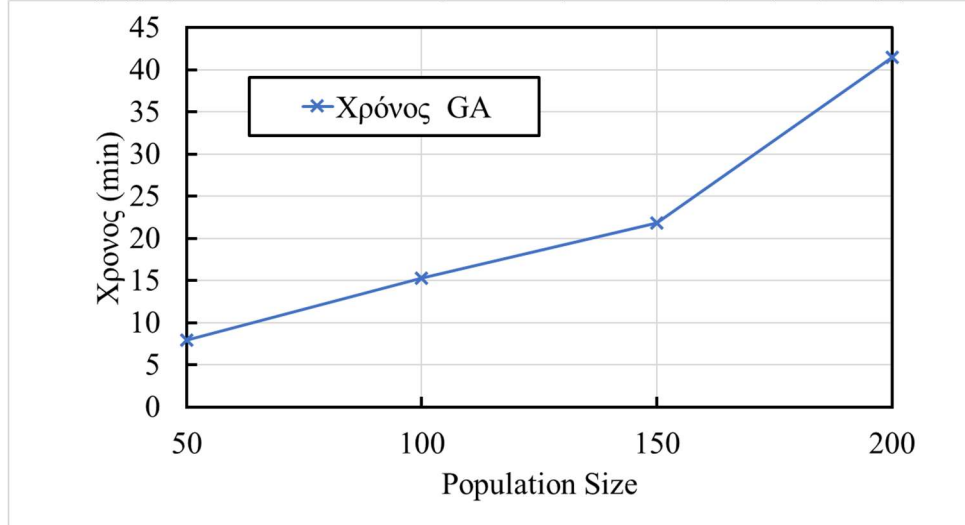
Εικόνα 4.3.10 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων PSO Voltage deviation για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος σμήνους

IEEE-123 GA Voltage deviation (Σενάριο 1)			
Population Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
50	0,7101	0,053	7,92
100	0,6524	0,065	15,27
150	0,6349	0,054	21,85
200	0,6005	0,061	41,47

Πίνακας 3.3.6 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου GA ανά πληθυσμό



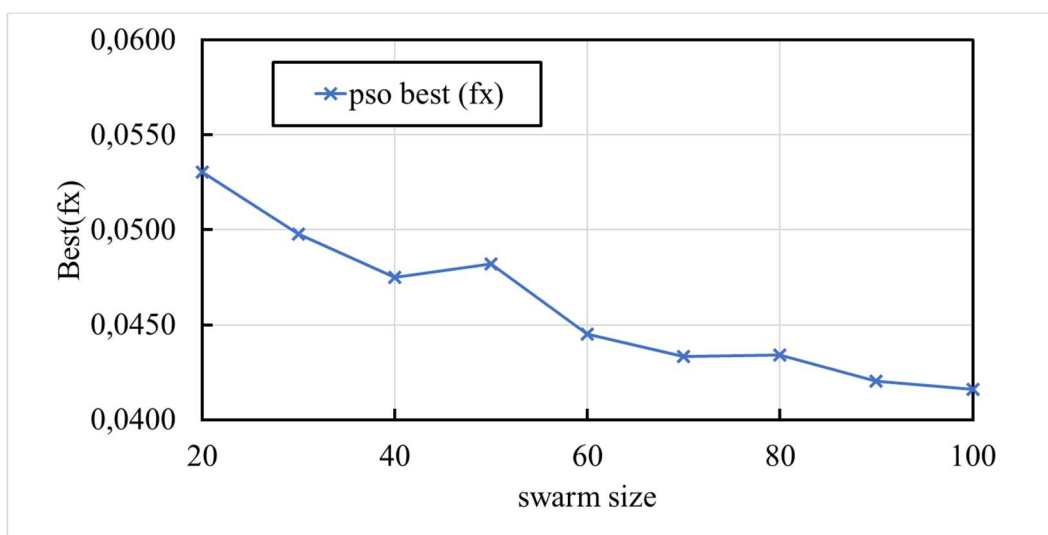
Εικόνα 3.3.11 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων GA Voltage deviation για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος πληθυσμού



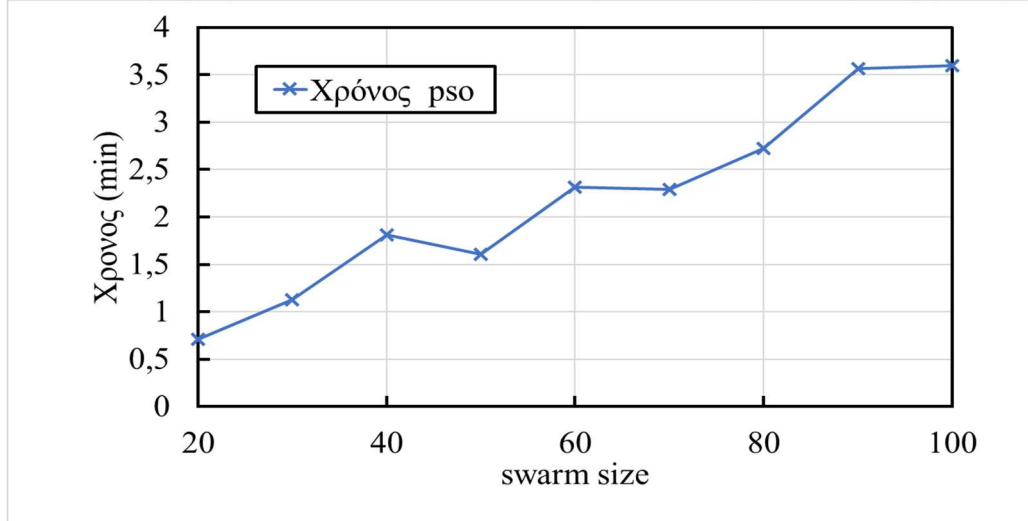
Εικόνα 4.3.12. Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων GA Voltage deviation για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος πληθυσμού

IEEE-123 PSO Power Losses (Σενάριο 1)			
Swarm Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
20	0,0530	0,0073	0,71
30	0,0498	0,0061	1,13
40	0,0475	0,0032	1,81
50	0,0482	0,0084	1,60
60	0,0445	0,0044	2,32
70	0,0433	0,0039	2,29
80	0,0434	0,0028	2,72
90	0,0421	0,0049	3,57
100	0,0416	0,0040	3,58

Πίνακας 4.3.7 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου PSO ανά μέγεθος σμήνους



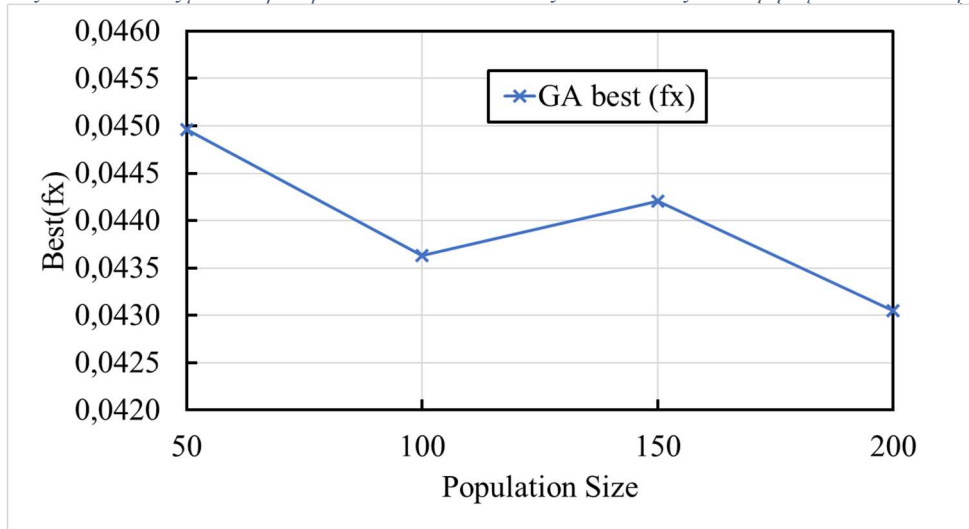
Εικόνα 4.3.13 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων PSO Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος σμήνους



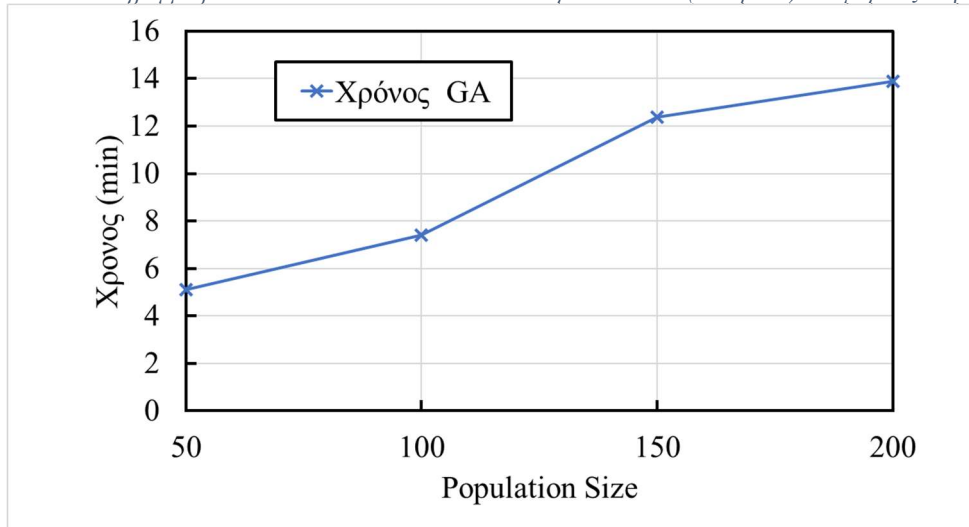
Εικόνα 3.3.14 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων PSO Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος σμήνους

IEEE-123 GA Power Losses (Σενάριο 1)			
Population Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
50	0,0450	0,0012	5,12
100	0,0436	0,0012	7,41
150	0,0442	0,0014	12,36
200	0,0431	0,0019	13,89

Πίνακας 3.3.8 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου GA ανά πληθυσμό



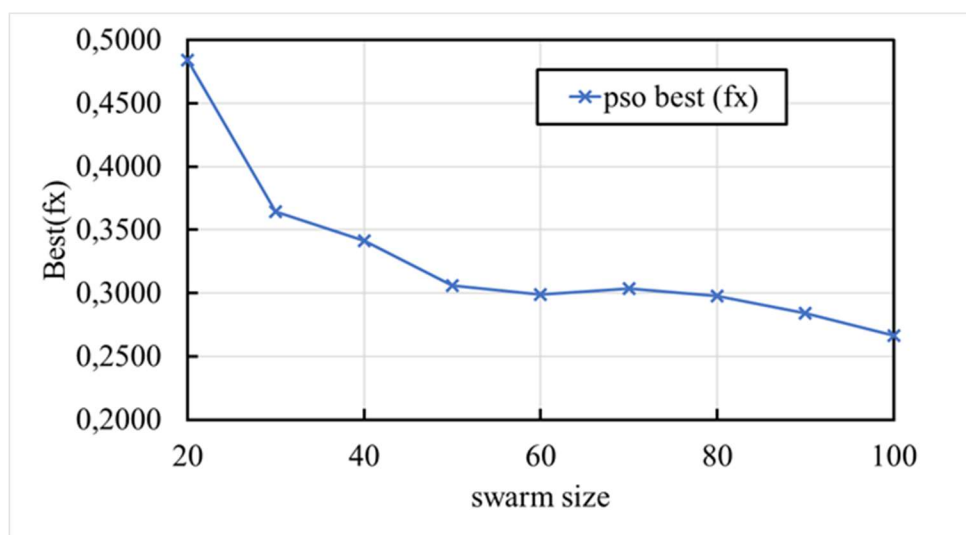
Εικόνα 3.3.15 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων GA Power Losses για IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος πληθυσμού



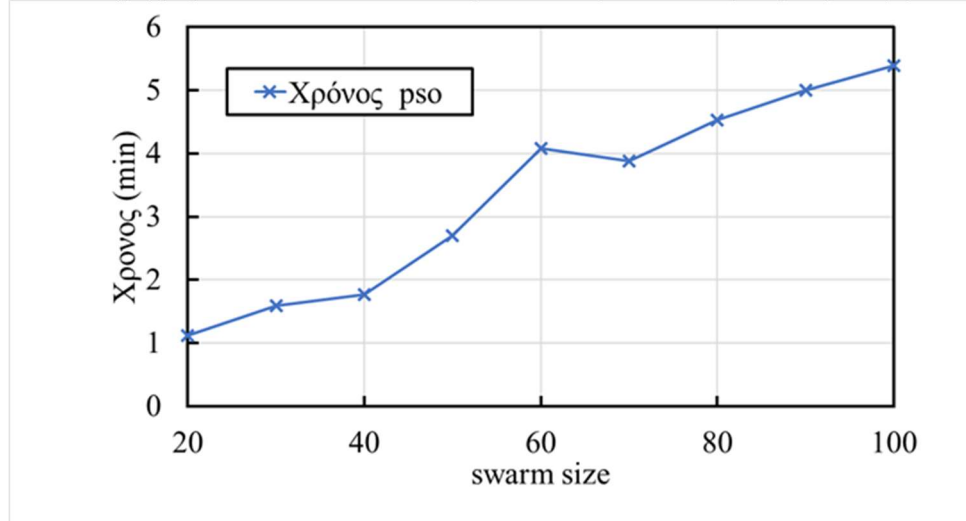
Εικόνα 3.3.16 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων GA Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 1) ανά μέγεθος πληθυσμού

IEEE-123 PSO Voltage deviation (Σενάριο 2)			
Swarm Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
20	0,4841	0,1648	1,12
30	0,3641	0,0672	1,59
40	0,3413	0,0719	1,77
50	0,3059	0,0431	2,70
60	0,2989	0,0863	4,09
70	0,3037	0,2976	3,88
80	0,2976	0,0617	4,53
90	0,2840	0,0707	5,01
100	0,2665	0,0474	5,39

Πίνακας 3.3.9. Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου PSO ανά μέγεθος σμήνους



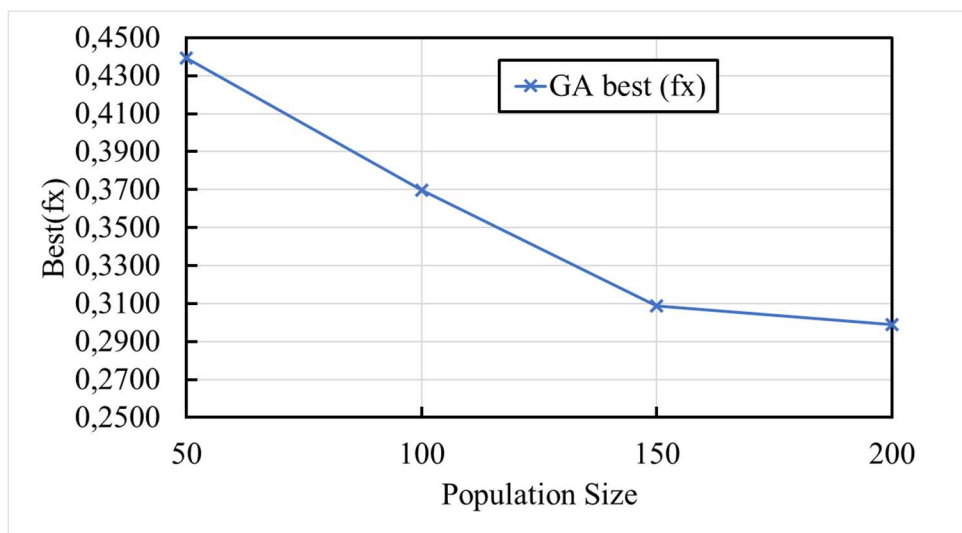
Εικόνα 4.3.17 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων PSO Voltage deviation για IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος σμήνους



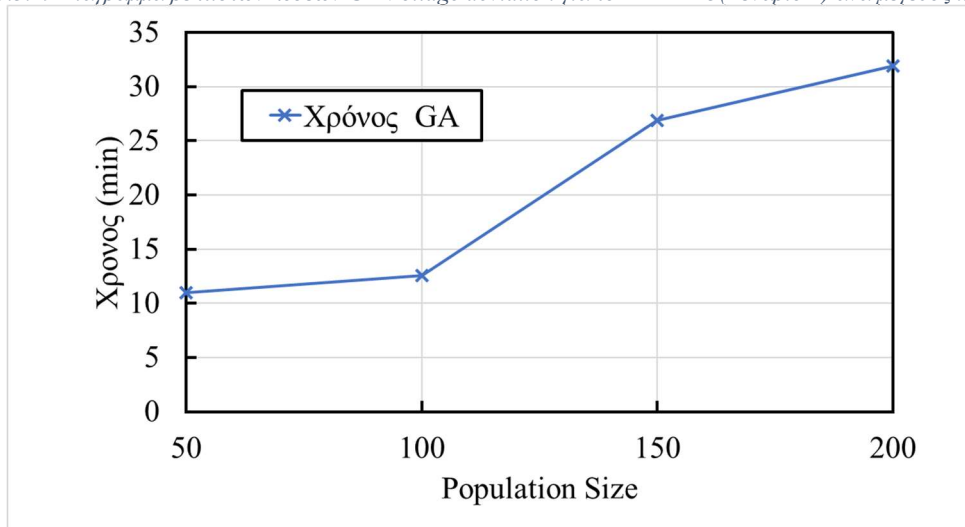
Εικόνα 3.3.18 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων PSO Voltage deviation για IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος σμήνους

IEEE-69 GA Voltage deviation (Σενάριο 2)			
Population Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
50	0,4392	0,089	11,01
100	0,3697	0,072	12,53
150	0,3087	0,058	26,90
200	0,2990	0,063	31,912

Πίνακας 3.3.102 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου GA ανά πληθυσμό



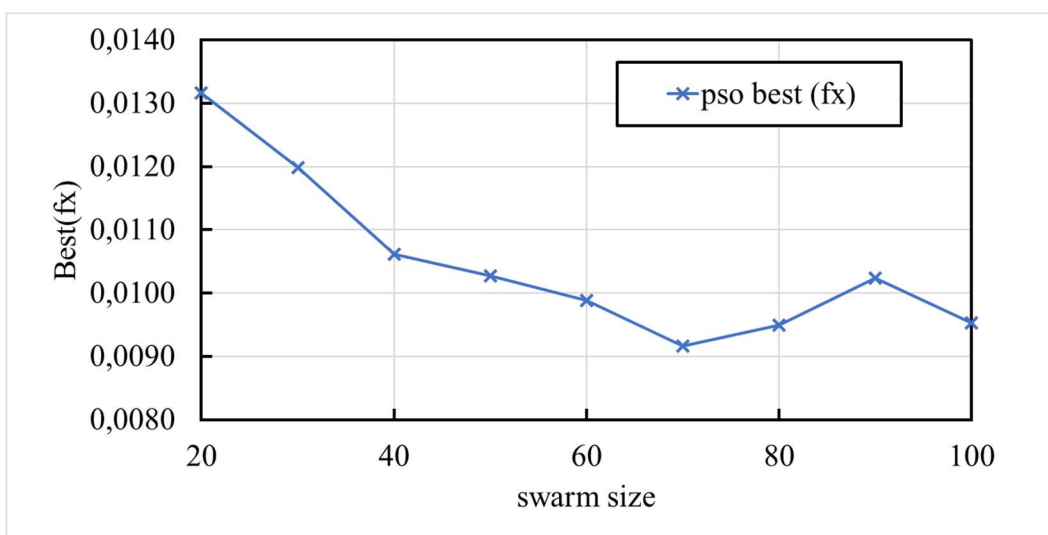
Εικόνα 3.3.19 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων GA Voltage deviation για το IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος πληθυσμού



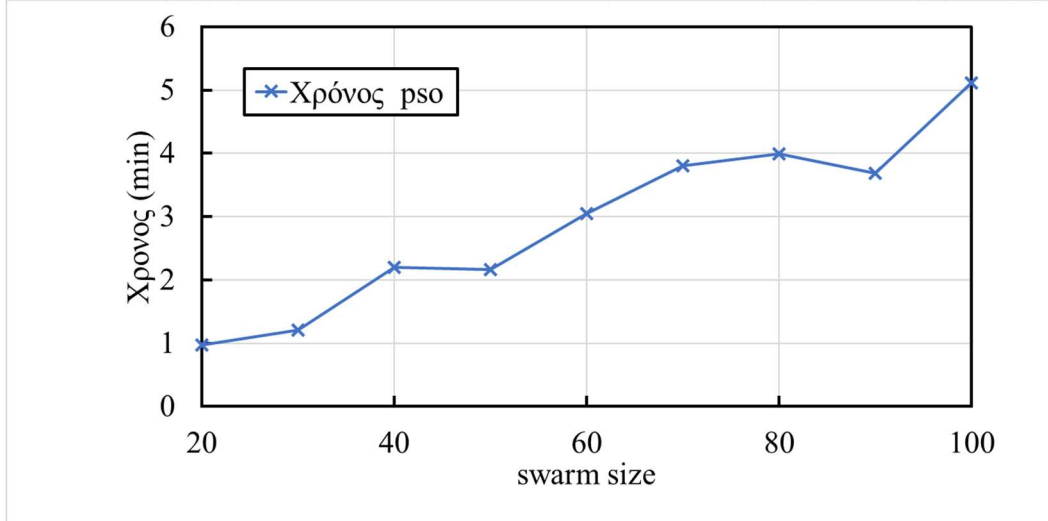
Εικόνα 3.3.20 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων GA Voltage deviation για το IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος πληθυσμού

IEEE-123 PSO Power Losses (Σενάριο 2)			
Swarm Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
20	0,0132	0,0015	0,97
30	0,0120	0,0027	1,21
40	0,0106	0,0014	2,20
50	0,0103	0,0009	2,16
60	0,0099	0,00095	3,05
70	0,0092	0,0007	3,80
80	0,0095	0,0006	3,99
90	0,0102	0,0017	3,68
100	0,0095	0,0008	5,11

Πίνακας 3.3.11 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου PSO ανά μέγεθος σμήνους



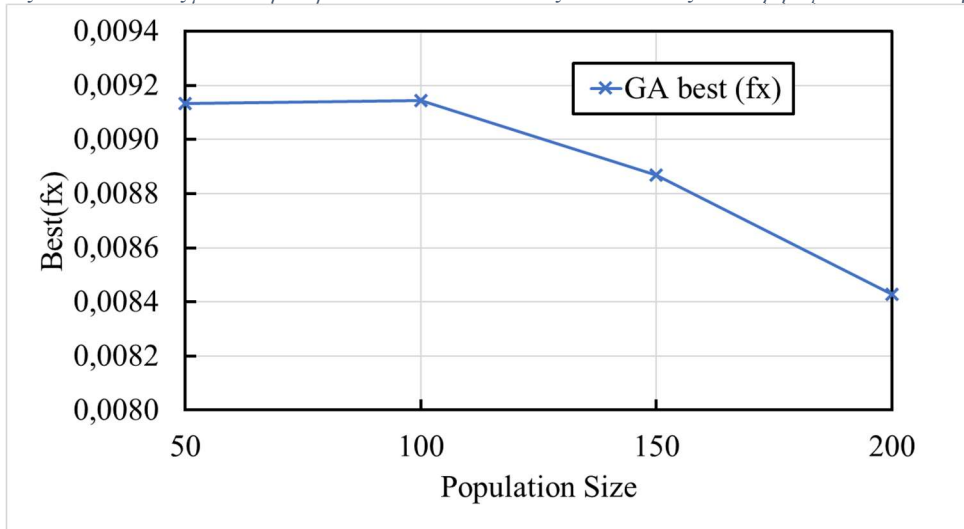
Εικόνα 3.3.21 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων PSO Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος σμήνους



Εικόνα 3.3.22 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων PSO Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος σμήνους

IEEE-123 GA Power Losses (Σενάριο 2)			
Population Size	Best(fx)	Std.	Time(min.)
50	0,0091	0,0003	4,84
100	0,0091	0,0017	8,10
150	0,0089	0,0006	9,54
200	0,0084	0,0005	14,12

Πίνακας 3.3.12 Πίνακας μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από τις 10 εκτελέσεις του αλγορίθμου GA ανά πληθυσμό



Εικόνα 3.3.23 Διάγραμμα βέλτιστων λύσεων GA Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος πληθυσμού



Εικόνα 3.3.24 Διάγραμμα χρόνου απόδοσης βέλτιστων λύσεων GA Power Losses για το IEEE-123(Σενάριο 2) ανά μέγεθος πληθυσμού

4.4.Συζήτηση

Σε γενικές γραμμές και παρατηρώντας τους πίνακες (4.3.1 - 12) και τα διαγράμματα (4.3.1 - 24) οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης PSO και GA αποδίδουν καλύτερες λύσεις όσο αυξάνουν το μέγεθος σμήνους και ο πληθυσμός, όμως στον αντίποδα λόγω αύξησης της υπολογιστικής ισχύος αυξάνεται και ο χρόνος που προκύπτουν οι βέλτιστες λύσεις.

Ωστόσο υπάρχουν κάποιες διακυμάνσεις στην απόδοση της βέλτιστης λύσης και ιδιαίτερα στην περίπτωση IEEE-123 PSO Voltage deviation για το σενάριο 1, στο διάγραμμα φαίνονται «ταλαντώσεις» ανά πληθυσμό σμήνους, αλλά παρόλο που μεταξύ πληθυσμών δεν υπάρχει συνεχής βελτίωση, η τάση είναι προς την ελαχιστοποίηση.

Στην περίπτωση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης GA μελετώντας τους πίνακες (4.3.2, 4, 6, 8, 10, 12) και τα διαγράμματα (4.3.3, 7, 11, 15, 19, 23) παρατηρείται πιο σταθερή κάθοδος προς την βέλτιστη λύση όσο αυξάνει ο πληθυσμός. Μια μικρή εξαίρεση αποτελεί η περίπτωση IEEE-123 GA Power Losses για το σενάριο 1, μεταξύ των 100 και 150, όπου οι τιμές των μέσων όρων των βέλτιστων λύσεων δεν διαφέρουν αρκετά, μόλις 1,38% (οι τιμές είναι 0,0436 & 0,0442), ωστόσο δεν υπάρχει βελτίωση με την αύξηση του πληθυσμού. Αλλά στην περίπτωση IEEE-69 GA Voltage deviation η εξαίρεση είναι μεγαλύτερη, και συγκεκριμένα μεταξύ των πληθυσμών 150 και 200, η διαφορά είναι μεγαλύτερη της τάξης του 2,64% (οι τιμές είναι 1,745 & 1,791).

Συγκρίνοντας τους δύο αλγορίθμους ως προς τις καλύτερες βέλτιστες λύσεις (πίνακας 4.4.1), ο αλγόριθμος PSO αποδίδει καλύτερα στην εύρεση λύσης για απόκλιση της τάσης (VD), έχοντας δύο φορές δώσει καλύτερη τιμή έναντι μιας του αλγορίθμου GA. Το ίδιο συνεχίζει να ισχύει και άμα παρατηρήσουμε τον πίνακα 4.4.2, όπου έχει υπολογιστεί ο μέσος όρος των βέλτιστων λύσεων που έχουν αποδώσει οι πέντε μεγαλύτεροι πληθυσμοί σμηνών και οι πληθυσμοί 150 και 200 για GA. Ενώ στην περίπτωση των απωλειών ισχύος (PL) ο γενετικός αλγόριθμος βρίσκει καλύτερες λύσεις (πίνακας 4.4.1) σε σχέση με τον PSO, έχοντας δύο μικρότερα αποτελέσματα. Επίσης σύμφωνα με τον πίνακα 4.4.2 όπου έχει υπολογιστεί ο μέσος όρος των πληθυσμών που αποδίδουν καλύτερα συνεχίζει να υπερτερεί ο γενετικός αλγόριθμος, αλλά οι μεταξύ τους διαφορές να συρρικνώνονται.

Συγκρίνοντας τις τυπικές αποκλίσεις (std) μεταξύ του κάθε τύπου αλγορίθμου και μεταξύ των πληθυσμών του ιδίου τύπου αλγορίθμου, οι τιμές των τυπικών αποκλίσεων βρίσκονται όλες στην ίδια τάξη μεγέθους οπότε οι αλγόριθμοι είναι αξιόπιστοι ως προς τη σταθερότητα των αποτελεσμάτων που αποδίδουν.

Σύγκριση βέλτιστων λύσεων (Best(f_x)) PSO & GA	
Σύγκριση VD	
PSO	GA
IEEE-69	
1,6529 Best(f_x)	1,745 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 1)	
0,6796 Best(f_x)	0,6005 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 2)	
0,2665 Best(f_x)	0,2990 Best(f_x)
Σύγκριση PL	
PSO	GA
IEEE-69	
0,0305 Best(f_x)	0,1423 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 1)	
0,0416 Best(f_x)	0,0431 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 2)	
0,0092 Best(f_x)	0,0084 Best(f_x)

Πίνακας 3.4.1 Οι καλύτερες βέλτιστες λύσεις ανά αλγόριθμο, δίκτυο και εξεταζόμενο μέγεθος

Σύγκριση μέσων όρων βέλτιστων λύσεων από του αποδοτικότερους πληθυσμούς PSO & GA	
Σύγκριση VD	
PSO	GA
IEEE-69	
1,73162 Best(f_x)	1,768 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 1)	
0,72076 Best(f_x)	0,6177 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 2)	
0,29014 Best(f_x)	0,30385 Best(f_x)
Σύγκριση PL	
PSO	GA
IEEE-69	
0,03068 Best(f_x)	0,30105 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 1)	
0,04298 Best(f_x)	0,04365 Best(f_x)
IEEE-123 (Σενάριο 2)	
0,00966 Best(f_x)	0,00865 Best(f_x)

Πίνακας 3.4.2 Ο μέσος όρος καλύτερων βέλτιστων λύσεων ανά αλγόριθμο, δίκτυο και εξεταζόμενο μέγεθος από τους πληθυσμούς 60 έως 100 για PSO και 150 & 200 για GA

Μελετώντας τους πίνακες (4.3.1, 3, 5, 7, 9, 11) και τα διαγράμματα του χρόνου (εικόνες 4.3.2, 6, 10, 14, 18, 22), οι βέλτιστες λύσεις για τον αλγόριθμο σμήνους προκύπτουν σε διάστημα λίγων

λεπτών με μέγιστο λίγο παραπάνω από 5 λεπτά, ως αποτέλεσμα η αύξηση του μεγέθους του σμήνους σωματιδίων να επηρεάζει αρκετά (ως ένα βαθμό) το χρόνο εύρεσης βέλτιστης λύσης. Ενώ για τον γενετικό αλγόριθμο ο καλύτερος χρόνος είναι 4,84 λεπτά για πληθυσμό μεγέθους 50 και για πληθυσμό μεγέθους 200 είναι 41,47 λεπτά. Το μέγεθος του πληθυσμού για τον γενετικό αλγόριθμο παίζει δραματικό ρολό ως προς το χρόνο εύρεσης της βέλτιστης λύσης: όσο αυξάνει ο πληθυσμός μειώνεται η ταχύτητα διεκπεραίωσης του αλγορίθμου.

5. Συμπεράσματα

Στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας μελετήθηκαν μη ντετερμινιστικοί αλγόριθμοι, που ανήκουν στην υπολογιστική νοημοσύνη και στις μεταερευνητικές μεθόδους αναζήτησης. Στην συνέχεια αναλυθήκαν πιο διεξοδικά δύο μέθοδοι, ο γενετικός αλγόριθμος και αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων, οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν μετέπειτα, για την επίλυση του προβλήματος της βελτιστοποίησης ροής ισχύος. Το πρόβλημα της βελτιστοποίησης ροής ισχύος είναι ένα σύνθετο πρόβλημα, διότι πρέπει να βρεθούν λύσεις σε σχετικά μικρό χρονικό διάστημα, σε ένα αβέβαιο περιβάλλον και οποία μέθοδος και αν χρησιμοποιηθεί πρέπει να ανταποκρίνεται αποδοτικά ώστε να μην τεθεί ένα Σ.Η.Ε. σε μη επιθυμητές καταστάσεις. Συμπερασματικά οι δύο αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν ανταποκρίθηκαν ως προς την απόδοση λύσεων με κυρία διαφορά μεταξύ τους να είναι η χρονική επίτευξη του στόχου. Όμως ο παράγοντας του χρόνου δεν είναι αμελητέος, είναι σημαντικός, ιδιαίτερα σε ένα σύγχρονο έξυπνο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας όπου υπάρχουν πολλά μεταβαλλόμενα στοιχεία που επηρεάζουν συχνά το περιβάλλον του προβλήματος.

Ειδικότερα συγκρίνοντας τα δύο είδη αλγορίθμων βελτιστοποίησης με βάση τα διαγράμματα χρόνου (εικόνες 4.3.2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24) είναι φανερό ότι ο γενετικός αλγόριθμος είναι σημαντικά πιο αργός στην εύρεση βέλτιστη λύσης και ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων έχει τη δυνατότητα να δώσει αντίστοιχης τάξης μεγέθους λύσεις σε μικρότερο χρονικό διάστημα.

Εφόσον αναλύουμε τη μόνιμη κατάσταση ενός Σ.Η.Ε. σε επιμέρους χρονικά διαστήματα με βάση τη ζήτηση φορτιού, τα οποία χρονικά διαστήματα είναι της τάξεως των λεπτών έως μιας ώρας, απαιτείται ο αλγόριθμος να αποδώσει λύση εντός λίγων λεπτών. Οπότε είναι φανερό ότι για την βελτιστοποίηση ροής ισχύος σε ένα Σ.Η.Ε. ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων μοιάζει ιδανικότερος σε σχέση με το γενετικό, διότι οι βέλτιστες λύσεις προκύπτουν εντός λίγων λεπτών. Αλλά στο γενετικό αλγόριθμο η πιθανότητα να μην ανταποκριθεί στον απαιτούμενο χρόνο ή και ακόμα να έχουμε οριοθετήσει τον χρόνο που θα παραχθεί το αποτέλεσμα, η απόδοση μιας μέτριας προς κακής λύσης ίσως θέσει το Σ.Η.Ε. σε κατάσταση επιφυλακής. Επίσης, εάν συνυπολογίσουμε την ολοένα αυξανόμενη διείσδυση στα Σ.Η.Ε. ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, των οποίων η παραγόμενη ισχύς επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες, είναι αναγκαία η ανταπόκριση των αλγορίθμων σε μικρό χρονικό διάστημα. Εντούτοις ο γενετικός αλγόριθμος μπορεί να αξιοποιηθεί για μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες ανάγκες ενός Σ.Η.Ε. προσομοιώνοντας μελλοντικές καταστάσεις. Έχοντας το περιθώριο του χρόνου, είναι πιο σημαντική η εύρεση του βέλτιστου αποτελέσματος που θα εξυπηρετεί ιδανικότερα ένα σύστημα. Όμως η ύπαρξη ενός αρκετά ισχυρού υπολογιστικού συστήματος ίσως θα μπορούσε να καταστήσει την εφαρμογή του γενετικού αλγόριθμου αποδοτική σε πραγματικό χρόνο.

Αντίθετα, ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων αποδίδει σε εύλογο χρονικό διάστημα αποτέλεσμα, αλλά δεν είναι φανερό εκατό τις εκατό πιο μέγεθος σμήνους σωματιδίων θα αποδίδει καλύτερα σε κάθε περίπτωση. Ίσως ένας συμβιβασμός χρόνου απόδοσης και βέλτιστου ελαχίστου μας υποδεικνύουν το μέγεθος σμήνους των 80 σωματιδίων, το οποίο βάσει των διαγραμμάτων (εικόνες 4.3.1, 2, 5, 6, 9, 10, 13, 14, 17, 18, 21, 22) πάντα απέδιδε τα αναμενόμενα αποτελέσματα (δηλαδή καλύτερα από το προηγούμενο μέγεθος σμήνους των 70), ενώ οι χρόνοι απόδοσης της βέλτιστης λύσης είναι κάτω από τα πέντε λεπτά σταθερά.

6. Βιβλιογραφία

- [1] N. Hatziargyriou, *Microgrids: architectures and control*. West Sussex: John Wiley & Sons, 2014.
- [2] T. Strasser et al., “A Review of Architectures and Concepts for Intelligence in Future Electric Energy Systems,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 4, pp. 2424–2438, 2015, [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6915899.
- [3] M. Papadimitrakis, N. Giamarellos, M. Stogiannos, E. N. Zois, N. A. Livanos, and A. Alexandridis, “Metaheuristic search in smart grid: A review with emphasis on planning , scheduling and power flow optimization applications,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 145, no. April, p. 111072, 2021, doi: 10.1016/j.rser.2021.111072.
- [4] S. Frank and S. Rebennack, “A Primer on Optimal Power Flow: Theory, Formulation, and Practical Examples,” *Color. Sch. Mines, Tech. Rep.*, no. October, pp. 1–42, 2012, [Online]. Available: <http://econbus.mines.edu/working-papers/wp201214.pdf>.
- [5] N. Carolina, Z. Li, and D. Ph, *Market operations in electric power systems: forecasting, scheduling, and risk management*, vol. 40, no. 03. 2002.
- [6] A. Ehsan and Q. Yang, “Optimal integration and planning of renewable distributed generation in the power distribution networks: A review of analytical techniques,” *Appl. Energy*, vol. 210, pp. 44–59, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.10.106.
- [7] A. R. Jordehi, “Optimisation of electric distribution systems: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 51, pp. 1088–1100, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.07.004.
- [8] TelSiP, “ΠΡΔ1.5.1: Ανάλυση και καθορισμός προδιαγραφών για καταναμημένο έλεγχο, βελτιστοποίηση και χρονοπρογραμματισμό δικτύων διανομής Η.Ε. σε πραγματικό χρόνο.” T1EAK-00244 / MIS: 5033802?
- [9] M. NIU, C. WAN, and Z. XU, “A review on applications of heuristic optimization algorithms for optimal power flow in modern power systems,” *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 2, no. 4, pp. 289–297, 2014, doi: 10.1007/s40565-014-0089-4.
- [10] Engebrecht A., *Computational Inteligence an introduction* 2nd ed. South Africa: Wiley 2007.
- [11] Sörensen, K., & Glover, F. (2013). Metaheuristics. *Encyclopedia of operations research and management science*, 62, 960-970.
- [12] S. Frank, I. Steponavice, and S. Rebennack, “Optimal power flow: A bibliographic survey II Non-deterministic and hybrid methods,” *Energy Syst.*, vol. 3, no. 3, pp. 259–289, 2012, doi: 10.1007/s12667-012-0057-x.
- [13] M. R. AlRashidi and M. E. El-Hawary, “Applications of computational intelligence techniques for solving the revived optimal power flow problem,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 79, no. 4, pp. 694–702, 2009, doi: 10.1016/j.epsr.2008.10.004.
- [14] H. Abdi, S. D. Beigvand, and M. La Scala, “A review of optimal power flow studies applied to smart grids and microgrids,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 71, no. December 2016, pp. 742–766, 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.12.102.
- [15] J. S. Albus, “Outline for a theory of intelligence,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 21, no. 3, pp. 473–509, 1991, doi: 10.1109/21.97471.

- [16] H. Aguiar e Oliveira Jnr, L. Ingber, A. Petraglia, M. R. Petraglia, M. A. S. Machado, *Stochastic Global Optimization and Its Applications with Fuzzy Adaptive Simulated Annealing*, Brazil: Publish Springer 2012.
- [17] S. M. Almufti, “Historical survey on metaheuristics algorithms,” *Int. J. Sci. World*, vol. 7, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.14419/ijsw.v7i1.29497.
- [18] C. Wang, J. Wu, J. Ekanayake and N. Jenkins, “Smart Electricity Distribution Networks”, U.S.A., Taylor & Francis Group, LLC, 2017.
- [19] J. A. P. Lopes, N. Hatzargyriou, J. Mutale, P. Djapic, and N. Jenkins, “Integrating distributed generation into electric power systems: A review of drivers, challenges and opportunities,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 77, no. 9, pp. 1189–1203, 2007, doi: 10.1016/j.epsr.2006.08.016.
- [20] Μαλατέστας Π. (2014). *Συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας* Αθήνα: Εκδόσεις Τζιόλα
- [21] Γιαννακόπουλος Γ. Βοβός Ν. (2008). *Εισαγωγή στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Ζήτη*
- [22] Μπακιρτζής Α. (1998). *Οικονομική λειτουργία συστημάτων ηλεκτρικής ενεργείας Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Ζήτη*
- [23] Αλεξανδρίδης Α., Class Lecture, Unit Code, "Βιομηχανικός και Ευφυής Έλεγχος", Τμήμα Ηλεκτρολόγων Και Ηλεκτρονικών Μηχανικών, Πανεπιστήμιο δυτικής Αττικής, Αθηνά, 2,2020
- [24] Αλεξανδρίδης Α., Class Lecture, Unit Code, "Υπολογιστική Ευφυΐα και Βαθιά Μάθηση", Τμήμα Ηλεκτρολόγων Και Ηλεκτρονικών Μηχανικών, Πανεπιστήμιο δυτικής Αττικής, Αθηνά, 11,2019
- [25] Η Πύλη για την ελληνική γλώσσα(2021, Μάιος 4). Ορισμός νοημοσύνης [Online]. Available https://www.greek-language.gr/greekLang/modern_greek/tools/lexica/search.html?start=240&dl=%CE%9F30
- [26] M. L. Tuballa and M. L. Abundo, “A review of the development of Smart Grid technologies,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 710–725, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.01.011.
- [27] K. M. M. Anil K. Jain, Jianchang Mao, “Artificial Neural Networks - A Tutorial-Institute of Electrical & Electronics Enginee (1996).” p. 14, 1996, [Online]. Available: http://metalab.uniten.edu.my/~abdrahim/mitm613/Jain1996_ANN - A Tutorial.pdf.
- [28] S. J. Kwon, “Artificial neural networks,” *Artif. Neural Networks*, pp. 1–426, 2011, doi: 10.15864/jmscm.1104.
- [29] A. Alexandridis and E. Chondrodima, “A medical diagnostic tool based on radial basis function classifiers and evolutionary simulated annealing,” *J. Biomed. Inform.*, vol. 49, pp. 61–72, 2014, doi: 10.1016/j.jbi.2014.03.008.
- [30] E. N. Zois, A. Alexandridis, and G. Economou, “Writer independent offline signature verification based on asymmetric pixel relations and unrelated training-testing datasets,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 125, pp. 14–32, 2019, doi: 10.1016/j.eswa.2019.01.058.
- [31] D. Karamichailidou, V. Kaloutsas, and A. Alexandridis, “Wind turbine power curve modeling using radial basis function neural networks and tabu search,” *Renew. Energy*, vol. 163, pp. 2137–2152, 2021, doi: 10.1016/j.renene.2020.10.020.

- [32] A. Alexandridis, E. Chondrodima, E. Efthimiou, G. Papadakis, F. Vallianatos, D. Triantis, “Large earthquake occurrence estimation based on radial basis function neural networks”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(9) (2014), pp. 5443-5453.
- [33] Alexandridis, A., H. Sarimveis, K. Ninos, “RBF network training using a non-symmetric partition of the input space – Application to an MPC configuration”, *Advances in Engineering Software*, 42(10) (2011), pp. 830-837.
- [34] Alexandridis, A., M. Stogiannos, A. Kyriou, H. Sarimveis, “An offset-free neural controller based on approximating the inverse process dynamics” *Journal of Process Control*, 23(7) (2013), pp. 968–979.
- [35] A. Alexandridis, M. Stogiannos, N. Papaioannou, E. Zois, H. Sarimveis, “An Inverse Neural Controller Based on the Applicability Domain of RBF Network Models”, *Sensors*, 18(1) (2018), 315.
- [36] M. Stogiannos, A. Alexandridis, H. Sarimveis, “Model predictive control for systems with fast dynamics using inverse neural models”, *ISA Transactions*, 72 (2018), pp. 161-177
- [37] N. Korovesis, D. Kandris, G. Koulouras, A. Alexandridis, “Robot Motion Control via an EEG-Based Brain–Computer Interface by Using Neural Networks and Alpha Brainwaves”, *Electronics*, 8(12) (2019), 1387.
- [38] A. Alexandridis, E. Chondrodima, N. Giannopoulos, H. Sarimveis, “A Fast and Efficient Method for Training Categorical Radial Basis Function Networks”, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(11) (2017), pp. 2831 - 2836.
- [39] W. M. Spears, K. Jong, T. Bäck, D. B. Fogel, and H. Garis, “An Overview of Evolutionary Computation Introduction,” *Chinese J. Adv. Softw. Res.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–19, 1996.
- [40] D. B. Fogel, “What is evolutionary computation?” *IEEE Spectr.*, vol. 37, no. 2, 2000, doi: 10.1109/6.819926.
- [41] R. S. Parpinelli and H. S. Lopes, “New inspirations in swarm intelligence: A survey,” *Int. J. Bio-Inspired Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–16, 2011, doi: 10.1504/IJBIC.2011.038700.
- [42] A. Alexandridis, E. Paizis, E. Chondrodima, M. Stogiannos, “A particle swarm optimization approach in printed circuit board thermal design”, *Integrated Computer-Aided Engineering*, 24(2) (2017), pp. 143-155.
- [43] K. Tarnaris, I. Preka, D. Kandris, A. Alexandridis, “Coverage and k-coverage optimization in wireless sensor networks using computational intelligence methods: a comparative study”, *Electronics*, 9 (2020), 675.
- [44] I. Th. Famelis, A. Alexandridis, Ch. Tsitouras, “A highly accurate DE-PSO algorithm for the construction of initial value problem solvers”, *Engineering Optimization*, 50(8) (2018), pp. 1364-1379.
- [45] S. A. Hofmeyr and S. Forrest, “Architecture for an artificial immune system.,” *Evol. Comput.*, vol. 8, no. 4, pp. 443–473, 2000, doi: 10.1162/106365600568257
- [46] M. Stogiannos, A. Alexandridis, H. Sarimveis, “An enhanced decentralized artificial immune-based strategy formulation algorithm for swarms of autonomous vehicles”, *Applied Soft Computing*, 89 (2020), 106135.

Παράρτημα: Τεχνικά χαρακτηριστικά δικτύων benchmark

ΓΡΑΜΜΕΣ IEEE-69					
ΓΡΑΜΜΗ	ΚΟΜΒΟΣ Α	ΚΟΜΒΟΣ Β	Μήκος (km)	Αντίσταση γραμμής ανά χιλιόμετρο (Ω)	Επαγωγική αντίδραση γραμμής ανά χιλιόμετρο (Ω)
LINE 1	BUS 1	BUS 2	1	0,0005	0,0012
LINE 2	BUS 2	BUS 3	1	0,0005	0,0012
LINE 3	BUS 3	BUS 4	1	0,0015	0,0036
LINE 4	BUS 4	BUS 5	1	0,0251	0,0294
LINE 5	BUS 5	BUS 6	1	0,3660	0,1864
LINE 6	BUS 6	BUS 7	1	0,3811	0,1941
LINE 7	BUS 7	BUS 8	1	0,0922	0,047
LINE 8	BUS 8	BUS 9	1	0,0493	0,0251
LINE 9	BUS 9	BUS 10	1	0,8190	0,2707
LINE 10	BUS 10	BUS 11	1	0,1872	0,0619
LINE 11	BUS 11	BUS 12	1	0,7114	0,2351
LINE 12	BUS 12	BUS 13	1	1,0300	0,3400
LINE 13	BUS 13	BUS 14	1	1,0440	0,3450
LINE 14	BUS 14	BUS 15	1	1,0580	0,3496
LINE 15	BUS 15	BUS 16	1	0,1966	0,0650
LINE 16	BUS 16	BUS 17	1	0,3744	0,1238
LINE 17	BUS 17	BUS 18	1	0,0047	0,0016
LINE 18	BUS 18	BUS 19	1	0,3276	0,1083
LINE 19	BUS 19	BUS 20	1	0,2106	0,0690
LINE 20	BUS 20	BUS 21	1	0,3416	0,1129
LINE 21	BUS 21	BUS 22	1	0,0140	0,0046
LINE 22	BUS 22	BUS 23	1	0,1591	0,0526
LINE 23	BUS 23	BUS 24	1	0,3463	0,1145
LINE 24	BUS 24	BUS 25	1	0,7488	0,2475
LINE 25	BUS 25	BUS 26	1	0,3089	0,1021
LINE 26	BUS 26	BUS 27	1	0,1732	0,0572
LINE 27	BUS 3	BUS 28	1	0,0044	0,0108
LINE 28	BUS 28	BUS 29	1	0,0640	0,1565
LINE 29	BUS 29	BUS 30	1	0,3978	0,1315
LINE 30	BUS 30	BUS 31	1	0,0702	0,0232
LINE 31	BUS 31	BUS 32	1	0,3510	0,1160
LINE 32	BUS 32	BUS 33	1	0,8390	0,2816
LINE 33	BUS 33	BUS 34	1	1,7080	0,5646

LINE 34	BUS 34	BUS 35	1	1,4740	0,4873
LINE 35	BUS 3	BUS 36	1	0,0044	0,0108
LINE 36	BUS 36	BUS 37	1	0,0640	0,11565
LINE 37	BUS 37	BUS 38	1	0,1053	0,1230
LINE 38	BUS 38	BUS 39	1	0,0304	0,0355
LINE 39	BUS 39	BUS 40	1	0,0018	0,0021
LINE 40	BUS 40	BUS 41	1	0,7283	0,8509
LINE 41	BUS 41	BUS 42	1	0,3100	0,3623
LINE 42	BUS 42	BUS 43	1	0,0410	0,0478
LINE 43	BUS 43	BUS 44	1	0,0092	0,0116
LINE 44	BUS 44	BUS 45	1	0,1089	0,1373
LINE 45	BUS 45	BUS 46	1	0,0009	0,0012
LINE 46	BUS 4	BUS 47	1	0,0034	0,0084
LINE 47	BUS 47	BUS 48	1	0,0851	0,2083
LINE 48	BUS 48	BUS 49	1	0,2898	0,7091
LINE 49	BUS 49	BUS 50	1	0,0822	0,2011
LINE 50	BUS 7	BUS 51	1	0,0928	0,0473
LINE 51	BUS 51	BUS 52	1	0,3319	0,1114
LINE 52	BUS 8	BUS 53	1	0,1740	0,0886
LINE 53	BUS 53	BUS 54	1	0,2030	0,1034
LINE 54	BUS 54	BUS 55	1	0,2842	0,1447
LINE 55	BUS 55	BUS 56	1	0,2813	0,1433
LINE 56	BUS 56	BUS 57	1	1,5900	0,5337
LINE 57	BUS 57	BUS 58	1	0,7837	0,2630
LINE 58	BUS 58	BUS 59	1	0,3042	0,1006
LINE 59	BUS 59	BUS 60	1	0,3861	0,1172
LINE 60	BUS 60	BUS 61	1	0,5075	0,2585
LINE 61	BUS 61	BUS 62	1	0,0974	0,0496
LINE 62	BUS 62	BUS 63	1	0,1450	0,0738
LINE 63	BUS 63	BUS 64	1	0,7105	0,3619
LINE 64	BUS 64	BUS 65	1	1,0410	0,5302
LINE 65	BUS 10	BUS 66	1	0,2012	0,0611
LINE 66	BUS 66	BUS 67	1	0,0047	0,0014
LINE 67	BUS 11	BUS 68	1	0,7394	0,2444
LINE 68	BUS 68	BUS 69	1	0,0047	0,0016

Φορτία IEEE-69			
Φορτία	Κόμβοι	Ισχύς (mw)	Άεργη ισχύς(mvar)
LOAD 1	BUS 1	0,001664	0,001248
LOAD 2	BUS 2	0,001664	0,001248
LOAD 3	BUS 3	0,001664	0,001248
LOAD 4	BUS 4	0,001664	0,001248
LOAD 5	BUS 5	0,001664	0,001248
LOAD 6	BUS 6	0,002704	0,002288
LOAD 7	BUS 7	0,042016	0,0312
LOAD 8	BUS 8	0,078	0,05616
LOAD 9	BUS 9	0,0312	0,02288
LOAD 10	BUS 10	0,02912	0,01976
LOAD 11	BUS 11	0,1508	0,10816
LOAD 12	BUS 12	0,1508	0,10816
LOAD 13	BUS 13	0,00832	0,0052
LOAD 14	BUS 14	0,00832	0,00572
LOAD 15	BUS 15	0,00104	0,00156
LOAD 16	BUS 16	0,04732	0,0312
LOAD 17	BUS 17	0,0624	0,0364
LOAD 18	BUS 18	0,0624	0,0364
LOAD 19	BUS 19	0,0052	0,00312
LOAD 20	BUS 20	0,00104	0,00104
LOAD 21	BUS 21	0,11856	0,08424
LOAD 22	BUS 22	0,0052	0,00364
LOAD 23	BUS 23	0,00104	0,00156
LOAD 24	BUS 24	0,02912	0,0208
LOAD 25	BUS 25	0,00104	0,00156
LOAD 26	BUS 26	0,01456	0,0104
LOAD 27	BUS 27	0,01456	0,0104
LOAD 28	BUS 28	0,02704	0,019344
LOAD 29	BUS 29	0,02704	0,019344
LOAD 30	BUS 30	0,00104	0,00156
LOAD 31	BUS 31	0,00104	0,00156
LOAD 32	BUS 32	0,00104	0,00156
LOAD 33	BUS 33	0,01456	0,0104
LOAD 34	BUS 34	0,02028	0,01456
LOAD 35	BUS 35	0,00624	0,00416
LOAD 36	BUS 36	0,02704	0,01924
LOAD 37	BUS 37	0,02704	0,01924
LOAD 38	BUS 38	0,00104	0,0052
LOAD 39	BUS 39	0,02496	0,01768

LOAD 40	BUS 40	0,02496	0,01768
LOAD 41	BUS 41	0,001248	0,00104
LOAD 42	BUS 42	0,001248	0,00104
LOAD 43	BUS 43	0,00624	0,004472
LOAD 44	BUS 44	0,00104	0,001248
LOAD 45	BUS 45	0,040789	0,027352
LOAD 46	BUS 46	0,040789	0,027352
LOAD 47	BUS 47	0,00104	0,001248
LOAD 48	BUS 48	0,08216	0,058656
LOAD 49	BUS 49	0,400088	0,28548
LOAD 50	BUS 50	0,400088	0,28548
LOAD 51	BUS 51	0,04212	0,029432
LOAD 52	BUS 52	0,003744	0,002808
LOAD 53	BUS 53	0,004524	0,00364
LOAD 54	BUS 54	0,027456	0,01976
LOAD 55	BUS 55	0,02496	0,017888
LOAD 56	BUS 56	0,001248	0,001248
LOAD 57	BUS 57	0,001248	0,001248
LOAD 58	BUS 58	0,001248	0,001248
LOAD 59	BUS 59	0,104	0,07488
LOAD 60	BUS 60	0,001248	0,001248
LOAD 61	BUS 61	1,29376	0,92352
LOAD 62	BUS 62	0,03328	0,02392
LOAD 63	BUS 63	0,001248	0,001248
LOAD 64	BUS 64	0,23608	0,16848
LOAD 65	BUS 65	0,06136	0,04368
LOAD 66	BUS 66	0,01872	0,01352
LOAD 67	BUS 67	0,01872	0,01352
LOAD 68	BUS 68	0,02912	0,0208
LOAD 69	BUS 69	0,02912	0,0208

Γεννήτριες IEEE-69			
Γεννήτριες	Κόμβοι	Ενεργή Ισχύς (mw)	Φαινόμενη ισχύς (mva)
SGEN 1	BUS 10	0,4	0,44
SGEN 2	BUS 16	0,4	0,44
SGEN 3	BUS 21	0,4	0,44
SGEN 4	BUS 24	0,4	0,44
SGEN 5	BUS 28	0,4	0,44
SGEN 6	BUS 35	0,4	0,44
SGEN 7	BUS 37	0,4	0,44
SGEN 8	BUS 48	0,4	0,44
SGEN 9	BUS 52	0,4	0,44
SGEN 10	BUS 56	0,4	0,44
SGEN 11	BUS 60	0,4	0,44
SGEN 12	BUS 67	0,4	0,44
SGEN 13	BUS 69	0,4	0,44

Shunts IEEE-69		
Shunts	Κόμβοι	Άεργη ισχύς(mvar)
SHUNT 1	BUS 14	0,4
SHUNT 2	BUS 43	

External_Grid IEEE-69	BUBS 1	Voltage at the slack node in per unit: 1.0, Voltage angle at the slack node in degrees: 0, Maximum active power injection: 10, Minimum active power injection: -10, Maximum reactive power injection: 10, Minimum reactive power injection: 10
------------------------------	--------	---

ΓΡΑΜΜΕΣ IEEE-123					
ΓΡΑΜΜΗ	ΚΟΜΒΟΣ Α	ΚΟΜΒΟΣ Β	Μήκος (km)	Αντίσταση γραμμής ανά χιλιόμετρο (Ω)	Επαγωγική αντίδραση γραμμής ανά χιλιόμετρο (Ω)
LINE 1	BUS 1	BUS 2	0,12192	0,284339458	0,669838145
LINE 2	BUS 2	BUS 3	0,05334	0,825926589	0,837297682
LINE 3	BUS 2	BUS 4	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 4	BUS 2	BUS 8	0,09144	0,284339458	0,669838145
LINE 5	BUS 4	BUS 5	0,06096	0,825926589	0,837297682
LINE 6	BUS 4	BUS 6	0,09906	0,825926589	0,837297682
LINE 7	BUS 6	BUS 7	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 8	BUS 8	BUS 9	0,06096	0,284339458	0,669838145
LINE 9	BUS 9	BUS 13	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 10	BUS 9	BUS 10	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 11	BUS 9	BUS 14	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 12	BUS 98	BUS 119	0,12954	0,825926589	0,837297682
LINE 13	BUS 14	BUS 35	0,04572	0,825926589	0,837297682
LINE 14	BUS 14	BUS 19	0,25146	0,284339458	0,669838145
LINE 15	BUS 15	BUS 12	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 16	BUS 15	BUS 11	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 17	BUS 16	BUS 17	0,1143	0,825926589	0,837297682
LINE 18	BUS 16	BUS 18	0,10668	0,825926589	0,837297682
LINE 19	BUS 19	BUS 20	0,09144	0,284339458	0,669838145
LINE 20	BUS 19	BUS 22	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 21	BUS 20	BUS 21	0,09906	0,825926589	0,837297682
LINE 22	BUS 22	BUS 23	0,16002	0,825926589	0,837297682
LINE 23	BUS 22	BUS 24	0,0762	0,284339458	0,669838145
LINE 24	BUS 24	BUS 25	0,16764	0,825926589	0,837297682
LINE 25	BUS 24	BUS 26	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 26	BUS 26	BUS 27	0,10668	0,284339458	0,669838145
LINE 27	BUS 26	BUS 29	0,06096	0,284339458	0,669838145
LINE 28	BUS 27	BUS 28	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 29	BUS 27	BUS 32	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 30	BUS 28	BUS 34	0,1524	0,825926589	0,837297682
LINE 31	BUS 29	BUS 30	0,09144	0,284339458	0,669838145
LINE 32	BUS 30	BUS 32	0,10668	0,825926589	0,837297682
LINE 33	BUS 31	BUS 121	0,06096	0,825926589	0,837297682
LINE 34	BUS 32	BUS 33	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 35	BUS 35	BUS 16	0,03048	0,284339458	0,669838145
LINE 36	BUS 36	BUS 37	0,19812	0,825926589	0,837297682

LINE 37	BUS 36	BUS 41	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 38	BUS 38	BUS 37	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 39	BUS 37	BUS 39	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 40	BUS 39	BUS 40	0,09906	0,825926589	0,837297682
LINE 41	BUS 41	BUS 42	0,09906	0,284339458	0,669838145
LINE 42	BUS 41	BUS 43	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 43	BUS 43	BUS 44	0,1524	0,284339458	0,669838145
LINE 44	BUS 43	BUS 45	0,06096	0,284339458	0,669838145
LINE 45	BUS 45	BUS 46	0,06096	0,825926589	0,837297682
LINE 46	BUS 45	BUS 48	0,0762	0,284339458	0,669838145
LINE 47	BUS 46	BUS 47	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 48	BUS 48	BUS 49	0,04572	0,284339458	0,669838145
LINE 49	BUS 48	BUS 50	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 50	BUS 50	BUS 51	0,0762	0,284339458	0,669838145
LINE 51	BUS 50	BUS 51	0,0762	0,284339458	0,669838145
LINE 52	BUS 52	BUS 120	0,152402	0,825926589	0,837297682
LINE 53	BUS 53	BUS 54	0,06096	0,284339458	0,669838145
LINE 54	BUS 54	BUS 55	0,0381	0,284339458	0,669838145
LINE 55	BUS 55	BUS 56	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 56	BUS 55	BUS 58	0,10668	0,284339458	0,669838145
LINE 57	BUS 56	BUS 57	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 58	BUS 58	BUS 59	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 59	BUS 58	BUS 61	0,2286	0,284339458	0,669838145
LINE 60	BUS 59	BUS 60	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 61	BUS 61	BUS 62	0,16764	0,284339458	0,669838145
LINE 62	BUS 61	BUS 63	0,0762	0,945043446	0,467333274
LINE 63	BUS 63	BUS 64	0,05334	0,945043446	0,467333274
LINE 64	BUS 64	BUS 65	0,10668	0,945043446	0,467333274
LINE 65	BUS 65	BUS 66	0,12954	0,945043446	0,467333274
LINE 66	BUS 66	BUS 67	0,099061	0,945043446	0,467333274
LINE 67	BUS 69	BUS 68	0,06096	0,825926589	0,837297682
LINE 68	BUS 68	BUS 73	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 69	BUS 69	BUS 98	0,0762	0,825926589	0,837297682
LINE 70	BUS 69	BUS 70	0,08382	0,825926589	0,837297682
LINE 71	BUS 70	BUS 71	0,09906	0,825926589	0,837297682
LINE 72	BUS 71	BUS 72	0,08382	0,825926589	0,837297682
LINE 73	BUS 73	BUS 74	0,08382	0,825926589	0,837297682
LINE 74	BUS 73	BUS 77	0,06096	0,284339458	0,669838145
LINE 75	BUS 74	BUS 75	0,10668	0,825926589	0,837297682
LINE 76	BUS 75	BUS 76	0,12192	0,825926589	0,837297682
LINE 77	BUS 77	BUS 78	0,12192	0,284339458	0,669838145

LINE 78	BUS 77	BUS 87	0,21336	0,284339458	0,669838145
LINE 79	BUS 78	BUS 79	0,03048	0,284339458	0,669838145
LINE 80	BUS 79	BUS 80	0,06858	0,284339458	0,669838145
LINE 81	BUS 79	BUS 81	0,14478	0,284339458	0,669838145
LINE 82	BUS 81	BUS 82	0,14478	0,284339458	0,669838145
LINE 83	BUS 82	BUS 83	0,0762	0,284339458	0,669838145
LINE 84	BUS 82	BUS 85	0,20574	0,825926589	0,837297682
LINE 85	BUS 83	BUS 84	0,0762	0,284339458	0,669838145
LINE 86	BUS 85	BUS 86	0,14478	0,825926589	0,837297682
LINE 87	BUS 87	BUS 88	0,13716	0,284339458	0,669838145
LINE 88	BUS 88	BUS 89	0,05334	0,825926589	0,837297682
LINE 89	BUS 88	BUS 90	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 90	BUS 90	BUS 91	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 91	BUS 90	BUS 92	0,06858	0,284339458	0,669838145
LINE 92	BUS 92	BUS 93	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 93	BUS 92	BUS 94	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 94	BUS 94	BUS 95	0,08382	0,825926589	0,837297682
LINE 95	BUS 94	BUS 96	0,09144	0,284339458	0,669838145
LINE 96	BUS 96	BUS 97	0,06096	0,825926589	0,837297682
LINE 97	BUS 98	BUS 99	0,08382	0,825926589	0,837297682
LINE 98	BUS 99	BUS 100	0,16764	0,825926589	0,837297682
LINE 99	BUS 100	BUS 101	0,09144	0,284339458	0,669838145
LINE 100	BUS 101	BUS 122	0,24384	0,284339458	0,669838145
LINE 101	BUS 102	BUS 103	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 102	BUS 102	BUS 106	0,08382	0,284339458	0,669838145
LINE 103	BUS 103	BUS 104	0,09906	0,825926589	0,837297682
LINE 104	BUS 105	BUS 104	0,21336	0,825926589	0,837297682
LINE 105	BUS 106	BUS 107	0,06858	0,825926589	0,837297682
LINE 106	BUS 106	BUS 109	0,09906	0,284339458	0,669838145
LINE 107	BUS 107	BUS 108	0,17526	0,825926589	0,837297682
LINE 108	BUS 109	BUS 110	0,13716	0,825926589	0,837297682
LINE 109	BUS 109	BUS 123	0,3048	0,284339458	0,669838145
LINE 110	BUS 110	BUS 111	0,09144	0,825926589	0,837297682
LINE 111	BUS 111	BUS 112	0,17526	0,825926589	0,837297682
LINE 112	BUS 111	BUS 113	0,0381	0,825926589	0,837297682
LINE 113	BUS 113	BUS 114	0,16002	0,825926589	0,837297682
LINE 114	BUS 114	BUS 115	0,09906	0,825926589	0,837297682
LINE 115	BUS 116	BUS 36	0,1143	0,284339458	0,669838145
LINE 116	BUS 116	BUS 53	0,12192	0,284339458	0,669838145
LINE 117	BUS 118	BUS 68	0,10668	0,284339458	0,669838145
LINE 118	BUS 119	BUS 102	0,0762	0,284339458	0,669838145

LINE 119	BUS 10	BUS 15	0,076201	0,284339458	0,669838145
LINE 120	BUS 14	BUS 117	0,076201	0,284339458	0,669838145
LINE 121	BUS 19	BUS 116	0,076201	0,284339458	0,669838145
LINE 122	BUS 61	BUS 118	0,076201	0,284339458	0,669838145

Φορτία IEEE-123					
Φορτία	Κόμβοι	Ισχύς (mw) (Σενάριο 1)	Άεργη ισχύς (mvar) (Σενάριο 1)	Ισχύς (mw) (Σενάριο 2)	Άεργη ισχύς (mvar) (Σενάριο 2)
LOAD 1	BUS 2	0,02	0,02	0,032	0,032
LOAD 2	BUS 3	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 3	BUS 5	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 4	BUS 6	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 5	BUS 7	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 6	BUS 8	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 7	BUS 10	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 8	BUS 11	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 9	BUS 12	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 10	BUS 13	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 11	BUS 17	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 12	BUS 18	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 13	BUS 20	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 14	BUS 21	0,04	0,01	0,04	0,01
LOAD 15	BUS 23	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 16	BUS 25	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 17	BUS 29	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 18	BUS 30	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 19	BUS 31	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 20	BUS 32	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 21	BUS 33	0,02	0,01	0,02	0,01
LOAD 22	BUS 34	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 23	BUS 35	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 24	BUS 36	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 25	BUS 38	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 26	BUS 39	0,02	0,02	0,02	0,01
LOAD 27	BUS 40	0,02	0,01	0,02	0,01
LOAD 28	BUS 42	0,02	0,02	0,02	0,01
LOAD 29	BUS 43	0,02	0,01	0,02	0,01
LOAD 30	BUS 44	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 31	BUS 46	0,02	0,02	0,02	0,01
LOAD 32	BUS 47	0,02	0,01	0,02	0,01

LOAD 33	BUS 48	0,105	0,075	0,105	0,075
LOAD 34	BUS 49	0,21	0,15	0,21	0,15
LOAD 35	BUS 50	0,14	0,1	0,14	0,1
LOAD 36	BUS 51	0,04	0,02	0,04	0,02
LOAD 37	BUS 52	0,02	0,01	0,02	0,01
LOAD 38	BUS 53	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 39	BUS 54	0,04	0,02	0,064	0,032
LOAD 40	BUS 56	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 41	BUS 57	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 42	BUS 59	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 43	BUS 60	0,02	0,01	0,032	0,016
LOAD 44	BUS 61	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 45	BUS 63	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 46	BUS 64	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 47	BUS 65	0,075	0,035	0,01125	0,00525
LOAD 48	BUS 66	0,14	0,1	0,021	0,015
LOAD 49	BUS 67	0,075	0,035	0,01125	0,00525
LOAD 50	BUS 69	0,02	0,02	0,003	0,0015
LOAD 51	BUS 70	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 52	BUS 71	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 53	BUS 72	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 54	BUS 74	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 55	BUS 75	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 56	BUS 76	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 57	BUS 77	0,245	0,02	0,03675	0,027
LOAD 58	BUS 78	0,04	0,18	0,006	0,003
LOAD 59	BUS 80	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 60	BUS 81	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 61	BUS 83	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 62	BUS 84	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 63	BUS 85	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 64	BUS 86	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 65	BUS 87	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 66	BUS 88	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 67	BUS 89	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 68	BUS 91	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 69	BUS 93	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 70	BUS 95	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 71	BUS 96	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 72	BUS 97	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 73	BUS 99	0,04	0,02	0,006	0,003

LOAD 74	BUS 100	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 75	BUS 101	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 76	BUS 103	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 77	BUS 104	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 78	BUS 105	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 79	BUS 107	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 80	BUS 108	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 81	BUS 110	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 82	BUS 112	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 83	BUS 113	0,02	0,01	0,003	0,0015
LOAD 84	BUS 114	0,04	0,02	0,006	0,003
LOAD 85	BUS 115	0,02	0,01	0,003	0,0015

Γεννήτριες IEEE-123					
SGEN	Κόμβοι	Ισχύς (mw) (Σενάριο 1)	Φαινόμενη ισχύς (mva) (Σενάριο 1)	Ισχύς (mw) (Σενάριο 2)	Φαινόμενη ισχύς (mva) (Σενάριο 2)
SGEN 1	BUS 6	0,14	0,154	0,14	0,154
SGEN 2	BUS 10	0,14	0,154	0,14	0,154
SGEN 3	BUS 117	0,14	0,154	0,14	0,154
SGEN 4	BUS 27	0,14	0,154	0,182	0,2002
SGEN 5	BUS 26	0,14	0,154	0,182	0,2002
SGEN 6	BUS 41	0,14	0,154	0,182	0,2002
SGEN 7	BUS 45	0,14	0,154	0,182	0,2002
SGEN 8	BUS 50	0,14	0,154	0,182	0,2002
SGEN 9	BUS 55	0,14	0,154	0,14	0,154
SGEN 10	BUS 68	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 11	BUS 100	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 12	BUS 119	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 13	BUS 109	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 14	BUS 111	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 15	BUS 78	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 16	BUS 88	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 17	BUS 92	0,14	0,154	0,224	0,2464
SGEN 18	BUS 82	0,14	0,154	0,224	0,2464

SGEN 19	BUS 21	0,14	0,154	0,182	0,2002
SGEN 20	BUS 63	0,14	0,154	0,224	0,2464

Shunts IEEE-123		
Shunts	Κόμβοι	Άεργη ισχύς(mvar)
SHUNT 1	BUS 33	33
SHUNT 2	BUS 52	52
SHUNT 3	BUS 86	86
SHUNT 4	BUS 115	115

External_Grid IEEE-123	BUBS 1	Voltage at the slack node in per unit: 1.0, Voltage angle at the slack node in degrees: 0, Maximum active power injection: 10, Minimum active power injection: -10, Maximum reactive power injection: 10, Minimum reactive power injection: 10
-------------------------------	--------	---