



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**Το έξυπνο πλέγμα διανομής ενέργειας ως κυβερνο-φυσικό
σύστημα και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης
κατανάλωσης ενέργειας**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αλέξιος Β. Σπηλιόπουλος

Επιβλέπων : Συμεών Χ. Παπαβασιλείου

Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος, 2016



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**Το έξυπνο πλέγμα διανομής ενέργειας ως κυβερνο-φυσικό
σύστημα και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης
κατανάλωσης ενέργειας**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αλέξιος Β. Σπηλιόπουλος

Επιβλέπων : Συμεών Χ. Παπαβασιλείου

Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 24η Οκτωβρίου 2016.

.....

Συμεών Χ. Παπαβασιλείου,
Καθηγητής ΕΜΠ

.....

Θεοδώρα Βαρβαρίγου,
Καθηγήτρια ΕΜΠ

.....

Ιωάννα Ρουσσάκη,
Επίκουρη Καθηγήτρια ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος, 2016

.....

Αλέξιος Β. Σπηλιόπουλος

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

Copyright © Αλέξιος Β. Σπηλιόπουλος, 2016

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται την βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας σε οικιακές εγκαταστάσεις, στα πλαίσια της ανάπτυξης του «Έξυπνου Πλέγματος» (Smart Grid) και του «Διαδικτύου των Αντικειμένων» (Internet of Things). Λαμβάνοντας υπόψη την ύπαρξη του κατάλληλου τεχνολογικού εξοπλισμού, πραγματοποιείται σύγκριση δύο αλγορίθμων βελτιστοποίησης, αναφορικά με την ενεργειακή κατανάλωση και στόχο τη μείωσή της προς όφελος του χρήστη.

Συγκεκριμένα, παρουσιάζεται μια συνοπτική περιγραφή της ανάπτυξης του «Διαδικτύου των Αντικειμένων» και του «Έξυπνου Πλέγματος», καθώς και των προκλήσεων που προκύπτουν. Παρουσιάζονται ενδεικτικά μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί στα πλαίσια της ενεργειακής κατανάλωσης σε σύγχρονο περιβάλλον.

Ακολουθεί εστίαση στον αλγόριθμο Particle Swarm Optimization - PSO (Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων). Μετά την μαθηματική ανάλυση του αλγορίθμου, παρατίθεται συνοπτικά μια σχετική μελέτη που έχει πραγματοποιηθεί και αφορά τη βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται μια προσομοίωση σε περιβάλλον MATLAB βασισμένη σε εικονικό σενάριο. Επιπροσθέτως, πραγματοποιείται εφαρμογή του αλγορίθμου σε σενάριο εγκατάστασης ευρείας κλίμακας, με τυχαίες παραμέτρους, για εκτίμηση της αποδοτικότητας του.

Έπειτα, πραγματοποιείται αντίστοιχη ανάλυση για μια διαφορετική προσέγγιση η οποία βασίζεται στη θεωρία των τυχαίων πεδίων Markov και του δειγματολήπτη Gibbs, και παρουσιάζεται επίσης προσομοίωση σε περιβάλλον MATLAB. Επιπλέον, παρατίθεται και σε αυτή την περίπτωση, σενάριο εφαρμογής του αλγορίθμου σε εγκατάσταση ευρείας κλίμακας, με τυχαίες παραμέτρους για εκτίμηση του αλγορίθμου σε πιο απαιτητικές συνθήκες.

Τέλος, γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων και επεξεργασία των αποτελεσμάτων. Στη συνέχεια εκτίθενται τα γενικότερα συμπεράσματα και οι προτάσεις που προκύπτουν από αυτά.

Λέξεις κλειδιά: Διαδίκτυο των Αντικειμένων, Έξυπνο Πλέγμα, Διαχείριση Ενέργειας, Τυχαία Πεδία Markov, Δειγματολήπτης Gibbs.

Abstract

This thesis deals with energy optimization in residential facilities, adopting the development of the paradigms of the “Smart Grid” and the “Internet of Things”. Given the existence of the appropriate technological equipment, comparison of two optimization algorithms is carried out, towards reducing energy consumption for the benefit of the user.

Specifically, a brief description of the development of the “Internet of Things” and “Smart Grid” is initially provided, as well as a presentation of the challenges arising. Exemplified studies are presented as part of the energy consumption optimization scenario in a modern Smart Grid-Internet of Things environment.

Thereafter, this work focuses on the Particle Swarm Optimization algorithm - PSO. Following the mathematical analysis of the algorithm, a study, which has been made on the subject of energy consumption optimization, is given briefly. A similar simulation in MATLAB environment based on a virtual scenario of a smart green home is analyzed and various parameters are examined. For assessment of the algorithm’s efficiency, a demanding conditions’ layout is studied. Therefore, a large scale scenario, where the algorithm is tested in a bigger virtual facility with randomized parameters, is analyzed.

Following suit, a similar analysis on an approach based on the theory of Markov Random Fields and the Gibbs sampler is presented. The analysis is also followed by a simulation developed in a MATLAB environment. In the corresponding chapter, a large scale scenario is also examined, similar to the one described in the previous one.

Finally, a comparison of algorithms is presented in both small and large scale demonstrations, followed by recommendations and conclusions.

Keywords: Internet of Things, Smart Grid, Energy Management, Markov Random Fields, Gibbs Sampler

Ευχαριστίες

Για την περάτωση της παρούσας εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Συμεών Παπαβασιλείου, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε στην ανάθεση της και τη συνεργασία του κατά τη διάρκεια της.

Επιπλέον θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στον κ. Βασίλειο Καρυώτη, επιβλέοντα σύμβουλο και συνεργάτη καθόλη τη διάρκεια της εργασίας, για την συνεχή και άμεση ανταπόκρισή του στα σχετικά ζητήματα και την προσφορά γνώσης και εργαλείων αναγκαίων για την εκπόνηση της.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συμφοιτητές μου για τη συνεργασία και το φιλικό κλίμα καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου στη Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	1
Abstract	2
Ευχαριστίες.....	3
1. Εισαγωγή.....	6
1.1 ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗ.....	6
1.2 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΚΑΙ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΕΣ.....	6
1.3 ΕΝΕΡΓΕΙΑ	6
1.4 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	7
2. «Διαδίκτυο των Αντικειμένων» και «Εξυπνο Πλέγμα».....	8
2.1 ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ	8
2.2 ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ: ΤΟΜΕΙΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΚΑΙ ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ.....	9
2.2.1 Ταυτοποίηση.....	9
2.2.2 Επικοινωνία	10
2.2.3 Επεξεργασία Πληροφορίας	10
2.2.4 Αποθήκευση Δεδομένων & Cloud Computing	10
2.2.5 Ασφάλεια & Απόρρητο	11
2.3 ΚΟΙΝΩΝΙΚΗ ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟΥ ΤΩΝ ΠΡΑΓΜΑΤΩΝ.....	11
2.4 ΕΞΥΠΝΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟ ΠΛΕΓΜΑ.....	12
2.4.1 Στόχοι και Προκλήσεις.....	12
2.4.2 Επικοινωνία.....	13
2.5 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟΥ ΠΡΟΦΙΛ & ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	13
2.5.1 Μελέτη ενεργειακού προφίλ πληθυσμού για τη χρήση υβριδικών οχημάτων	14
2.5.2 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας σε οικιακό περιβάλλον....	14
2.6 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ	15
3. Η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων στην Ενεργειακή Κατανάλωση	17
3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	17
3.2 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ	17
3.2.1 Χώρος αναζήτησης και ενημέρωση παραμέτρων	17
3.2.2 Σύγκλιση, Περιορισμοί και Παρατηρήσεις	20
3.3 ΔΥΑΔΙΚΗ ΕΚΔΟΣΗ ΤΟΥ PARTICLE SWARM OPTIMIZATION	21
3.3.1 Διανύσματα Θέσης.....	21

3.3.2 Ταχύτητα	21
3.3.3 Παρατηρήσεις.....	22
3.4 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗΣ ΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗΣ ΜΕ ΤΟΝ ΔΥΑΔΙΚΟ PSO	23
3.5 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ.....	27
3.6 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ.....	27
3.6.1 Εικονικό Σενάριο.....	27
3.6.2 Τροποποιημένος Δυαδικός Particle Swarm Optimization.....	29
3.6.3 Παράμετροποίηση και Αποτελέσματα	31
3.6.4 Σενάριο Τυχαίας Εγκατάστασης Ευρείας Κλίμακας.....	33
3.6.5 Συμπεράσματα.....	41
4. Θεωρία Τυχαίων Πεδίων Markov και Δειγματολήπτη Gibbs στην Ενεργειακή Κατανάλωση	42
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	42
4.2 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ	43
4.2.1 Ορισμός Τυχαίων Πεδίων Markov.....	43
4.2.2 Πεδία Gibbs και σχέση με MRF.....	43
4.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ.....	45
4.4 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ.....	47
4.4.1 Εικονικό Σενάριο.....	47
4.4.2 Μαθηματική μοντελοποίηση.....	47
4.4.3 Παραμετροποίηση και Αποτελέσματα	49
4.4.4 Σενάριο τυχαίας εγκατάστασης μεγάλων διαστάσεων.....	56
4.4.5 Συμπεράσματα.....	67
5. Σύγκριση και Συμπεράσματα	69
5.1 ΣΕΝΑΡΙΟ ΟΙΚΙΑΚΗΣ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ.....	69
5.2 ΣΕΝΑΡΙΟ ΤΥΧΑΙΑΣ ΜΕΓΑΛΗΣ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ	69
5.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	70
5.4 ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ	71
Βιβλιογραφία.....	72

1. Εισαγωγή

1.1 ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗ

Τα τελευταία χρόνια, η ραγδαία ανάπτυξη της τεχνολογίας έχει καταστήσει δυνατή και απαραίτητη την ικανότητα διασύνδεσης τεράστιου αριθμού οντοτήτων στον πλανήτη. Αυτές οι οντότητες, οι οποίες μπορεί να περιλαμβάνουν από προσωπικούς υπολογιστές μέχρι αυτοκίνητα, οικιακές συσκευές και εργοστασιακές εγκαταστάσεις, ανταλλάσσουν, αποθηκεύουν και επεξεργάζονται τεράστιους όγκους πληροφοριών/δεδομένων καθημερινά. Το γεγονός αυτό οδηγεί αναπόφευκτα στην ανάγκη τυποποίησης και οργάνωσης αυτής της επικοινωνίας των οντοτήτων, και σε αυτή την ανάγκη βασίζεται το όραμα του «Διαδικτύου των Αντικειμένων» (ΔτΑ) – “Internet of Things” (IoT).

1.2 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ ΚΑΙ ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΕΣ

Οι δυνατότητες που θα μπορούσε να προσφέρει ένα συντονισμένο, οργανωμένο δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ αντικειμένων και ανθρώπων είναι αξιοσημείωτες. Όπως θα αναλυθεί στη συνέχεια της εργασίας, θα υπάρξουν οφέλη που δεν θα περιορίζονται στην ανάπτυξη της τεχνολογίας. Η αυτοματοποιημένη ανταλλαγή πληροφοριών θα συνεισφέρει σε τομείς όπως η υγεία, η ασφάλεια, οι αστικές και διεθνείς μεταφορές καθώς και η προστασία του περιβάλλοντος. Εφαρμογές όπως ο έλεγχος της ποιότητας του αέρα σε αστικά περιβάλλοντα, η παροχή πληροφοριών πραγματικού χρόνου για την υγεία ατόμων που πάσχουν από ασθένειες, η διευθέτηση του κυκλοφοριακού ζητήματος, βασίζονται πλήρως στη διασύνδεση κατάλληλων συσκευών και στην ανταλλαγή πληροφοριών/δεδομένων μεταξύ τους.

Παρόλα αυτά, η εδραίωση αυτού του δικτύου συνεπάγεται σημαντικές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Οι δύο πιο χαρακτηριστικές από αυτές είναι η ανάπτυξη της κατάλληλης τεχνολογίας και η τυποποίηση της για καθολική χρήση, καθώς και η υψηλή επιβάρυνση της ενεργειακής κατανάλωσης που επιφέρει η ταχύτατη αύξηση των έξυπνων συσκευών που θα χρησιμοποιηθούν για την εδραίωση του ΔτΑ.

1.3 ΕΝΕΡΓΕΙΑ

Εστιάζοντας στο κομμάτι της ενέργειας, η συνδεσιμότητα των αντικειμένων οδηγεί αυτομάτως στην ανάπτυξη του «Έξυπνου Πλέγματος» διανομής ενέργειας (Smart Grid), και

στην βελτίωση των έξυπνων οικολογικών εγκαταστάσεων (οικιακές, βιομηχανικές, κ.λπ.). Κατά αυτόν τον τρόπο, η πρόκληση της αυξημένης ενεργειακής κατανάλωσης μπορεί να αντισταθμιστεί και να βελτιωθεί ακόμα περισσότερο, χρησιμοποιώντας την «ευφυΐα» των διασυνδεδεμένων αντικειμένων. Κρίνεται, συνεπώς, αναγκαία η εντατικοποίηση της έρευνας στις μεθόδους ελαχιστοποίησης της κατανάλωσης ενέργειας, με οφέλη, όχι μόνο στο κόστος της κατανάλωσης αυτής, αλλά και στην προστασία του περιβάλλοντος και την εξοικονόμηση ενεργειακών πόρων γενικότερα.

Η παραπάνω πρόταση είναι δυνατό να επιτευχθεί με το συνδυασμό του ΔtA και του «Έξυπνου Πλέγματος». Στόχος είναι η επικοινωνία των ηλεκτρονικών συσκευών, καθώς και ενός ή περισσότερων διαχειριστών ενέργειας μιας οικολογικής εγκατάστασης, με το δίκτυο διανομής ενέργειας. Ως αποτέλεσμα, ο καταναλωτής θα δύναται να λάβει πληροφορίες για τη χρέωση ανά ώρα, για τις ώρες αιχμής, και την συνολική του κατανάλωση. Αντίστοιχα οι πάροχοι θα μπορούν να κατανέμουν καλύτερα την ενέργεια που διανέμουν, με στόχο την αποφυγή διακυμάνσεων της τάσης σε ώρες αιχμής, και την εξοικονόμηση ενεργειακών πόρων. Για την επίτευξη αυτού του σκοπού, είναι απαραίτητη η ανάπτυξη αλγορίθμων βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας σε οικολογικές έξυπνες εγκαταστάσεις, αντικείμενο το οποίο πραγματεύεται η παρούσα διπλωματική εργασία.

1.4 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η διάρθρωση της διπλωματικής εργασίας έχει την ακόλουθη μορφή:

Αρχικά, στο κεφάλαιο 2, παρουσιάζεται μια εκτενέστερη εισαγωγή στις έννοιες του ΔtA και του «Έξυπνου Πλέγματος». Το κεφάλαιο 3 αφορά στον αλγόριθμο Particle Swarm Optimization, και εμπεριέχονται σε αυτό, η μαθηματική ανάλυση του αλγορίθμου, μια μελέτη που έχει ήδη πραγματοποιηθεί, προσομοιώσεις και συμπεράσματα. Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η ανάλυση που βασίζεται στη θεωρία των Markov Random Fields, και εμπεριέχονται, η μαθηματική ανάλυση, προσομοιώσεις και συμπεράσματα. Τέλος, το κεφάλαιο 5 πραγματεύεται τη σύγκριση των αποτελεσμάτων των κεφαλαίων 3 και 4 και περιλαμβάνει γενικότερα συμπεράσματα και προτάσεις.

2. «Διαδίκτυο των Αντικειμένων» και «Έξυπνο Πλέγμα»

Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζεται συνοπτικά και σφαιρικά η ανάπτυξη του «Διαδικτύου των Αντικειμένων» και του «Έξυπνου Πλέγματος», καθώς και οι προκλήσεις που αντιμετωπίζονται. Επίσης, παρουσιάζονται διάφορες σχετικές και χαρακτηριστικές εφαρμογές τους.

2.1 ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ

Με την εξέλιξη της τεχνολογίας και συγκεκριμένα με την ευρεία χρήση των δυνατοτήτων του Διαδικτύου (Internet) σε όλους τους τομείς, έχει γεννηθεί και αναπτυχθεί, πλέον, το όραμα για ένα καθολικό "Διαδίκτυο του Μέλλοντος (Future Internet)" [MSP12] όπου, εκτός από τους ανθρώπους, τα διάφορα αντικείμενα/συσκευές θα έχουν τη δυνατότητα να επικοινωνούν μεταξύ τους αδιάλειπτα ανταλλάσσοντας χρήσιμες πληροφορίες/δεδομένα. Αυτό αποτελεί τη βασική ιδέα και περιγράφει συνοπτικά την έννοια του «Διαδικτύου των Αντικειμένων – ΔτΑ» (Internet of Things – IoT).

Ένα απλό παράδειγμα εφαρμογής του ΔτΑ θα ήταν ένα "έξυπνο κλιματιστικό" το οποίο, σύμφωνα με στοιχεία που αντλεί από κάποια βάση δεδομένων ή εγκατεστημένους αισθητήρες για την πρόγνωση του καιρού και με βάση την παρακολούθηση των προτιμήσεων του χρήστη, θα ρυθμίζει αυτόματα τη λειτουργία του με τον βέλτιστο δυνατό τρόπο. Η βελτιστοποίηση αυτή θα μπορούσε να γίνεται και με τη χρήση δεδομένων που αφορούν στην κατανάλωση ενέργειας ανάλογα με την περιοχή, το κλίμα, ακόμη και την ώρα που τίθεται σε λειτουργία, χρησιμοποιώντας ένα εγκατεστημένο «Έξυπνο Πλέγμα» διανομής ενέργειας.

Σκεπτόμενος αυτό το απλό παράδειγμα, μπορεί κανείς να φανταστεί τις δυνατότητες που θα μπορούσε να προσφέρει το ΔτΑ σε όλους τους τομείς της σύγχρονης ζωής, όπως η ασφάλεια, η υγεία, οι μετακινήσεις, κ.λπ. Για να πραγματοποιηθεί αυτό το όραμα όμως, είναι απαραίτητο οι οντότητες που αποτελούν το δίκτυο να έχουν βασικές "ικανότητες" όπως η επικοινωνία, η ταυτοποίηση και η εκτέλεση υπολογισμών. Ακόμη, το ΔτΑ είναι αναγκαίο να

ακολουθεί τα πρότυπα του ήδη υπάρχοντος δικτύου επικοινωνιών, αφού θα αναπτυχθεί πάνω στην υποδομή που παρέχει το τελευταίο. Επιπροσθέτως, είναι άκρως απαραίτητη η επεκτασιμότητα του, αν αναλογιστεί κανείς πόσοι νέοι κόμβοι θα εισέρχονται καθημερινά σε αυτό, όπως κινητά τηλέφωνα νέας γενιάς, υπολογιστές, ακόμη και ολόκληρες κτιριακές εγκαταστάσεις με τις έξυπνες συσκευές που χρησιμοποιούν. Με αυτά τα δεδομένα, το άνοιγμα ενός τεράστιου πεδίου έρευνας σε τομείς όπως οι ασύρματες επικοινωνίες, η ασφάλεια δικτύων, η ηλεκτρονική και ο προγραμματισμός ηλεκτρονικών συσκευών και εφαρμογών αποτελεί γεγονός. Επιστημονικοί κλάδοι όπως οι παραπάνω θα κληθούν να δώσουν λύσεις σε προβλήματα που αναδύονται κατά την προσπάθεια ανάπτυξης του ΔτΑ και θα αναλυθούν συνοπτικά στη συνέχεια. Ενδεικτικά αναφέρονται οι παρακάτω:

- ❖ Ασφάλεια μετάδοσης πληροφορίας και χρήσης των εφαρμογών του ΔτΑ,
- ❖ Βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας,
- ❖ Εντοπισμός και Αναγνώριση αντικειμένων,
- ❖ Δημιουργία εγκαταστάσεων αποθήκευσης πληροφορίας,
- ❖ Υπολογιστικές ικανότητες "έξυπνων" αντικειμένων, κ.λπ.

2.2 ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ: ΤΟΜΕΙΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΚΑΙ ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ

2.2.1 Ταυτοποίηση

Σε ένα δίκτυο διασυνδεδεμένων αντικειμένων, κρίνεται αναγκαίο, κάθε διασυνδεδεμένη οντότητα (υπολογιστής, συσκευή, χρήστης, κ.λπ.) να έχει μια μοναδική ταυτότητα/διεύθυνση ώστε να αναγνωρίζεται από τους υπόλοιπους κόμβους του δικτύου. Προκειμένου να γίνει αυτό εφικτό στον φυσικό κόσμο απαιτείται η χρήση συγκεκριμένων συχνοτήτων μετάδοσης ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων και αντίστοιχα πρωτόκολλα. Η επικράτηση του πρωτοκόλλου διευθυνσιοδότησης IPv6 θα προσφέρει υπεραρκετές μοναδικές διευθύνσεις και θα είναι συμβατό με τις υπάρχουσες υποδομές του διαδικτύου καθώς και με τις απαιτήσεις του ΔτΑ παρέχοντας χαρακτηριστικά επεκτασιμότητας. Μια από τις επικρατούσες τεχνολογίες που δύναται να εφαρμοστεί για το σκοπό αυτό είναι η RFID (Radio Frequency IDentification). Εξηγώντας, η τεχνολογία RFID επιτρέπει το σχεδιασμό μικροηλεκτρονικών μονάδων για ασύρματη και αυτοματοποιημένη αναγνώριση. Οι μονάδες αυτές λειτουργούν ως ηλεκτρονικό barcode για αυτόματη ταυτοποίηση του κάθε κόμβου (αντικειμένου) στο δίκτυο [GBM13].

2.2.2 Επικοινωνία

Εκτός από την δυνατότητα ταυτοποίησης, οι οντότητες που θα αποτελέσουν το ΔτΑ πρέπει να επικοινωνούν μεταξύ τους, με κέντρα αποθήκευσης δεδομένων και γενικά, με τους υπόλοιπους κόμβους του δικτύου. Οι κόμβοι, στην πλειονότητά τους, είναι "έξυπνα" αντικείμενα και αισθητήρες. Συνεπώς, κρίνεται αναγκαίο, μεγάλο κομμάτι ερευνών να προσανατολιστεί στη δημιουργία ή/και τυποποίηση πρωτοκόλλων και πλατφορμών, ώστε ανομοιογενείς οντότητες του δικτύου να επικοινωνούν με χαμηλό κόστος και αξιοπιστία υπηρεσιών.

Μια ιδέα που αρχίζει να αναπτύσσεται είναι η χρήση πλατφορμών USN (Ubiquitous Sensor Networks), οι οποίες θα επιτρέπουν την πρόσβαση στον μεγάλο όγκο συσκευών και αισθητήρων σε περιβάλλοντα "έξυπνων πόλεων" και τη διαχείριση τους [HVM11].

2.2.3 Επεξεργασία Πληροφορίας

Παρόλα αυτά, συχνά υπάρχει η ανάγκη και για επεξεργασία της πληροφορίας από τους κόμβους. Αυτό αποτελεί πρόκληση λόγω της ανομοιογένειας των αντικειμένων καθώς και των δυνατοτήτων τους. Η απαιτούμενη μορφή δεδομένων που εισέρχονται σε έναν κόμβο καθώς και οι απαιτούμενες λειτουργίες μπορεί να ποικίλουν ανάλογα με το αντικείμενο ή την υπηρεσία που υποστηρίζεται.

2.2.4 Αποθήκευση Δεδομένων & Cloud Computing

Καθώς τα "έξυπνα" αντικείμενα και οι υπηρεσίες που αυτά παρέχουν θα αυξάνονται, η ανάγκη για αποθήκευση δεδομένων θα αποτελέσει άλλη μια σημαντική πρόκληση. Εξαιτίας της δομής τους, οι οντότητες του δικτύου δε θα μπορούν να αποθηκεύουν και να επεξεργάζονται τον απαραίτητο όγκο πληροφορίας, γεγονός που θα οδηγήσει στη δημιουργία τεράστιων κέντρων αποθήκευσης δεδομένων. Οι εφαρμογές θα απαιτούν συνεχή πρόσβαση σε στατιστικά δεδομένα, πλατφόρμες και άλλες υπηρεσίες, ενώ συχνά θα πρέπει να δέχονται πληροφορίες αναβάθμισης της λειτουργίας τους. Για τέτοιου είδους προβλήματα, το Cloud Computing (υπολογιστικό νέφος) μπορεί να δώσει μια ικανή και βιώσιμη λύση. Η δομή του

υπολογιστικού νέφους παρέχει τη δυνατότητα χρήσης εφαρμογών και δεδομένων μέσω του Διαδικτύου χωρίς να βρίσκονται στη συσκευή του χρήστη, αλλά σε κάποιο κεντρικό διακομιστή (server). Κατά αυτόν τον τρόπο, παρέχεται χώρος αποθήκευσης, εργαλεία οπτικοποίησης και υπολογισμών καθώς και στατιστικά δεδομένα σε μορφή υπηρεσιών [GBM13]. Παρόλα αυτά η αποθήκευση και χρήση τέτοιας ποσότητας πληροφοριών επιβαρύνει σημαντικά την κατανάλωση ενέργειας. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος κυριαρχεί η ιδέα της ψηφιακής λήθης (digital forgetting) [GBM13][AIM10], δηλαδή η επιλεκτική διαγραφή δεδομένων ανάλογα με ρυθμίσεις ως προς το χρόνο, την τοπολογία του δικτύου και το είδος της πληροφορίας.

2.2.5 Ασφάλεια & Απόρρητο

Καθώς η επικοινωνία των οντοτήτων στο ΔτΑ θα είναι κυρίως ασύρματη και το πλήθος τους εξαιρετικά μεγάλο, το ΔτΑ καθίσταται ευάλωτο σε κακόβουλες επιθέσεις, θέτοντας σοβαρά ζητήματα ασφάλειας και απορρήτου. Οι συσκευές υστερούν σε δυνατότητες υπολογιστικής πολυπλοκότητας που θα εξασφάλιζαν ασφαλή μετάδοση πληροφοριών, η οποία είναι απολύτως αναγκαία, ειδικά σε τραπεζικές εφαρμογές και υπηρεσίες υγείας και ασφάλειας των πολιτών [AIM10]. Επιπλέον, η συνεχής συλλογή δεδομένων για κάθε χρήστη μέσω του μεγάλου πλήθους αισθητήρων που θα βρίσκονται σε λειτουργία, ενδέχεται να δημιουργήσει την αίσθηση παραβίασης του προσωπικού χώρου/δεδομένων του ατόμου. Αυτό θα ενισχύσει τη δυσπιστία της κοινωνίας ως προς την αποδοχή του ΔτΑ σαν ένα ασφαλές δίκτυο που επιδρά και διευκολύνει την ζωή των μελών της. Συνεπώς, είναι θεμελιώδης η ανάπτυξη μηχανισμών ασφαλείας, κρυπτογράφησης και ελέγχου πρόσβασης τόσο σε επίπεδο υλισμικού (hardware) όσο και λογισμικού (software), ώστε να διασφαλιστεί η προστασία των δεδομένων.

2.3 ΚΟΙΝΩΝΙΚΗ ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟΥ ΤΩΝ ΠΡΑΓΜΑΤΩΝ

Η ανάγκη για διασύνδεση των αντικειμένων με βάση τις υπηρεσίες που προσφέρουν, τον χώρο στον οποίο βρίσκονται ή τον χρήστη τον οποίο εξυπηρετούν οδήγησε στην εμφάνιση μιας πρωτοποριακής ιδέας που θα μπορούσε να ονομαστεί «Κοινωνικό Διαδίκτυο των Αντικειμένων» - ΚΔτΑ (SIoT: Social Internet of Things), όπως παρουσιάζεται στο άρθρο [AIM11], και αποτελεί μια επέκταση του ΔτΑ. Μέσω αυτού, οι οντότητες του δικτύου θα μπορούν να σχηματίζουν, να διατηρούν και να επαναπροσδιορίζουν "κοινωνικές" σχέσεις μεταξύ τους. Για παράδειγμα, θα συνάπτουν σχέσεις εργασίας, αν εξυπηρετούν την ίδια

εφαρμογή ή υπηρεσία, ενώ θα μπορούσαν να έχουν ακόμη και κοινωνική σύνδεση αν αυτή βασίζεται στις κοινωνικές σχέσεις των χρηστών.

Το ΚΔτΑ έχει τη δομή ενός κοινωνικού δικτύου, δηλαδή την διασύνδεση των συσκευών με βάση κάποιο μόνιμο ή προσωρινό σκοπό, όπως σχέσεις εργασίας, ιδιοκτησίας, κοινωνικές, κ.λπ. Έτσι το ΚΔτΑ δύναται να εξυπηρετήσει το όραμα του ΔτΑ με πλεονεκτήματα όπως:

- ❖ Να δώσει στο ΔτΑ τέτοια δομή, ώστε να διευκολύνεται η εύρεση οποιουδήποτε επιθυμητού αντικείμενου ή υπηρεσίας από το χρήστη και να εξασφαλίζεται η επεκτασιμότητα του δικτύου, όπως σε ένα κοινωνικό δίκτυο.
- ❖ Να διευκολύνει τη μελέτη και επίβλεψη του τεράστιου δικτύου αντικειμένων και αισθητήρων χρησιμοποιώντας μεθόδους ανάλυσης κοινωνικών δικτύων.
- ❖ Να ενισχύσει θέματα ασφαλείας και πρόσβασης, με βάση "κοινωνικούς" δεσμούς αξιοπιστίας μεταξύ των αντικειμένων.

Το αρχιτεκτονικό μοντέλο του ΚΔτΑ βασίζεται, σε μεγάλο βαθμό, στη δομή των ανθρώπινων κοινωνικών δικτύων. Χαρακτηριστικά αναφέρονται οι βασικές συνιστώσες της δομής του ΚΔτΑ:

- ❖ Διαχείριση ταυτότητας: Μοναδική ταυτοποίηση ενός ή μιας κατηγορίας αντικειμένων.
- ❖ Προφίλ αντικειμένου: Περιέχει και ενημερώνει τις – σχετικές με το αντικείμενο – πληροφορίες.
- ❖ Έλεγχος ιδιοκτητή: Πολιτικές που επιτρέπουν στον χρήστη να διασφαλίζει το απόρρητο των πληροφοριών του και να ελέγχει τις λειτουργίες του εκάστοτε αντικειμένου.

2.4 ΕΞΥΠΝΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟ ΠΛΕΓΜΑ

2.4.1 Στόχοι και Προκλήσεις

Η εδραίωση του Διαδικτύου των Αντικειμένων δύναται να εξυπηρετήσει σε μεγάλο βαθμό τη διαχείριση ενέργειας σε συνδυασμό με την χρήση του «Εξυπνου Ενεργειακού Πλέγματος» (Smart Grid). Συγκεκριμένα, θα προσθέσει "ευφυΐα" στο δίκτυο διανομής ενέργειας με στόχο την ελαχιστοποίηση των απωλειών και τη βελτιστοποίηση της ενεργειακής παραγωγής. Η οργάνωση της κοινωνίας και η εξάρτησή της από την ηλεκτρική ενέργεια έχει δημιουργήσει προβλήματα στη διανομή της τελευταίας, όπως είναι η αυξημένη ζήτηση σε ώρες αιχμής και

η πολυπλοκότητα του δικτύου διανομής λόγω των κατανεμημένων πηγών ενέργειας, όπως τα φωτοβολταϊκά συστήματα και οι εγκαταστάσεις αιολικής ενέργειας. Για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων, το όραμα του ΔτΑ επεκτείνεται σε "έξυπνες" συσκευές και αισθητήρες που θα παρέχουν στατιστικά στοιχεία και πληροφορίες πραγματικού χρόνου στα κέντρα διανομής ενέργειας με στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους και των απωλειών, καθώς και την βέλτιστη εξυπηρέτηση των αναγκών της κοινωνίας.

Αξίζει να σημειωθεί ότι κορυφαίες εταιρείες τεχνολογίας έχουν ήδη κάνει βήματα για την εδραίωση του έξυπνου πλέγματος. Για παράδειγμα η Intel παρέχει τα προϊόντα Intel® Xeon™ E7 v2 για την παροχή στατιστικών και real-time πληροφοριών, ενώ η Texas Instruments παρέχει τεχνολογίες έξυπνων μετρητών με υψηλές δυνατότητες διασύνδεσης [DRS14],[Mon13].

2.4.2 Επικοινωνία

Όπως είναι αντιληπτό, το πρόβλημα της επικοινωνίας των κόμβων του δικτύου και η τυποποίηση των πρωτοκόλλων που θα χρησιμοποιηθούν αποτελούν και εδώ μια σημαντική πρόκληση. Σε σχετική εργασία [A1A15] αναφέρεται μια ενδιαφέρουσα λύση στο ζήτημα. Συγκεκριμένα, προτείνεται η υιοθέτηση του πρωτοκόλλου επικοινωνίας 6LowPAN. Το πρωτόκολλο αυτό βασίζεται στο IPv6 και είναι σχεδιασμένο να λειτουργεί πάνω από το πρότυπο IEEE 802.15.4., ενώ ικανοποιεί την ανάγκη για διαθεσιμότητα μεγάλου πλήθους διευθύνσεων και αποτελεί τη βάση των μέσων επικοινωνίας του ΔτΑ [A1A15].

2.5 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟΥ ΠΡΟΦΙΛ & ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΔΙΑΝΟΜΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Παρακάτω παρουσιάζονται δύο ενδεικτικές μελέτες διαχείρισης ενέργειας που βασίζονται στο "έξυπνο πλέγμα" και σε κατάλληλα, τεχνολογικά εξοπλισμένες κατοικίες.

2.5.1 Μελέτη ενεργειακού προφίλ πληθυσμού για τη χρήση υβριδικών οχημάτων

Η πρώτη μελέτη [CHD10] που θα παρουσιαστεί συνοπτικά, αφορά στο ενεργειακό προφίλ που σχηματίζεται για ένα πληθυσμό, ανάλογα με το ποσοστό χρήσης υβριδικών ηλεκτρικών αυτοκινήτων και τις περιόδους φόρτισής τους.

Αρχικά, δεδομένων κάποιων προδιαγραφών για τα οχήματα και την παροχή ενέργειας, μελετώνται οι απώλειες και οι διακυμάνσεις της τάσης υποθέτοντας ότι οι ιδιοκτήτες επιλέγουν αυθαίρετα την ώρα που θα φορτίσουν το όχημα τους (αν διαθέτουν). Σύμφωνα με τη μεθοδολογία ένα προφίλ επιλέγεται τυχαία στην αρχή του 24ώρου και τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα τοποθετούνται τυχαία στο πλέγμα. Κάθε 15 λεπτά εφαρμόζεται ένας «forward-backward sweep¹» αλγόριθμος και υπολογίζονται οι τάσεις σε κάθε κόμβο. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι σε ώρες αιχμής οι απώλειες και οι διακυμάνσεις της τάσης είναι άνω του επιτρεπτού ορίου.

Έτσι, στη συνέχεια γίνεται μια προσομοίωση με συντονισμένο προφίλ φόρτισης, όπου οι χρήστες έχουν την επιλογή να δηλώσουν μόνο την ώρα που το αυτοκίνητο τους πρέπει να είναι φορτισμένο. Σε αυτή τη διαδικασία χρησιμοποιούνται δύο μέθοδοι προγραμματισμού: η βελτιστοποίηση τετραγωνικής συνάρτησης και ο δυναμικός προγραμματισμός. Λαμβάνοντας υπόψη τα ενεργειακά προφίλ ως τυχαίες μεταβλητές που ακολουθούν συγκεκριμένη κατανομή ο προγραμματισμός γίνεται στοχαστικός συνεισφέροντας στην πρόβλεψη αποκλίσεων από το προφίλ που έχει επιλεγεί. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης είναι σαφώς καλύτερα, γεγονός που ωθεί στην υιοθέτηση του συντονισμού φόρτισης των ηλεκτρικών οχημάτων και την ανάπτυξη ανάλογης τεχνολογίας.

2.5.2 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας σε οικιακό περιβάλλον

Το δεύτερο σενάριο [PSM10] που εξετάζεται είναι η ανάπτυξη ενός εργαλείου απόφασης το οποίο θα βελτιστοποιεί τη διαχείριση της ενέργειας σε "έξυπνο" οικιακό περιβάλλον και θα μεγιστοποιεί το καθαρό όφελος του καταναλωτή. Το πρόβλημα απόφασης συνοψίζεται στην μεγιστοποίηση της ποσότητας :

¹ Οι αλγόριθμοι forward-backward sweep (προσο-οπισθοσάρωσης) λειτουργούν στη λογική διαδοχικών σαρώσεων προς τα εμπρός και ανάποδα για την επίτευξη υπολογισμών.

$$\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^S [\lambda_{ES,i}(t) \cdot U_{ES,i}(t)] - Cost$$

όπου λ_{ES} είναι το χρηματικό όφελος για κάθε ενεργειακό ισοδύναμο και U_{ES} η ζήτηση για αντίστοιχο ενεργειακό ισοδύναμο, ενώ ως $Cost$ ορίζεται το κόστος της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται ονομάζεται Particle Swarm Optimization [PSM10], ενώ στην παρούσα μελέτη εμπλουτίζεται με παράγοντες στοχαστικότητας και συνδυαστικότητας για να αντιμετωπιστούν οι αποκλίσεις από τα αναμενόμενα ενεργειακά προφίλ και να συνδυαστούν οι βέλτιστες λύσεις. Το σενάριο περιλαμβάνει τέσσερις λειτουργίες που πρέπει να τροφοδοτηθούν και ένα οικιακό σύστημα φωτοβολταϊκών. Επιπλέον, λαμβάνονται υπόψη διαφορετικές χρεώσεις της ηλεκτρικής ενέργειας ανάλογα με τις ώρες αιχμής και άλλους παράγοντες όπως η ηλιοφάνεια για την αξιοποίηση των φωτοβολταϊκών, το διάστημα κατά το οποίο είναι διαθέσιμο το υβριδικό ηλεκτρικό αυτοκίνητο, κ.λπ. Πρακτικά, συγκρίνεται η υπόθεση όπου κάθε κόμβος του πλέγματος βελτιστοποιεί "ατομικά" την κατανάλωση ενέργειας, με το σενάριο να εξάγεται ένα καθολικό βέλτιστο μέσα από συντονισμένη χρήση των ενεργειακών πόρων. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι σε γενικές γραμμές, ο συντονισμός της ενεργειακής κατανάλωσης αποδίδει καλύτερα. Παρόλα αυτά, υπάρχουν σενάρια που η ανεξάρτητη λειτουργία του κάθε κόμβου δίνει μεγαλύτερο καθαρό όφελος. Σύμφωνα με την έρευνα [PSM10], αυτό οφείλεται στην αποτυχία του αλγορίθμου να βρει τη βέλτιστη λύση σε ορισμένες περιπτώσεις.

2.6 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ

Όπως έγινε αντιληπτό, το Διαδίκτυο των Αντικειμένων αποτελεί το πλέον σύγχρονο τεχνολογικό όραμα στον τομέα των πληροφοριακών συστημάτων και τα βήματα που έχουν γίνει προς αυτή την κατεύθυνση δεν είναι λίγα. Το ΔτΑ σε συνδυασμό με το έξυπνο πλέγμα θα προσφέρουν σημαντικές διευκολύνσεις και εξοικονόμηση ενέργειας στις σύγχρονες κοινωνίες. Ήδη σε ευρωπαϊκό, και όχι μόνο, επίπεδο έχουν αναπτυχθεί πειραματικές εγκαταστάσεις σε αστικό περιβάλλον, κατάλληλες για την εφαρμογή των νέων τεχνολογιών και την έρευνα πάνω στις δυνατότητες του ΔτΑ. Χαρακτηριστικές πρωτοβουλίες πόλεων που υποστηρίζουν την ανάπτυξη τέτοιων πειραματικών εγκαταστάσεων είναι αυτές των Oulu της Φινλανδίας, Cambridge της Μασαχουσέτης και Friedrichshafen της Γερμανίας [HVM11].

Κλείνοντας, αξίζει να αναφερθούν παραδείγματα για τους τομείς στους οποίους το ΔτΑ θα συνεισφέρει σημαντικά [HVM11]:

Μεταφορές: δίκτυο αισθητήρων για ρύθμιση της κυκλοφορίας και δρομολόγηση των οχημάτων με γνώμονα τη μείωση των εκπομπών καυσαερίου.

Διαχείριση εγκαταστάσεων: έξυπνοι αισθητήρες για ρύθμιση θερμοκρασίας, κατανάλωσης νερού και ηλεκτρισμού.

Υγεία: Ηλεκτρονική παρακολούθηση ασθενούς για χορήγηση φαρμάκων, πληροφορίες πραγματικού χρόνου για την κατάσταση ατόμων με ειδικές ανάγκες και ηλικιωμένους.

Δημόσια ασφάλεια: συστήματα βιντεοσκόπησης με απόκρυψη προσωπικών πληροφοριών αλλά ικανότητα αναγνώρισης ύποπτων κινήσεων. Συστήματα αισθητήρων και προειδοποίησης για δημόσιους κινδύνους όπως σεισμοί, εξαιρετικά υψηλές θερμοκρασίες και γενικά ακραία καιρικά φαινόμενα.

Ακόμη, υπηρεσίες όπως εργασία εξ' αποστάσεως και η συλλογή πληροφοριών με πληθοποριστικές μεθόδους θα διευκολύνουν σημαντικά την καθημερινότητα των ανθρώπων.

Έχοντας παρουσιάσει σε επαρκή βαθμό το ΔτΑ και το έξυπνο πλέγμα, έπεται η ανάλυση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας που πραγματεύεται η παρούσα εργασία.

3. Η Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων στην Ενεργειακή Κατανάλωση

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται και αναλύεται ο αλγόριθμος Particle Swarm Optimization (Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων), αναλύονται οι εφαρμογές και τα οφέλη του και πραγματοποιείται μια μελέτη όσον αφορά στην εφαρμογή του στη βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας για έξυπνα πλέγματα και το ΔτΑ. Σκοπός της μελέτης αυτής είναι η εφαρμογή του αλγορίθμου σε έξυπνο οικιακό ή ευρύτερο περιβάλλον με στόχο την βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας και την εξοικονόμηση ενεργειακών πόρων.

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο αλγόριθμος PSO (Particle Swarm Optimization) σχεδιάστηκε και παρουσιάστηκε από τους Eberhart και Kennedy το 1995 [KeE95], [EbK95], [KeE01]. Είναι ένας από τους πλέον διαδομένους αλγορίθμους ευρετικής αναζήτησης για προβλήματα βελτιστοποίησης. Οι αλγόριθμοι ευρετικής αναζήτησης προσεγγίζουν τη βέλτιστη λύση του εκάστοτε προβλήματος σταδιακά, εντοπίζοντας σε κάθε επαναληπτικό βήμα τους ένα βέλτιστο, και συγκλίνοντας στο καθολικό βέλτιστο όταν καλύψουν το αντίστοιχο κομμάτι του χώρου αναζήτησης. Ο PSO, όπως και άλλοι αλγόριθμοι ευρετικής αναζήτησης, είναι βασισμένος σε μεθόδους κίνησης πληθυσμών που έχουν παρατηρηθεί στο φυσικό περιβάλλον. Για παράδειγμα, προσομοιώνει την κίνηση ενός σμήνους πουλιών ή ψαριών και τη διάταξη τους στο χώρο προκειμένου να επιτύχουν ένα συγκεκριμένο σκοπό.

3.2 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Στο κεφάλαιο αυτό πραγματοποιείται μια μαθηματική επεξήγηση του αλγορίθμου και διαφορών παραλλαγών του, ώστε να γίνει αργότερα αντιληπτή η εξέταση των παραμέτρων και των αποτελεσμάτων της προσομοίωσης.

3.2.1 Χώρος αναζήτησης και ενημέρωση παραμέτρων

Από μαθηματικής άποψης [MNA16], το "σμήνος", είναι ένας πληθυσμός N σωματιδίων

(particles) που κινούνται σε χώρο D διαστάσεων και κάθε ένα από αυτά προσομοιώνεται με ένα διάνυσμα θέσης $\mathbf{X}_i = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$. Ο αλγόριθμος βασίζει την ενημέρωση των παραμέτρων του, την "κίνηση" δηλαδή των σωματιδίων στο χώρο αναζήτησης, τόσο στο τοπικό βέλτιστο (κάθε σωματιδίου) όσο και στο καθολικό βέλτιστο που έχει εντοπιστεί από τον πληθυσμό. Αυτά επιλέγονται μέσω του υπολογισμού μιας συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function) για κάθε σωματίδιο, σε κάθε βήμα του αλγορίθμου. Ακόμη, σημαντικό ρόλο στην ενημέρωση της θέσης των σωματιδίων έχει η ταχύτητα τους, δηλαδή η κατεύθυνση προς την οποία τείνουν να κινηθούν με βάση το προηγούμενο βήμα του αλγορίθμου. Η ταχύτητα κάθε σωματιδίου συμβολίζεται ως $\mathbf{V}_i = [v_1, v_2, \dots, v_D]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$.

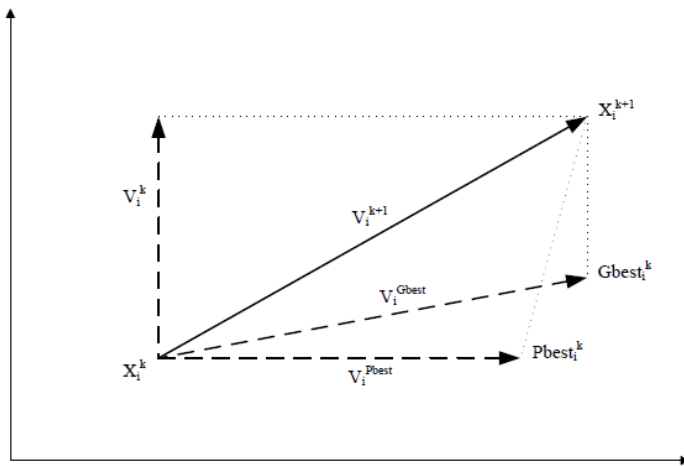
Η γενική ιδέα ανανέωσης των παραμέτρων του αλγορίθμου βασίζεται στη σχέση μεταξύ της θέσης των σωματιδίων και της ταχύτητας τους ως εξής:

$$V_{i,j}^{k+1} = w \cdot V_{i,j}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (Pbest_{i,j}^k - X_{i,j}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (Gbest_j^k - X_{i,j}^k) \quad (1)$$

$$X_{i,j}^{k+1} = X_{i,j}^k + V_{i,j}^{k+1} \quad (2)$$

Στην εξίσωση (1), το $Pbest_{i,j}^k$ αναφέρεται στο προσωπικό βέλτιστο j -οστό στοιχείο του i -οστού διανύσματος (σωματιδίου), ενώ το $Gbest_j^k$ αφορά το γενικό βέλτιστο j -οστό συντελεστή που έχει εντοπιστεί στον πληθυσμό, μέχρι και το k -οστό βήμα του αλγορίθμου. Τα c_1 , c_2 είναι συντελεστές βαρύτητας που αφορούν το προσωπικό και το καθολικό βέλτιστο, τα r_1 , r_2 είναι τυχαίοι αριθμοί στο διάστημα $[0,1]$ και το w είναι συντελεστής βάρους για την ταχύτητα του προηγούμενου βήματος που κυμαίνεται μεταξύ $[w_{min}, w_{max}]$.

Όπως γίνεται εμφανές από το παρακάτω σχήμα [MNA16], η ταχύτητα που ανανεώνει τη θέση του σωματιδίου εξαρτάται τόσο από την κερτημένη ταχύτητα του σωματιδίου όσο και από τα δύο βέλτιστα (τοπικό και καθολικό) που έχουν εντοπιστεί. Η μορφή αυτή αντικατοπτρίζει την επιρροή της «προσωπικής εμπειρίας» του σωματιδίου, σε συνδυασμό με την επιρροή όλου του πληθυσμού, δεδομένου ότι τα σωματίδια γνωρίζουν την βέλτιστη λύση που έχει εντοπιστεί από το σμήνος συνολικά. Ο συνδυασμός των παραπάνω προσδίδει στον αλγόριθμο την απαραίτητη στοχαστικότητα ώστε να καλύπτει μεγαλύτερο μέρος του χώρου αναζήτησης και να αποφευχθεί οποιοσδήποτε εγκλωβισμός σε τοπικό βέλτιστο.



Απεικόνιση του μηχανισμού αναζήτησης του PSO σε πολυδιάστατο χώρο.

Εικόνα 1

Ο ψευδοκώδικας του αλγορίθμου παρουσιάζεται παρακάτω:

Αλγόριθμος 1

1. Καθορισμός παραμέτρων w_{min} , w_{max} , $c1$ και $c2$.
2. Αρχικοποίηση πληθυσμού σωματιδίων με θέσεις X και ταχύτητες V .
3. Ανάθεση μετρητή επανάληψης $k=1$.
4. Υπολογισμός συνάρτησης καταλληλότητας $F_i^k = f(X_i^k)$ και εύρεση του περιεχομένου του βέλτιστου σωματιδίου b .
5. Επιλογή $Pbest_i^k = X_i^k \square i$, $Gbest^k = X_b^k$.
6. $w = w_{max} - k \times (w_{max} - w_{min}) / Maxite$, όπου $Maxite$ ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.
7. Ενημέρωση θέσης και ταχύτητας των σωματιδίων σύμφωνα με τις εξισώσεις (1) και (2)

$$V_{ij}^{k+1} = w \cdot V_{ij}^k + c1 \cdot r1 \cdot (Pbest_{ij}^k - X_{ij}^k) + c2 \cdot r2 \cdot (Gbest_j^k - X_{ij}^k) \quad (1)$$

$$X_{ij}^{k+1} = X_{ij}^k + V_{ij}^{k+1} \quad (2)$$
8. Υπολογισμός $F_i^{k+1} = f(X_i^{k+1})$ και εύρεση περιεχομένου του καλύτερου σωματιδίου $b1$.

- | | | |
|---|--------------|----|
| 9. Ενημέρωση | Pbest | □i |
| Αν $F^{k+1}_i < F^k_i$, τότε $Pbest^{k+1}_i = X^{k+1}_i$ αλλιώς $Pbest^{k+1}_i = Pbest^k_i$ | | |
| 10. Ενημέρωση | Gbest | |
| Αν $F^{k+1}_{b1} < F^k_b$, τότε $Gbest^{k+1} = Pbest^{k+1}_b$ αλλιώς $Gbest^{k+1} = Gbest^k$ | | |
| 11. Αν $k < Maxite$ τότε $k = k + 1$ και επιστροφή στο βήμα 6. | | |
| 12. Απόδοση βέλτιστου αποτελέσματος Gbest^k | | |

Στην συνέχεια παρατίθενται οι πιο συχνά επιλεγόμενες τιμές [MNA16] των παραμέτρων του αλγορίθμου.

- ❖ $[w_{min}, w_{max}] = [0.4, 0.9]$
- ❖ $c1, c2 \in [2, 2.05]$
- ❖ $N \in [10, 100]$
- ❖ $Maxite \in [500, 10000]$
- ❖ Αρχική ταχύτητα V : 10% της θέσης του σωματιδίου

3.2.2 Σύγκλιση, Περιορισμοί και Παρατηρήσεις

Στο σημείο αυτό, είναι απαραίτητο να γίνουν κάποιες παρατηρήσεις. Αρχικά, οι σχέσεις βάσει των οποίων ανανεώνονται οι θέσεις των σωματιδίων, συντελούν στο να μην "εγκλωβίζεται" ο αλγόριθμος σε κάποιο τοπικό βέλτιστο που ίσως εντοπιστεί. Σε αυτό συνεισφέρουν, η προϋπάρχουσα ταχύτητα, καθώς και ο παράγοντας του καθολικού βέλτιστου.

Επιπλέον, κάθε πρόβλημα βελτιστοποίησης, χαρακτηρίζεται από κάποιους περιορισμούς. Από πλευράς του αλγορίθμου, αυτό σημαίνει ότι ο χώρος αναζήτησης είναι περιορισμένος, είτε αυστηρά, είτε με κάποια ελαστικότητα. Απαιτείται, λοιπόν, να εξασφαλισθεί ότι τα σωματίδια δεν θα εντοπίσουν κάποια λύση εκτός των ορίων που επιβάλλουν οι περιορισμοί, ή ότι θα υπάρχει κάποια "ποινή" στις περιπτώσεις που συμβαίνει το τελευταίο. Αυτό θα μπορούσε να επιτευχθεί είτε επιβάλλοντας την "ποινή" αυτή στη συνάρτηση καταλληλότητας των σωματιδίων που κινούνται εκτός των ορίων, είτε, σε πιο αυστηρά πλαίσια, επαναπροσδιορίζοντας τυχαία τη θέση του σωματιδίου εντός του χώρου αναζήτησης σε περίπτωση παραβίασης των περιορισμών.

Πρέπει να σημειωθεί ότι πολλές μελέτες έχουν πραγματοποιηθεί στο πεδίο που αφορά τη σύγκλιση του αλγορίθμου [JLY06]. Παρότι τα αποτελέσματα διαφέρουν και βελτιώνονται σε βάθος χρόνου, κοινό τους σημείο αποτελεί η εξάρτηση της σύγκλισης του αλγορίθμου από τις παραμέτρους w , $c1$ και $c2$. Δίχως περαιτέρω εστίαση στο θέμα, προκύπτει το συμπέρασμα ότι ο PSO συγκλίνει επαρκώς σε καθολικό βέλτιστο εάν τηρηθούν επαρκώς οι περιορισμοί των παραμέτρων που προκύπτουν ανάλογα με την εφαρμογή. Παρόλα αυτά, λόγω της ποικιλίας των προβλημάτων που επιλύονται με αυτόν τον αλγόριθμο, συχνά η επιλογή των παραμέτρων γίνεται εμπειρικά.

Ο PSO, λόγω του μικρού αριθμού παραμέτρων, της ικανότητας σύγκλισης του και της ποιότητας των αποτελεσμάτων του, χρησιμοποιείται σε μεγάλο πλήθος εφαρμογών. Θεωρείται κατάλληλος για την ενημέρωση των βαρών, ακόμη και της δομής νευρωνικών δικτύων, αντικαθιστώντας άλλους αλγορίθμους μάθησης όπως ο backpropagation [EbS01]. Επιπλέον, έχει προταθεί και χρησιμοποιείται σε μηχανικά συστήματα αυτομάτου ελέγχου, ενώ έχουν δημοσιευθεί εργασίες που αφορούν στη χρήση του PSO σε ρομποτικούς βραχίονες. Τέλος, αυτό στο οποίο θα εστιάσει το κείμενο, είναι η εφαρμογή του αλγορίθμου στη βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας, χαρακτηριστικό παράδειγμα της οποίας, αποτελεί, επίσης, η εργασία που αναφέρθηκε στην εισαγωγή [PSM10].

3.3 ΔΥΑΔΙΚΗ ΕΚΔΟΣΗ ΤΟΥ PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

3.3.1 Διανύσματα Θέσης

Τα προβλήματα που καλείται να λύσει ο PSO δεν περιορίζονται στη μορφή αυτών που αναφέρθηκαν παραπάνω. Διάφορες κατηγορίες προβλημάτων έχουν δημιουργήσει την ανάγκη για τροποποίηση του αλγορίθμου, επαναπροσδιορισμό του χώρου αναζήτησης, καθώς και του τρόπου επεξεργασίας των παραμέτρων. Χαρακτηριστικό παράδειγμα, και βασικό τμήμα της παρούσας εργασίας, αποτελεί η έκδοση του PSO που αφορά σε διακριτό χώρο αναζήτησης [KeE97], με δυαδικά διανύσματα θέσης, δηλαδή $\mathbf{X}_{ij}^k \in \{0,1\}$. Η μορφή αυτή μετατρέπει, ουσιαστικά, το χώρο αναζήτησης σε υπερκύβο D διαστάσεων και αποτελεί εξαιρετικά χρήσιμο εργαλείο για την επίλυση ζητημάτων καθορισμού τροχιάς, προγραμματισμού και γενικά βελτιστοποίησης σε χώρους διακριτών δεδομένων.

3.3.2 Ταχύτητα

Παρότι η κεντρική ιδέα του αλγορίθμου παραμένει η ίδια, όσον αφορά την ενημέρωση της θέσης των σωματιδίων, τίθεται ένα σημαντικό ερώτημα. Αυτό της έκφρασης της ταχύτητας των σωματιδίων. Από την πρώτη κιόλας έκδοση του δυαδικού PSO από τους Eberhart και Kennedy, η ταχύτητα παρουσιάζεται ως μια πιθανότητα για την τιμή που θα πάρει ένα bit στο

διάνυσμα θέσης. Επομένως, είτε η ταχύτητα V_{ij}^k περιορίζεται στο διάστημα $[0,1]$, είτε με τη χρήση κάποιας συνάρτησης $S(V_{ij}^k) \in [0,1]$, η ενημέρωση της θέσης έχει την παρακάτω μορφή (ψευδοκώδικας):

```

if rand() < S(Vijk) then Xijk = 1
else Xijk = 0

```

Είναι εμφανές λοιπόν, ότι η ταχύτητα στη διακριτή έκδοση του αλγορίθμου, αποτελεί ένα κατώφλι πιθανότητας για την τιμή ενός bit του διανύσματος θέσης. Το γεγονός αυτό δίνει την αφορμή για περαιτέρω ανάλυση των ορίων της ταχύτητας. Το όριο $|V_{ij}^k| < V_{max}$, περιορίζει τη μέγιστη πιθανότητα, ένα συγκεκριμένο bit να πάρει την τιμή 0 ή 1. Ενώ στον PSO συνεχούς χώρου αναζήτησης, όσο μεγαλύτερο ήταν το όριο της ταχύτητας, τόσο τα σωματίδια έτειναν να αναζητήσουν περαιτέρω κάποιο βέλτιστο που έχει εντοπιστεί, εδώ συμβαίνει το αντίθετο. Για παράδειγμα, η τιμή $V_{max} = 6.0$ ενισχύει την αναζήτηση πέραν του βέλτιστου που έχει καταγραφεί, έως ότου ο αλγόριθμος συγκλίνει, περισσότερο από την τιμή $V_{max} = 10.0$.

Δεδομένης, επιπλέον, μιας συνάρτησης $S(V_{ij}^k)$ προκύπτει η πιθανότητα ενός bit να αλλάξει τιμή (από 1 σε 0, ή από 0 σε 1) σύμφωνα με τα παραπάνω. Θεωρείται ότι η πιθανότητα ένα Bit του διανύσματος θέσης να πάρει την τιμή 1 είναι $S(V_{ij}^k)$ και η πιθανότητα της τιμής 0 είναι $1 - S(V_{ij}^k)$. Συνεπώς, αν ένα bit έχει την τιμή 0, η πιθανότητα να αλλάξει είναι $S(V_{ij}^k)$, ενώ αν έχει την τιμή 1 η πιθανότητα αλλαγής είναι $1 - S(V_{ij}^k)$. Συμπερασματικά, λοιπόν, η πιθανότητα ένα Bit στο διάνυσμα θέσης να αλλάξει τιμή δίνεται ως $S(V_{ij}^k)(1 - S(V_{ij}^k))$.

3.3.3 Παρατηρήσεις

Ακόμη, μια σημαντική παρατήρηση που αφορά στο συντελεστή βαρύτητας w , είναι το γεγονός ότι για τιμές $w > 1$ ο αλγόριθμος τείνει να σταθεροποιήσει όλα τα bits των διανυσμάτων θέσης στην τιμή 1 [KTA07]. Αντίστοιχα, για τιμές $w < -1$ τείνει να μηδενίσει τα bits των διανυσμάτων θέσης. Συνεπώς, προτείνεται η χρήση συντελεστών w στο διάστημα $[-1,1]$. Επιπλέον, στην εργασία [KTA07] προτείνεται ένας πιο αποτελεσματικός τρόπος ανανέωσης των διανυσμάτων θέσης, στον οποίο η ταχύτητα, η πιθανότητα, δηλαδή, αλλαγής ενός bit, εξαρτάται πολύ πιο άμεσα από την τιμή που έχει το συγκεκριμένο bit στα βέλτιστα διανύσματα που έχουν εντοπισθεί ($Pbest_{ij}^k$ και $Gbest^k$). Αυτό επιτυγχάνεται με την εναλλαγή προσήμων σε ορισμένους συντελεστές προκειμένου να δοθεί η κατάλληλη βαρύτητα στο 0 ή στο 1 αντίστοιχα. Αυτή είναι μια από τις πολλές βελτιώσεις που έχουν προταθεί για τον δυαδικό PSO.

3.4 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗΣ ΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗΣ ΜΕ ΤΟΝ ΔΥΑΔΙΚΟ PSO

Υστερα από την εισαγωγή στον αλγόριθμο PSO και τις παραλλαγές του, η εργασία εστιάζει σε μια συγκεκριμένη έκδοση του δυαδικού PSO και την εφαρμογή της στην κατανομή φορτίου σε έξυπνα οικολογικά σπίτια, όπως αυτή παρουσιάζεται στην εργασία [LFG11]. Η εργασία αυτή αξίζει να αναλυθεί επαρκώς, καθώς αποτελεί τη βάση για μεγάλο μέρος της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Το σενάριο περιλαμβάνει την προσομοίωση εφαρμογής του αλγορίθμου σε έξυπνα σπίτια σε δύο περιοχές (Florida, Puerto Rico) και τη σύγκριση της ενεργειακής τους κατανάλωσης με παραδοσιακές και "πράσινες" κατοικίες. Ο αλγόριθμος που εφαρμόζεται, είναι ο δυαδικός PSO με κάποιες σημαντικές μετατροπές οι οποίες θα αναλυθούν παρακάτω.

Πιο συγκεκριμένα, η κεντρική καινοτομία της εργασίας [LFG11] αποτελεί το γεγονός ότι χρησιμοποιούνται περισσότεροι του ενός πληθυσμοί, συγκεκριμένα δύο, μετατρέποντας τον PSO σε "δισδιάστατο" (2D-BPSO). Κάθε πληθυσμός αφορά σε μία εκ των δύο ανανεώσιμων πηγών ενέργειας που διαθέτει το σπίτι στο σενάριο που προσομοιώνεται. Αυτές είναι μια πηγή ηλιακής ενέργειας και μια ανεμογεννήτρια. Κάθε σωματίδιο του πληθυσμού είναι ένα διάνυσμα D θέσεων (όπου D ο αριθμός των διαδικασιών/συσκευών που θεωρείται ότι καταναλώνουν ενέργεια μέσα σε ένα εικοσιτετράωρο). Συνεπώς επιλέγεται ένα σωματίδιο από κάθε πληθυσμό και υπολογίζονται κάθε φορά 2 συναρτήσεις καταλληλότητας (fitness functions) που τελικά αθροίζονται σε μία. Στην περίπτωση που η κατανάλωση ενέργειας για κάποια χρονική στιγμή ξεπερνάει τη διαθεσιμότητα των πηγών, αυτομάτως η συνάρτηση καταλληλότητας τίθεται ίση με μηδέν. Η συνολική συνάρτηση καταλληλότητας είναι της μορφής $F=-(F_{solar}+F_{wind})$. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας του αλγορίθμου, όπως δίνεται από την εργασία.

Αλγόριθμος 2

- | |
|---|
| <ol style="list-style-type: none">1: Init population of size P randomly2: Init particles velocities to 03: Init individual best to current population4: Init global best to $\min_{particle}\{F(particle)\}$ |
|---|

```

5: while Generations Remain AND Value not reached do
6: for Each Particle P do
7:  $v \leftarrow \alpha \cdot v + c1 \cdot \text{rand1} \cdot (\text{individual\_best} - \text{particle}) +$ 
 $c2 \cdot \text{rand2} \cdot (\text{global\_best} - \text{particle})$ 
8: if  $v > 4$  then
 $v \leftarrow 4$ 
9: end if
10: if  $v < -4$  then
 $v \leftarrow -4$ 
11: end if
12: for Each bit do
13: if  $\text{rand} < 1/1 + e^{-v}$  then
bit  $\leftarrow 1$ 
14: else
bit  $\leftarrow 0$ 
15: end if
16: end for
17: if P1&P2 NOT 0 then
Generate random integer index  $\epsilon Z3$ 
18: if index = 0 then
 $P2 \leftarrow P2 \wedge 1$ 
19: else if index = 1 then
 $P1 \leftarrow P1 \wedge 1$ 
20: else
 $P1 \leftarrow P1 \wedge 1$ 
 $P2 \leftarrow P2 \wedge 1$ 
21: end if

```

```

22: end if

23: Evaluate particle

24: if F(particle) < F(individual_best) then

individual_best ← particle

25: end if

26: if F(particle) < F(global_best) then

global_best ← particle

27: end if

28: end for

29: end while

```

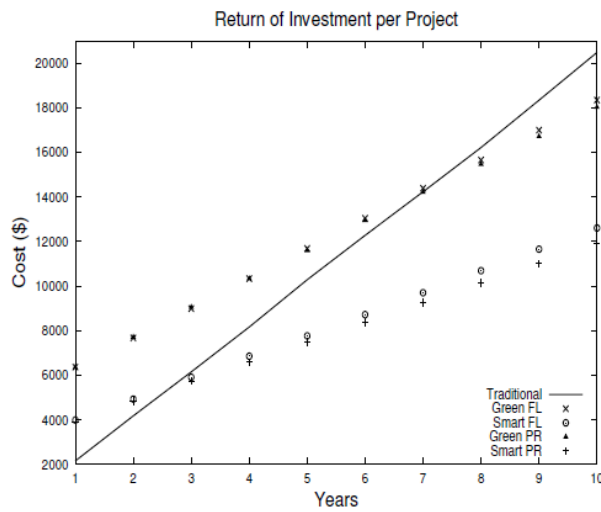
Ακόμη, χρησιμοποιούνται σχέσεις που εμπεριέχουν το γεωγραφικό πλάτος και μήκος της εικονικής τοποθεσίας της κατοικίας για τον υπολογισμό της ηλιακής ενέργειας κάθε στιγμή (με βάση στατιστικά στοιχεία). Για τον υπολογισμό της αιολικής ενέργειας χρησιμοποιείται η σχέση $E_{wind} = 0.5 \cdot \rho \cdot A \cdot C_p \cdot V^3 \cdot \eta_g \cdot \eta_b$, όπου A η επιφάνεια σάρωσης του ρότορα με τα φτερά, ρ η πυκνότητα του αέρα, C_p συντελεστής απόδοσης (ενδεικτικά 0.35) και η_g, η_b οι αποδόσεις του κινητήρα και των ρουλεμάν αντίστοιχα (ενδεικτικά 0.5 και 0.95).

Η προσομοίωση γίνεται με βάση τον παρακάτω πίνακα κατανάλωσης και τρέχει 10 φορές, για πλασματικό διάστημα ενός έτους.

Event	AC	Fridge	Range	TV	Lights
WORK	9200	800	0	0	0
TRAVEL	9200	800	0	0	0
VACATION	9200	800	0	0	0
COOK	9200	800	12200	0	240
EAT	9200	800	0	0	240
READ	9200	800	0	0	240
WATCH	9200	800	0	125	240
SLEEP	9200	800	0	0	0

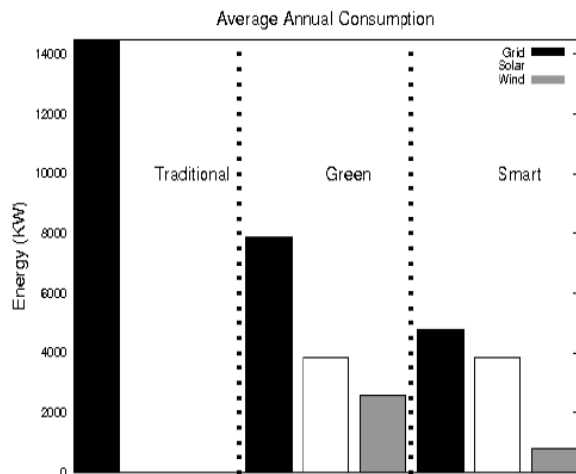
Πίνακας 1

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στα παρακάτω διαγράμματα



Στο πρώτο διάγραμμα παρουσιάζεται η επιστροφή της επένδυσης για κάθε έναν από τους τρεις τύπους κατοικίας και για την κάθε περιοχή. [LFG11]

Εικόνα 2



Το δεύτερο διάγραμμα παρουσιάζει την μέση ετήσια κατανάλωση ενέργειας σε kWh για κάθε τύπο κατοικίας [LFG11]

Εικόνα 3

Σύμφωνα με τα συμπεράσματα της εργασίας [LFG11], παρατηρείται ότι ο διδιάστατος δυαδικός PSO μειώνει την ετήσια κατανάλωση κατά το ήμισυ σε ένα "πράσινο" σπίτι, ενώ κατά 70% σε ένα έξυπνο σπίτι, σε σύγκριση με την παραδοσιακή κατοικία που αντλεί ενέργεια μόνο μέσω του δικτύου διανομής. Επιπλέον, παρατηρείται ότι η επένδυση σε ένα έξυπνο σπίτι που διαχειρίζεται την κατανάλωση ενέργειας με 2D-BPSO αποτελεί την πιο οικονομική λύση, ανεξαρτήτου περιοχής.

Με βάση αυτή την εργασία, θα παρουσιαστεί στη συνέχεια μια αντίστοιχη μελέτη για την εφαρμογή του αλγορίθμου στην βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας. Πριν από αυτό, όμως, είναι απαραίτητο να γίνει αναφορά στην εφαρμογή του PSO και στις μελέτες που τον αφορούν, σε άλλα επιστημονικά πεδία, τονίζοντας την αποδοτικότητα του.

3.5 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Ο Particle Swarm Optimization αλγόριθμος έχει προταθεί και μελετηθεί σε πλήθος εφαρμογών και, ταυτόχρονα, σε πολλούς τεχνολογικούς τομείς. Ήδη αναφέρθηκε, ότι ο PSO θεωρείται κατάλληλος για την ενημέρωση νευρωνικών δικτύων (τόσο των βαρών όσο και της ίδιας της δομής τους), και είναι εύκολο να αναλογιστεί κανείς σε πόσες τεχνολογικές εφαρμογές μπορεί αυτό να συνεισφέρει. Ακόμη, όπως αναλύεται στο [RSR02], ο αλγόριθμος έχει επιτυχημένα εφαρμοστεί στον σχεδιασμό κυματοειδούς χοανοειδούς κεραίας, ενώ προτείνεται και αναλύεται ο συνδυασμός του με γενετικό αλγόριθμο για τον ίδιο σκοπό. Ακόμη, έχει χρησιμοποιηθεί σε μελέτες για τον έλεγχο ασφάλειας της τάσης και του ελέγχου απωλειών σε ηλεκτρικές εγκαταστάσεις [YFT99], [YFT00], [YFT01]. Επιπλέον, αξίζει να αναφερθεί η μελέτη σχετικά με τη χρήση του PSO σε επίλυση προβλημάτων που αφορούν σχεδιασμό δικτύων μεταφορών [BPN11] με βέλτιστο τρόπο (για παράδειγμα ως προς την απόσταση, ή το χρόνο μετακίνησης). Τέλος, ακόμα και σε ιατρικές εφαρμογές, ο PSO έχει προταθεί για την εκτίμηση επικινδυνότητας εμφάνισης ή ύπαρξης καρκίνου των πνευμόνων, όπως αναλύεται στην [SXX06]. Από την χαρακτηριστική αναφορά μερικών από τις εφαρμογές του PSO, γίνεται εύκολα αντιληπτή η αποδοτικότητα και οι προοπτικές που προσφέρει η χρήση του στην τεχνολογία όλων των επιστημονικών πεδίων.

3.6 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ

3.6.1 Εικονικό Σενάριο

Έχοντας περιγράψει επαρκώς τον Particle Swarm Optimization και την δυαδική εκδοχή του, με βάση την προσομοίωση της εργασίας που παρουσιάστηκε νωρίτερα [LFG11], παρουσιάζεται στο σημείο αυτό το βασικό σενάριο που προσομοιώνει η παρούσα διπλωματική εργασία. Στόχο της προσομοίωσης αποτελεί η βέλτιστη κατανομή της απορρόφησης ενέργειας από τις διαθέσιμες πηγές σε μια οικία, αποσκοπώντας στην ελαχιστοποίηση του κόστους προς όφελος του κατοίκου-καταναλωτή. Το σενάριο αναλύεται παρακάτω.

Θεωρείται οικία που διαθέτει τρεις εωαλλακτικές πηγές παροχής ενέργειας:

- ❖ Ηλιακή (Σύστημα φωτοβολταϊκών)
- ❖ Αιολική (Ανεμογεννήτρια)
- ❖ Δίκτυο διανομής ηλεκτρικής ενέργειας

Η παροχή ενέργειας κατανέμεται ανά ώρα και θεωρείται ότι:

- ❖ η ηλιακή ενέργεια παρέχεται μόνο μεταξύ 7:00 και 19:00 προσφέροντας 2KWh
- ❖ η αιολική ενέργεια προσφέρει το πολύ 2KWh όλη τη διάρκεια της ημέρας. Αυτό σημαίνει ότι η μέγιστη παροχή ενέργειας (2KWh) πολλαπλασιάζεται με τυχαίο συντελεστή που βρίσκεται στο διάστημα $[0,1]$ για κάθε ώρα του εικοσιτετραώρου.
- ❖ η παροχή του δικτύου διανομής είναι απεριόριστη, θεωρώντας ότι, στο απλό αυτό σενάριο, το οικονομικό κόστος για τον καταναλωτή θα κυμαίνεται σε λογικά πλαίσια.

Η υπόθεση περιλαμβάνει ενδεικτικά πέντε συσκευές που τίθενται σε λειτουργία κατά τη διάρκεια της ημέρας, σύμφωνα με ένα εικονικό πρόγραμμα μιας εργάσιμης ημέρας. Σημειώνεται ότι το σενάριο μπορεί εύκολα να επεκταθεί σε ετήσια βάση περιλαμβάνοντας Σαββατοκύριακα, αργίες, ημέρες διακοπών και άλλα στοιχεία, ανάλογα με το προφίλ του κατοίκου. Είναι, επίσης, εφικτό το σενάριο να επεκταθεί λαμβάνοντας υπόψη κλιματικές αλλαγές λόγω εποχών και καιρικών φαινομένων, χωρίς ιδιαίτερη μετατροπή του αλγορίθμου. Ο πίνακας που παρουσιάζει τις συσκευές και τις ώρες λειτουργίας τους παρουσιάζεται παρακάτω και είναι χωρισμένος σε τρία μέρη, τους πίνακες 2,3 και 4.

Ενδεικτική Κατανάλωση (KWh)	Ωρες Συσκευές	0:00	1:00	2:00	3:00	4:00	5:00	6:00	7:00
4	PHEV					1	1		
0.06	Ψυγείο	1	1	1	1	1	1	1	1
2	Κουζίνα								1
1.5	Κλιματισμός								
3	Θερμοσίφωνο								1

Πίνακας 2

Ενδεικτική Κατανάλωση (KWh)	Ωρες Συσκευές	8:00	9:00	10:00	11:00	12:00	13:00	14:00	15:00
4	PHEV								
0.06	Ψυγείο	1	1	1	1	1	1	1	1
2	Κουζίνα								
1.5	Κλιματισμός								
3	Θερμοσίφωνο								

Πίνακας 3

Ενδεικτική Κατανάλωση (KWh)	Ωρες Συσκευές	16:00	17:00	18:00	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00
4	PHEV								
0.06	Ψυγείο	1	1	1	1	1	1	1	1
2	Κουζίνα			1					
1.5	Κλιματισμός			1	1	1	1	1	1
3	Θερμοσίφωνο					1			

Πίνακας 4

Στον παραπάνω πίνακα, τα κελιά που περιέχουν "1", δηλώνουν τη λειτουργία της εκάστοτε συσκευής τη συγκεκριμένη ώρα. Για παράδειγμα, το θερμοσίφωνο λειτουργεί μεταξύ 20:00 και 21:00. Ακόμη, σημειώνεται ότι ως "PHEV", αναγράφεται το υβριδικό ηλεκτρικό αυτοκίνητο, το οποίο θεωρείται ότι απαιτεί δύο ώρες φόρτισης κατά τη διάρκεια της νύχτας. Στην Ενδεικτική Κατανάλωση παρουσιάζεται η ποσότητα ενέργειας που απαιτεί η κάθε συσκευή όταν τίθεται σε λειτουργία.

Στόχος της προσομοίωσης είναι η εφαρμογή του Δυαδικού PSO, με κατάλληλες τροποποιήσεις, ώστε η ανάθεση των συσκευών που λειτουργούν στις διαθέσιμες πηγές ενέργειας της οικίας να βελτιστοποιείται, ώστε ο καταναλωτής να χρησιμοποιεί όσο το δυνατόν περισσότερο τις ανανεώσιμες πηγές και όχι το δίκτυο διανομής ενέργειας.

3.6.2 Τροποποιημένος Δυαδικός Particle Swarm Optimization

Η τροποποίηση του αλγορίθμου χωρίζεται σε τρία στάδια. Αρχικά, χρησιμοποιούνται τρεις διαφορετικοί πληθυσμοί σωματιδίων, αντί για έναν, οι οποίοι αντιστοιχούν στις τρεις διαθέσιμες πηγές ενέργειας της οικίας. Αυτή η παραλλαγή υιοθετήθηκε μέσω της εργασίας [LFG11], όπως παρουσιάστηκε νωρίτερα. Επιπλέον, τα σωματίδια των πληθυσμών χωρίζονται σε υποσωματίδια για την καλύτερη ενημέρωση του καθολικού βέλτιστου, όπως θα αναλυθεί παρακάτω. Τέλος, η συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) έχει τροποποιηθεί ώστε, αντί να τίθεται ίση με μηδέν σε περίπτωση που παραβιάζονται οι περιορισμοί, δηλαδή να επιβάλει ποινή στο σωματίδιο που βγήκε εκτός των ορίων του χώρου αναζήτησης. Συγκεκριμένα:

Ως σωματίδιο για κάθε πληθυσμό ορίζεται ένας δισδιάστατος πίνακας με αριθμό γραμμών ίσο με το πλήθος των συσκευών που περιλαμβάνει το σενάριο και σε αντιστοιχία με τον πίνακα λειτουργίας που παρουσιάστηκε προηγουμένως (για παράδειγμα, η δεύτερη γραμμή του πίνακα αντιστοιχεί στο ψυγείο) και αριθμό στηλών που αντιστοιχεί στις ώρες της ημέρας. Ο πίνακας περιέχει "1" στις θέσεις που εκφράζουν ότι η εκάστοτε συσκευή απορροφά ενέργεια από την πηγή που εκπροσωπεί ο πληθυσμός τη συγκεκριμένη ώρα, και "0" αλλιώς. Ως υποσωματίδια ορίζονται τα διανύσματα που αποτελούν τις επιμέρους στήλες του σωματιδίου.

Η συνάρτηση καταλληλότητας υπολογίζεται κάθε φορά αθροιστικά για το συνδυασμό τριών υποσωματιδίων από τα αντίστοιχα σωματίδια του κάθε πληθυσμού. Συγκεκριμένα, υπολογίζει ποιες και πόσες συσκευές είναι υπαίτιες για την παραβίαση των περιορισμών κάθε πηγής, πόσες συσκευές λαμβάνουν ενέργεια από πράσινες πηγές και πόσες από το δίκτυο διανομής, και είναι της μορφής

$$F = F_{solar} + F_{wind} - F_{grid} - F_{con} \quad (3)$$

Στα F περιέχονται οι κατάλληλοι συντελεστές, ενώ F_{con} είναι το άθροισμα των συσκευών που παραβιάζουν τους περιορισμούς πολλαπλασιασμένο με τον κατάλληλο συντελεστή ποινής.

Η σημαντική παραλλαγή του αλγορίθμου, έγκειται στο γεγονός ότι ως συνάρτηση καταλληλότητας ενός σωματιδίου τίθεται το άθροισμα των συναρτήσεων των επιμέρους υποσωματιδίων του και χρησιμοποιείται για την ενημέρωση του \mathbf{Pbest}^k . Όμως, για την ενημέρωση του \mathbf{Gbest}^k δεν χρησιμοποιείται το καλύτερο από όλα τα \mathbf{Pbest}^k . Επιλέγεται ξεχωριστά η καλύτερη τριάδα (όπως υπολογίστηκε η συνάρτηση καταλληλότητας) υποσωματιδίων για κάθε ώρα, ανεξαρτήτως του σωματιδίου προέλευσης, και επιμερίζεται στα \mathbf{Gbest}^k κάθε πληθυσμού. Συνεπώς, το καθολικό βέλτιστο είναι ο καλύτερος συνδυασμός των βέλτιστων που έχουν επιτευχθεί από τα σωματίδια του πληθυσμού. Αυτό ενισχύει τόσο την σύγκλιση του αλγορίθμου στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα, όσο και την στοχαστικότητα του, αφού το καθολικό βέλτιστο που υπολογίζεται ενδέχεται να συνεισφέρει πολύ διαφορετικά στην ενημέρωση της θέσης των σωματιδίων κάθε φορά. Το αποτέλεσμα είναι να καλύπτεται μεγαλύτερο κομμάτι του χώρου αναζήτησης.

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται αναλυτικά οι τιμές των παραμέτρων του αλγορίθμου καθώς και τα αποτελέσματα της προσομοίωσης για μικρό σενάριο με στόχο την επαλήθευση της λειτουργίας του.

3.6.3 Παράμετροποίηση και Αποτελέσματα

Η αρχικοποίηση του ημερήσιου προγράμματος κατανάλωσης, δηλαδή οι συντεταγμένες-ετικέτες των σημείων αρχικοποιούνται τυχαία με τη χρήση γεννήτριας τυχαίων ακεραίων αριθμών του MATLAB, και συγκεκριμένα κατανέμονται τυχαία οι αριθμοί 1, 2 και 3 που αντιστοιχούν στις διαθέσιμες πηγές. Στη συνέχεια ο πίνακας του ημερήσιου προγράμματος διασπάται σε τρεις επιμέρους δυαδικούς πίνακες για το διαχωρισμό των πληθυσμών.

Βασικές παράμετροι του αλγορίθμου Particle Swarm Optimization είναι τα διανύσματα που περιγράφουν τους ενεργειακούς περιορισμούς του προβλήματος. Κάθε διάνυσμα αποτελείται από είκοσι τέσσερις συντεταγμένες και κάθε μια από αυτές εκφράζει την ποσότητα ενέργειας που μπορεί να διαθέσει η πηγή τη συγκεκριμένη ώρα. Για την αιολική ενέργεια έχει χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση rand() του MATLAB, ώστε να υπολογιστεί η τυχαίος συντελεστής που πολλαπλασιάζει τη μέγιστη παροχή των 2KWh. Για ευκολία σύγκρισης αποτελεσμάτων, τα διανύσματα των περιορισμών διατηρούνται σταθερά σε όλες τις προσομοιώσεις.

Περιορισμοί ηλιακής ενέργειας (KWh)

0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	0	0	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Πίνακας 6

Περιορισμοί αιολικής ενέργειας (KWh)

1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1
·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·
6	8	2	8	2	1	5	0	9	9	3	9	9	9	6	2	8	8	5	9	3	0	6	8
2	1	5	2	6	9	5	9	1	2	1	4	1	7	0	8	4	3	8	1	1	7	9	6
9	1	3	6	4	5	6	3	5	9	5	1	4	0	0	3	3	1	4	8	1	1	8	7
4	5	9	7	7	0	9	7	0	7	2	1	3	7	5	7	5	4	4	9	4	4	2	9
4	8	7	5	1	8	9	6	1	7	2	8	3	5	6	7	2	7	1	8	8	2	5	8
7	3	3	1	8	0	6	3	3	7	6	5	3	1	0	2	2	1	4	4	1	3	8	6
3	8	6	7	4	8	4	0	6	0	1	5	8	2	9	6	5	0	6	8	3	3	6	4
7	7	3	1	9	0	3	3	7	7	6	6	9	9	3	7	6	5	5	5	9	5	1	9
2	4	2	2	2	9	7	8	0	0	3	3	6	7	7	7	5	0	9	2	8	7	1	5
7	1	5	2	4	9	7	4	8	3	3	5	4	4	7	2	2	3	1	7	3	1	7	5

Πίνακας 7

Η ενημέρωση των παραμέτρων, όπως περιγράφηκε στην ανάλυση του αλγορίθμου, γίνεται σύμφωνα με τις εξισώσεις:

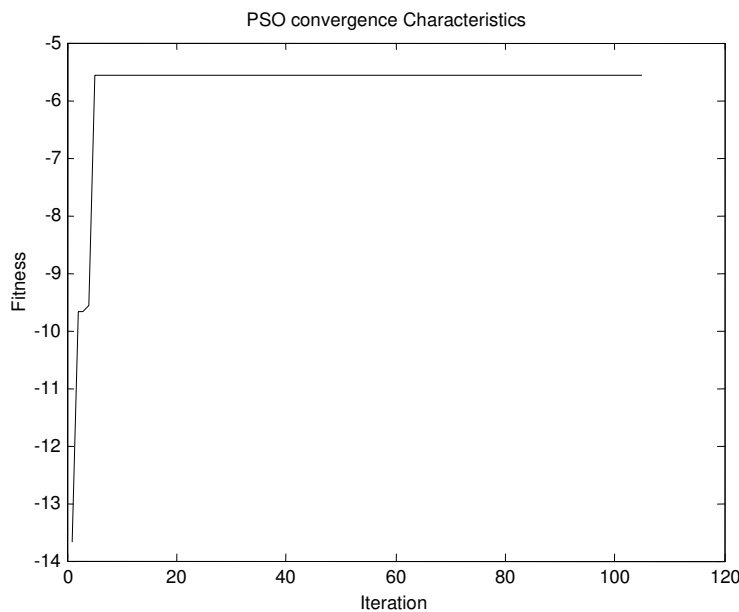
$$V_{i,j}^{k+1} = w \cdot V_{i,j}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (Pbest_{i,j}^k - X_{i,j}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (Gbest_j^k - X_{i,j}^k) \quad (1)$$

$$X_{i,j}^{k+1} = X_{i,j}^k + V_{i,j}^{k+1} \quad (2)$$

Οι παράμετροι για το σενάριο που εξετάζεται λαμβάνουν τις τιμές:

- ❖ $w = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min}) \cdot ite}{\max ite}$, όπου $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, ite ο αριθμός του βήματος που εκτελείται και $\max ite$ ο μέγιστος αριθμός βημάτων του αλγορίθμου που τίθεται ίσος με 500.
- ❖ $c_1 = c_2 = 2$
- ❖ $r_1, r_2 \in [0, 1]$, τυχαίοι αριθμοί
- ❖ $Pbest_{i,j}^k$ και $Gbest_j^k$ υπολογίζονται όπως εξηγήθηκε στις προηγούμενες παραγράφους
- ❖ Κάθε πληθυσμός περιλαμβάνει 10 σωματίδια
- ❖ Η συνάρτηση S που επιλέγεται για την έκφραση της ταχύτητας είναι $S(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}}$ και ως μέγιστη ταχύτητα επιλέγεται $V_{\max} = 4$

Το διάγραμμα σύγκλισης της συνάρτησης καταλληλότητας παρουσιάζεται παρακάτω



Εικόνα 4

Όπως είναι εμφανές, ο αλγόριθμος συγκλίνει εξαιρετικά γρήγορα στο βέλτιστο πρόγραμμα, παρά το μικρό μέγεθος του πληθυσμού. Παρατηρώντας το τελικό πρόγραμμα που παρουσιάζεται παρακάτω, και λόγω απλότητας του σεναρίου, εύκολα διαπιστώνει κανείς πως, πράγματι, ο αλγόριθμος εντοπίζει τη βέλτιστη λύση, και σε πολύ μικρό αριθμό επαναλήψεων.

Βέλτιστο ημερήσιο πρόγραμμα

0	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	1	2	2	2	1	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2
0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	3	3	2	2	2
0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0

Πίνακας 8

Οι γραμμές αντιστοιχούν στις πέντε συσκευές, ενώ οι στήλες αντιστοιχούν στις 24 ώρες της ημέρας. Οι αριθμοί 1, 2 και 3 είναι οι ετικέτες για την ηλιακή, την αιολική και την ενέργεια του δικτύου αντίστοιχα.

Όσον αφορά στη συνάρτηση καταλληλότητας $F = F_{solar} + F_{wind} - F_{grid} - F_{con}$ οι συντελεστές των F είναι το άθροισμα των καταναλώσεων των αντίστοιχων συσκευών που λαμβάνουν ενέργεια από την κάθε πηγή ενώ ο συντελεστής ποινής τίθεται ίσος με 100.

Λαμβάνοντας τα παραπάνω αποτελέσματα (Εικόνα 4, Πίνακας 5), ο αλγόριθμος είναι εξαιρετικά αποδοτικός για σενάρια μικρής κλίμακας, παρόμοιας με αυτού που εξετάζεται, και επιτυγχάνει την εύρεση βέλτιστης λύσης. Παρόλα αυτά, επειδή η ανάγκη για βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας είναι πολύ πιο έντονη σε μεγάλες εγκαταστάσεις, όπως εργοστάσια και βιομηχανίες, είναι αναγκαίο να εξεταστεί η αποδοτικότητα του αλγορίθμου σε ένα τέτοιο σενάριο και να αναλυθούν τα αποτελέσματα της αντίστοιχης προσομοίωσης. Ακόμη, από μαθηματικής άποψης παρουσιάζει σημαντικό ενδιαφέρον η εξέταση της απόδοσης του PSO σε προβλήματα πολλών μεταβλητών και διαστάσεων καθώς και σε σενάρια μεγάλων πληθυσμών.

3.6.4 Σενάριο Τυχαίας Εγκατάστασης Ευρείας Κλίμακας

Στο σενάριο που αναπτύχθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, οι απαιτήσεις ήταν σχετικά απλές και η παραμετροποίηση δεν διαδραμάτιζε σημαντικό ρόλο στην απόδοση του αλγορίθμου. Τα αποτελέσματα πάντοτε ήταν ικανοποιητικά ανεξαρτήτως πληθυσμού ή συντελεστών στις φόρμες ενημέρωσης. Με στόχο την αξιολόγηση του αλγορίθμου, καθώς και της σημασίας των παραμέτρων θα παρουσιαστεί μια ανάλυση που αφορά σενάριο ευρείας κλίμακας και μεγαλύτερες αλγοριθμικές απαιτήσεις. Η επιλογή των τιμών των παραμέτρων, όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή του Particle Swarm Optimization, γίνεται συνήθως εμπειρικά, για αυτό δεν θα συμπεριληφθεί εκτενής μαθηματική ανάλυση.

Ως πρόγραμμα λειτουργίας ορίζεται τυχαίος δυαδικός πίνακας μεγάλου μεγέθους, με είκοσι τέσσερις στήλες (ώρες της ημέρας) και τιμή "1" στις ώρες που τίθεται σε λειτουργία η

εκάστοτε συσκευή. Για την αρχικοποίηση του ημερήσιου προγράμματος χρησιμοποιείται η συνάρτηση `randi()` του MATLAB και αναθέτει στις (τυχαίες) συσκευές μία από τις τρεις διαθέσιμες πηγές ενέργειας. Θεωρώντας ότι η παροχή ενέργειας είναι πολύ μεγαλύτερη, η ηλιακή ενέργεια προσφέρει 10KWh στο ίδιο ωράριο με αυτό του προηγούμενου σεναρίου, ενώ η αιολική έχει μέγιστη παροχή 15KWh. Οι καταναλώσεις των συσκευών λαμβάνουν τυχαίες τιμές στο διάστημα [1,5].

Η αποδοτικότητα του αλγορίθμου εξετάζεται μεταβάλλοντας:

- ❖ Το πλήθος των συσκευών (50, 100).
- ❖ Τον πληθυσμό των σωματιδίων.
- ❖ Τους συντελεστές $c1$ και $c2$ της σχέσης που δίνει την ταχύτητα των σωματιδίων (1).

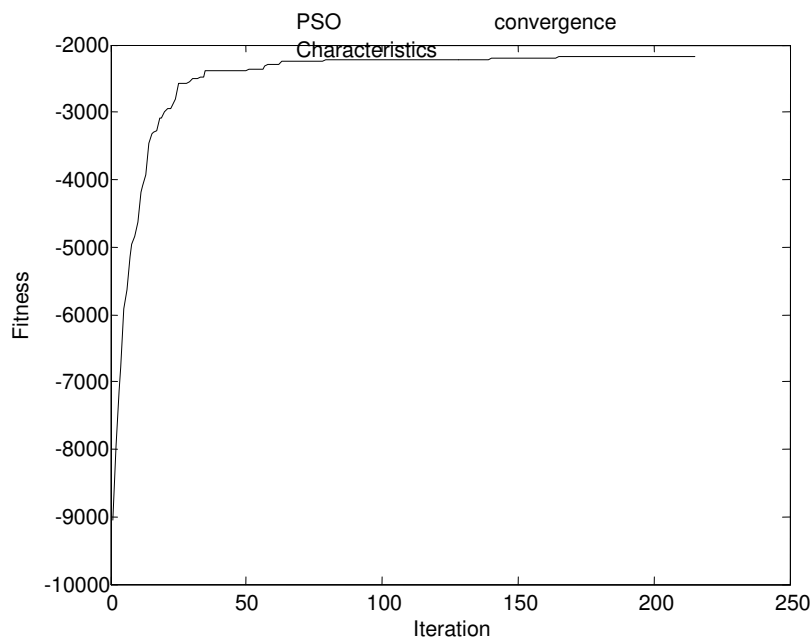
Για την εκτίμηση του αλγορίθμου, σε κάθε περίπτωση εξετάζονται:

- ❖ Ο αριθμός των επαναλήψεων.
- ❖ Ο αριθμός των χρονικών παραθύρων που η ανάθεση των συσκευών σε ανανεώσιμες πηγές ξεπερνά τη διαθέσιμη ενέργεια.
- ❖ Ο αριθμός των χρονικών παραθύρων που ο αλγόριθμος αναθέτει συσκευές στο δίκτυο διανομής.

Κάθε προσομοίωση εκτελείται 5 φορές και επιλέγεται το καλύτερο αποτέλεσμα. Αυτό προτείνεται διότι λόγω της ευρετικής φύσης του αλγορίθμου, τα αποτελέσματα ενδέχεται να προσεγγίζουν τη βέλτιστη λύση αρκετά αλλά να διαφέρουν μεταξύ τους. Συνεπώς συστήνεται η επαναλαμβανόμενη εκτέλεση του αλγορίθμου και η επιλογή της βέλτιστης λύσης. Θεωρείται ότι 5 επαναλήψεις της προσομοίωσης αρκούν για την εξαγωγή συμπερασμάτων.

Ο συντελεστής ποινής της συνάρτησης καταλληλότητας έχει επιλεγεί πολύ μεγάλος ώστε ο αλγόριθμος να μην επιλέξει ως καλύτερο κάποιο σωματίδιο που παραβιάζει περιορισμούς έναντι κάποιου που αναθέτει συσκευή στο δίκτυο διανομής.

Αρχικά, αυξάνοντας το πλήθος των συσκευών σε 50, και το μέγεθος του κάθε πληθυσμού σε 200 λαμβάνουμε το παρακάτω διάγραμμα σύγκλισης της συνάρτησης καταλληλότητας (Για $c1=c2=2$).



Εικόνα 5

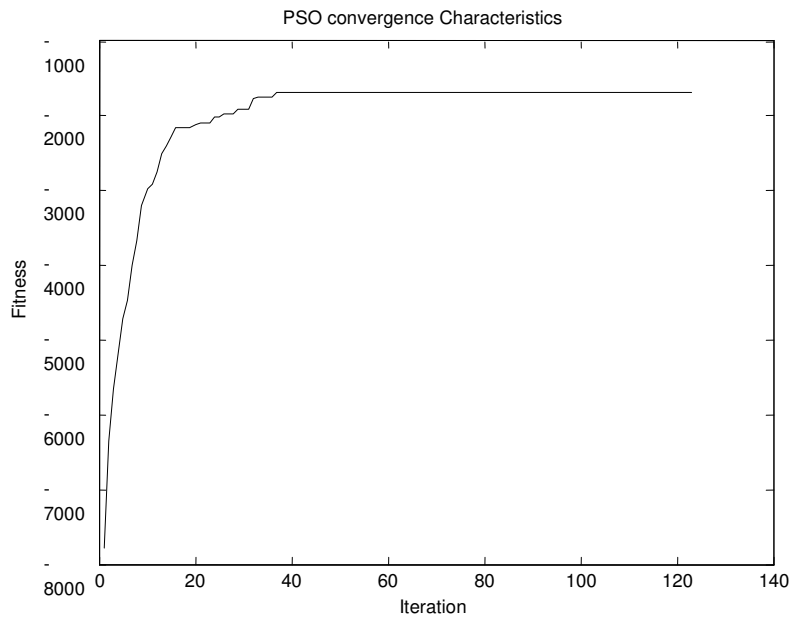
Παρότι ο αλγόριθμος δείχνει να συγκλίνει γρήγορα συγκριτικά με τον αριθμό των επαναλήψεων, τα αποτελέσματα δεν είναι τόσο ικανοποιητικά.

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
215	17	496

Πίνακας 9

Όπως φαίνεται στον παραπάνω πίνακα, ο αλγόριθμος δεν εντοπίζει τη βέλτιστη λύση ως προς την παραβίαση των περιορισμών. Επιπλέον, ο χρόνος εκτέλεσής του, είναι εξαιρετικά μεγάλος (της τάξης ωρών σε ένα κοινό προσωπικό υπολογιστή).

Αυξάνοντας τον πληθυσμό σε 500 σωματίδια λαμβάνουμε τα ακόλουθα αποτελέσματα.



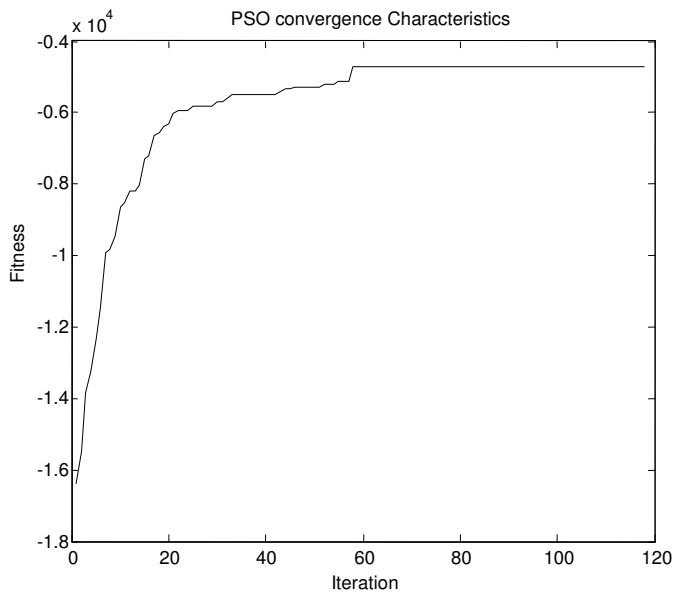
Εικόνα 6

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
123	6	500

Πίνακας 10

Παρατηρείται ότι υπάρχει αισθητή βελτίωση στο ζήτημα των περιορισμών. Παρόλα αυτά, δεν εντοπίζεται το βέλτιστο, και ο αλγόριθμος δείχνει να "παγιδεύεται" σε κάποιο τοπικό μέγιστο, ενώ ο χρόνος εκτέλεσης συνεχίζει να αυξάνεται. Αναμφισβήτητα, όμως, μπορεί να συμπεράνει κανείς ότι η αύξηση του πληθυσμού συνεισέφερε στη βελτίωση των αποτελεσμάτων, μειώνοντας τόσο τα χρονικά παράθυρα στα οποία παραβιάζονται οι περιορισμοί ενέργειας, όσο και τις απαιτούμενες επαναλήψεις.

Όσον αφορά στους συντελεστές $c1$ και $c2$ της ταχύτητας, αναθέτοντάς τους την τιμή 1, λαμβάνουμε τα παρακάτω.

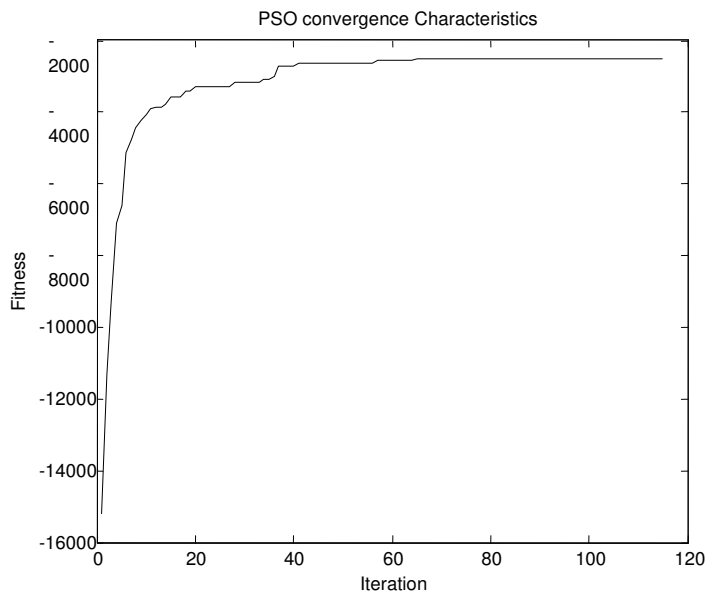


Εικόνα 7

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
118	31	467

Πίνακας 11

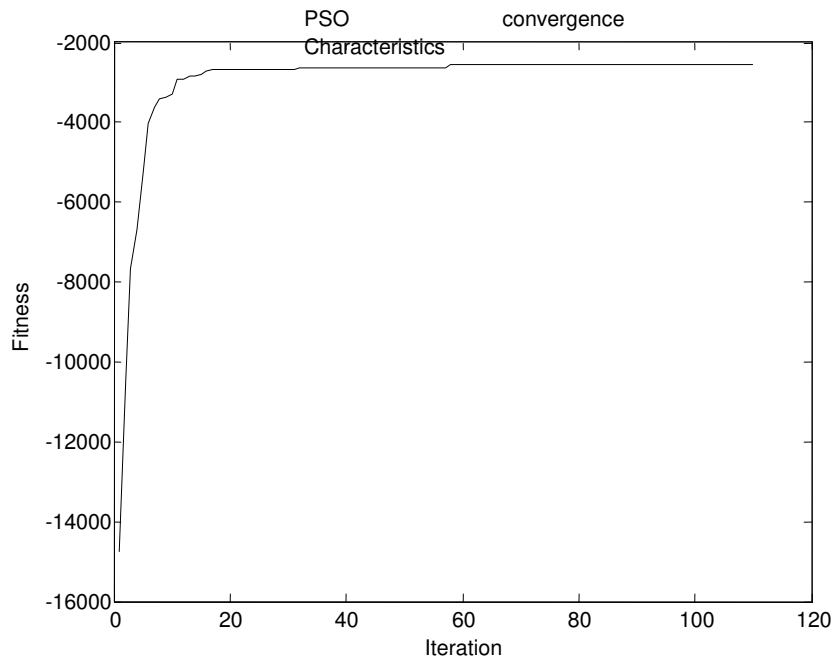
Είναι εμφανές, ότι η μείωση της τιμής των συντελεστών οδηγεί σε χειρότερα αποτελέσματα. Η αύξηση τους σε 4 και 5 επίσης χειροτερεύει την απόδοση, αλλά με λιγότερο αισθητή διαφορά, σχεδόν αμελητέα. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα παρουσιάζονται παρακάτω.



Εικόνα 8

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
115	8	478

Πίνακας 12

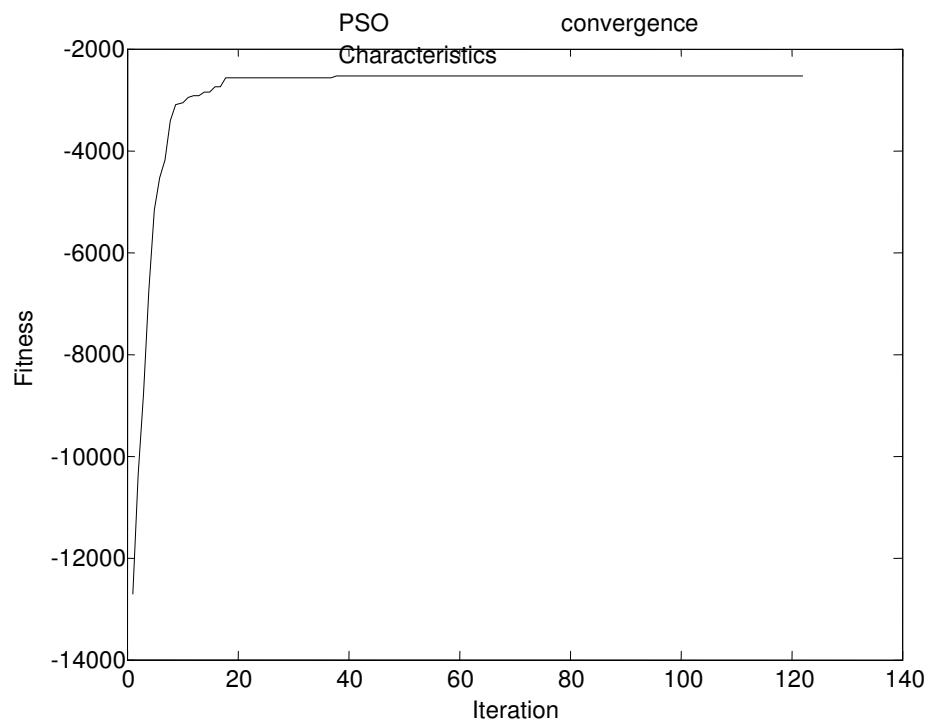


Εικόνα 9

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
110	9	469

Πίνακας 13

Δοκιμάζοντας μέγεθος πληθυσμού ίσο με 1000 και $c1 = c2 = 3$ λαμβάνονται:



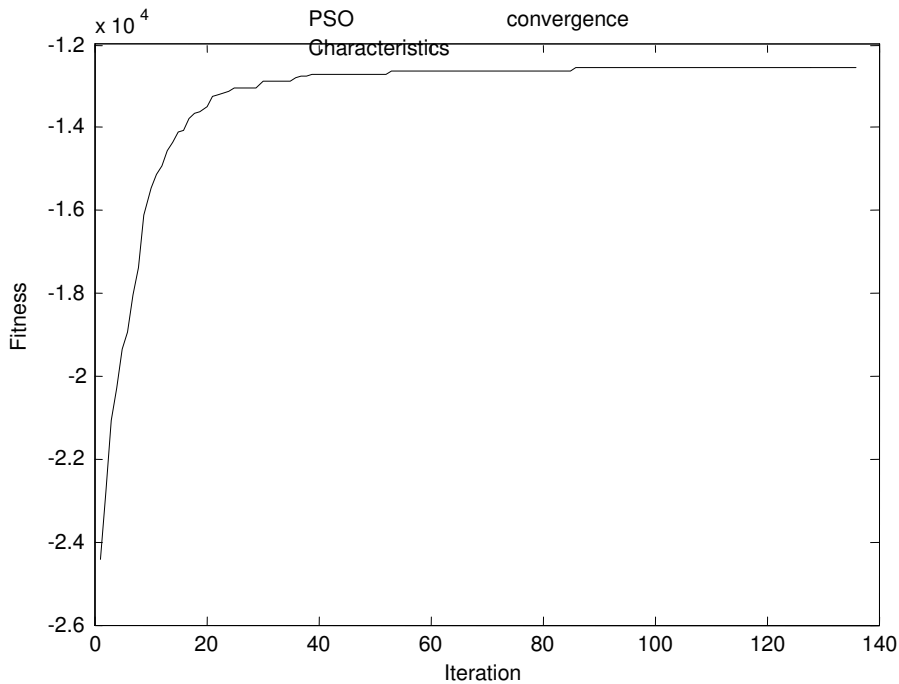
Εικόνα 10

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
122	9	470

Πίνακας 14

Τα αποτελέσματα αυτά οδηγούν στο συμπέρασμα, ότι ακόμη και η αύξηση του πληθυσμού συνεισφέρει μέχρι κάποιο όριο, καθώς τα αποτελέσματα δεν διαφέρουν σημαντικά (είναι μάλιστα ελαφρώς χειρότερα) από την προσομοίωση με πληθυσμό 500 σωματιδίων.

Στη συνέχεια, αυξάνοντας το πλήθος των συσκευών στις 100 και επαναφέροντας το μέγεθος του πληθυσμού στο 500, με $c1 = c2 = 2$, λαμβάνουμε:



Εικόνα 11

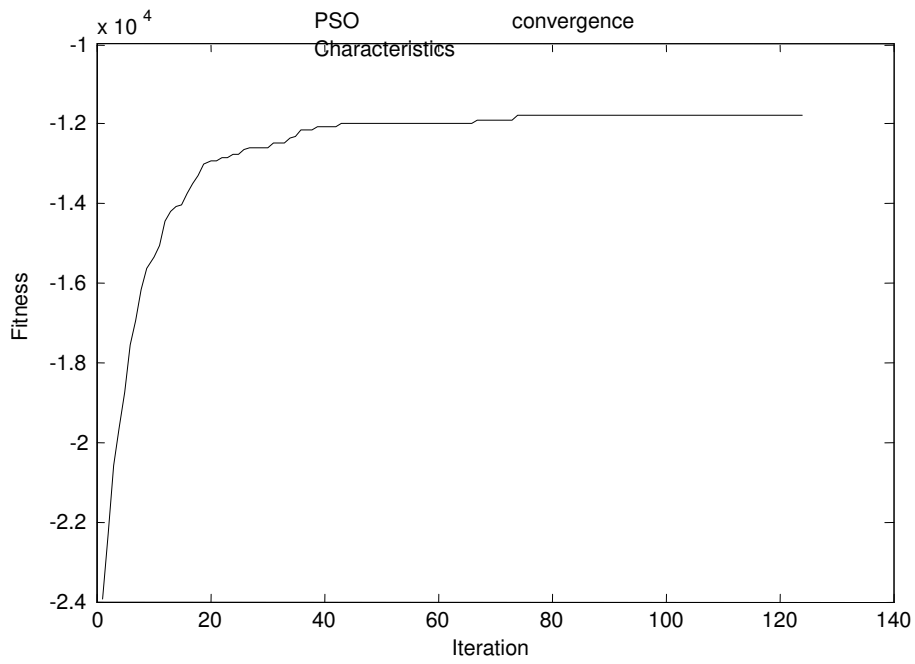
Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
136	211	927

Πίνακας 15

Εδώ, παρατηρεί κανείς ότι οι παραβιάσεις των περιορισμών αγγίζουν εξαιρετικά μεγάλες τιμές. Ταυτόχρονα, η αύξηση των συσκευών επιφέρει σημαντική αύξηση του χρόνου εκτέλεσης.

Στη συνέχεια αυξάνεται ο πληθυσμός και λαμβάνονται τα ακόλουθα αποτελέσματα:

Για μέγεθος πληθυσμού ίσο με 750

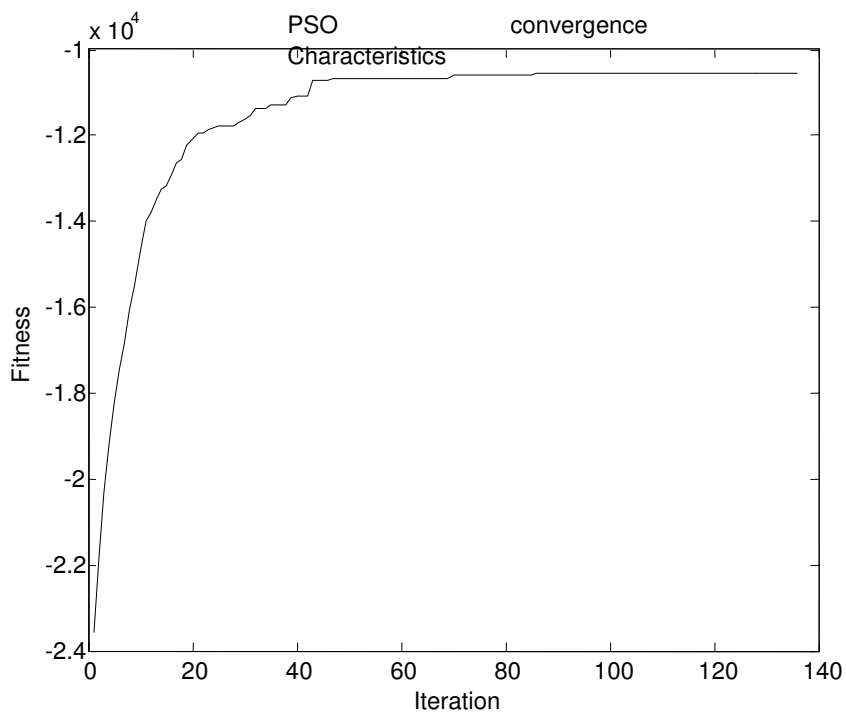


Εικόνα 12

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
124	192	956

Πίνακας 16

Για μέγεθος πληθυσμού ίσο με 1000



Εικόνα 13

Επαναλήψεις	Παραβίαση Περιορισμών	Δίκτυο διανομής
136	167	957

Πίνακας 17

Και εδώ, διαπιστώνει κανείς ότι η αύξηση του πληθυσμού επιφέρει αισθητή βελτίωση στα αποτελέσματα. Παρόλα αυτά ο αλγόριθμος αδυνατεί να εντοπίσει βέλτιστη τιμή και να ικανοποιήσει τους περιορισμούς, ενώ η αύξηση του πληθυσμού επιδεινώνει το χρόνο εκτέλεσης σημαντικά.

3.6.5 Συμπεράσματα

Ύστερα από τη δοκιμή του αλγορίθμου σε πιο απαιτητικές συνθήκες, και για διάφορες τιμές των παραμέτρων του, είναι χρήσιμο να παρουσιαστούν κάποια συμπεράσματα. Τα σενάρια που αναπτύχθηκαν καθιστούν εμφανές το γεγονός ότι ο αλγόριθμος ανταποκρίνεται ικανοποιητικά σε σενάρια μικρού και μεσαίου μεγέθους. Παρόλα αυτά, όσο το πρόβλημα που καλείται να επιλύσει γίνεται πιο απαιτητικό, η ποιότητα των αποτελεσμάτων πέφτει.

Εμβαθύνοντας, όσο το πρόβλημα δεν απαιτεί σημαντικά μεγάλο μέγεθος πληθυσμού, ο Particle Swarm Optimization, προσφέρει σύντομα και αποτελεσματικά λύση που είναι, είτε βέλτιστη, είτε την προσεγγίζει με, σχεδόν, αμελητέες διαφορές. Στις περιπτώσεις αυτές, η παραμετροποίηση διαδραματίζει κάποιο ρόλο, και η μεταβολή των παραμέτρων δύναται να επηρεάσει, θετικά η αρνητικά, τα αποτελέσματα.

Αντιθέτως, σε περιπτώσεις μεγαλύτερης κλίμακας προβλημάτων, η απαίτηση για αύξηση του πληθυσμού είναι σημαντικά μεγάλη, και τα αποτελέσματα παρουσιάζουν αισθητή απόκλιση από το βέλτιστο. Σε τέτοια σενάρια, η παραμετροποίηση δεν διαδραματίζει σημαντικό ρόλο, καθώς η όποια βελτίωση μπορεί να προσφέρει, δεν καθιστά τον αλγόριθμο αποδοτικό. Ταυτόχρονα, ο χρόνος εκτέλεσης αυξάνεται, χωρίς να συνεισφέρει ουσιαστικά στην προσέγγιση βέλτιστης λύσης.

4. Θεωρία Τυχαίων Πεδίων Markov και Δειγματολήπτη Gibbs στην Ενεργειακή Κατανάλωση

Στο κεφάλαιο αυτό προτείνεται μια μελέτη πάνω στη χρήση των θεωριών των Τυχαίων Πεδίων Markov και του Δειγματολήπτη Gibbs για την βελτιστοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης σε οικιακό περιβάλλον. Ακόμη, παρατίθεται μια πρώιμη εφαρμογή των αλγορίθμων σε μεγαλύτερες εγκαταστάσεις και αναλύονται τα οφέλη τους.

Για την καλύτερη και ολοκληρωμένη κατανόηση της μελέτης, παρουσιάζεται η θεωρία των τυχαίων πεδίων Markov και του δειγματολήπτη Gibbs και απαριθμούνται ορισμένες εφαρμογές τους

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Μια πολύ βασική θεωρία πάνω στην οποία βασίζεται η οργάνωση πληθυσμών/σμηνών στο χώρο – φυσικό ή μαθηματικό – είναι τα *τυχαία πεδία Markov* (*Markov Random Fields - MRF*) [BaT04]. Τα MRF αποτελούν μια μαθηματική γενίκευση των μονοδιάστατων αλυσίδων Markov σε μη κατευθυνόμενο πλέγμα ή γράφο, δύο ή περισσότερων διαστάσεων. Εμπνευσμένα από τα μοντέλα περιστοροφής στη φυσική και το φερρομαγνητισμό [KiS80], τα τυχαία πεδία Markov έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στη στατιστική και κβαντική μηχανική σωματιδίων που αλληλεπιδρούν και έχουν σημειώσει μεγάλη επιτυχία σε αλγορίθμους επεξεργασίας εικόνων. Οι επιθυμητές διατάξεις των πληθυσμών/σμηνών, για παράδειγμα κόμβων δικτύου ή σμήνη μη επανδρωμένων οχημάτων, αντικατοπτρίζονται μέσω μιας συνάρτησης δυναμικού. Σε αυτή την έκφραση συνεισφέρει ο δειγματολήπτης Gibbs. Με τη χρήση αυτών των δύο εργαλείων, των MRF και του Gibbs Sampler, δύνανται να δομηθούν αποδοτικοί αλγόριθμοι ελέγχου συλλογικών συμπεριφορών, και παρουσιάζει ενδιαφέρον η σύγκριση τους με τον *Particle Swarm Optimization* που αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα, ιδιαίτερα στον τομέα της βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας. Όμως πριν από αυτό, είναι απαραίτητη μια εκτενέστερη μαθηματική παρουσίαση των τυχαίων πεδίων Markov και του δειγματολήπτη Gibbs.

4.2 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

4.2.1 Ορισμός Τυχαίων Πεδίων Markov

Έστω S ένα πεπερασμένο σύνολο πληθικότητας σ , με στοιχεία που συμβολίζονται s και ονομάζονται θέσεις ή σημεία (sites). Έστω Λ ένα πεπερασμένο σύνολο που ονομάζεται χώρος φάσεων (phase space). Ένα τυχαίο πεδίο στο S με φάσεις στο Λ είναι μια συλλογή $\mathbf{X} = \{X_s\}_{s \in S}$ τυχαίων μεταβλητών X_s με τιμές στο Λ . Μια διάταξη του συστήματος είναι η $\mathbf{x} = \{x_s, s \in S\}$ όπου $x_s \in \Lambda, \forall s$. Το καρτεσιανό γινόμενο Λ^σ ονομάζεται χώρος διατάξεων.

Ένα σύστημα γειτνίασης στο S είναι μια οικογένεια $\mathfrak{N} = \{\mathfrak{N}_s\}_{s \in S}$, όπου $\mathfrak{N}_s \subset S$ και $\forall s \in S$

1. $s \notin \mathfrak{N}_s$
2. $r \in \mathfrak{N}_s$ αν και μόνο αν $s \in \mathfrak{N}_r$

Το \mathfrak{N}_s ονομάζεται γειτονιά του σημείου s .

Το τυχαίο πεδίο \mathbf{X} ονομάζεται τυχαίο πεδίο Markov (MRF) δεδομένου του συστήματος γειτνίασης \mathfrak{N} αν, $\forall s \in S$ ισχύει:

$$P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \neq s) = P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in \mathfrak{N}_s)$$

δηλαδή, οι υπό συνθήκη πιθανότητες που σχετίζονται με την από κοινού κατανομή πιθανότητας του \mathbf{X} έχουν τοπικό χαρακτήρα και υπακούουν στην χωρική Markov σχέση.

Αυτό, πρακτικά, σημαίνει ότι τα σημεία που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους άμεσα είναι μόνο τα γειτονικά, και η κατανομή των σχετικών πιθανοτήτων εξαρτάται από τις θέσεις άλλων σημείων του S μόνο έμμεσα μέσω ενδιάμεσων αλληλεπιδράσεων.

4.2.2 Πεδία Gibbs και σχέση με MRF

Ένα τυχαίο πεδίο \mathbf{X} είναι τυχαίο πεδίο Gibbs αν και μόνο αν η από κοινού κατανομή πιθανότητάς του είναι της μορφής:

$$P(X = x) = \frac{e^{-\frac{U(x)}{T}}}{Z}, \forall x \in \Lambda^\sigma$$

όπου T ονομάζεται η μεταβλητή θερμοκρασίας (χρησιμοποιείται ευρέως σε αλγορίθμους προσομοιωμένης απόπτωσης – simulated annealing), $U(\mathbf{x})$ είναι το δυναμικό ή η ενέργεια της διάταξης \mathbf{x} και Z η σταθερά κανονικοποίησης

$$Z = \sum_{x \in \Lambda} e^{-\frac{U(x)}{T}}$$

Η τελευταία χρησιμοποιείται για την κανονικοποίηση του χώρου απόφασης της κατανομής Gibbs, ώστε οι πιθανότητες που προκύπτουν να αθροίζονται στο ένα (1).

Η συνάρτηση δυναμικού $U(\mathbf{x})$ μπορεί να εκφραστεί ως το άθροισμα των επιμέρους δυναμικών Φ_s του κάθε σημείου ως:

$$U(x) = \sum_{s \in \Lambda} \Phi_s(x)$$

Επιπλέον, το δυναμικό κάθε σημείου θα μπορούσε να αναλυθεί περαιτέρω στο άθροισμα των δυναμικών που συνεισφέρουν οι επιμέρους κλίκες στις οποίες ανήκει το σημείο s . Ως κλίκα ορίζεται είτε ένα μεμονωμένο σημείο, είτε ένα σύνολο σημείων στο οποίο κάθε σημείο είναι γείτονας κάθε άλλου. Μπορεί κανείς, λοιπόν, να εκφράσει το Φ_s ως:

$$\Phi_s = \sum_{c \in C_s} \Psi_c(x)$$

Σύμφωνα με το *θεώρημα Hammersley – Clifford* [HaC71], ένα τυχαίο πεδίο Gibbs που χαρακτηρίζεται από μια κατανομή Gibbs με τα δυναμικά εκφρασμένα σε μορφή δυναμικών από κλίκες οδηγεί σε τυχαίο πεδίο Markov με σταθερό σύνολο υπό συνθήκη πιθανοτήτων. Αντίστροφα, για κάθε MRF με σταθερό σύνολο υπό συνθήκη πιθανοτήτων, υπάρχει ισοδύναμη κατανομή Gibbs εκφρασμένη σε όρους τοπικών δυναμικών από κλίκες.

Ο *δειγματολήπτης Gibbs* είναι ένας αλγόριθμος δειγματοληψίας που καταλήγει σε μια κατανομή Gibbs Π σαν οριακή κατανομή μιας αλυσίδας Markov. Για την εφαρμογή του αλγορίθμου, επιλέγεται μια μέθοδος αρίθμησης των σημείων του $\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_\sigma\}$, που ονομάζεται "σχήμα επίσκεψης" (visiting scheme). Μια βασική εκδοχή του αλγορίθμου λειτουργεί σύμφωνα με τον παρακάτω ψευδοκώδικα:

Αλγόριθμος 3

Gibbs Sampler

1. Αρχικοποίηση διάταξης $x \in \Lambda^\sigma$

2. Ενημέρωση της διάταξης:

Επίσκεψη σε κάθε σημείο s_i , $i = 1, 2, \dots, \sigma$ με τη σειρά. Σε κάθε σημείο s_i , με σταθερές τις τιμές για κάθε s_j , $j \neq i$, αλλαγή της κατάστασης x_{s_i} σε $z \in \Lambda$, με πιθανότητα $P(z)$ της μορφής:

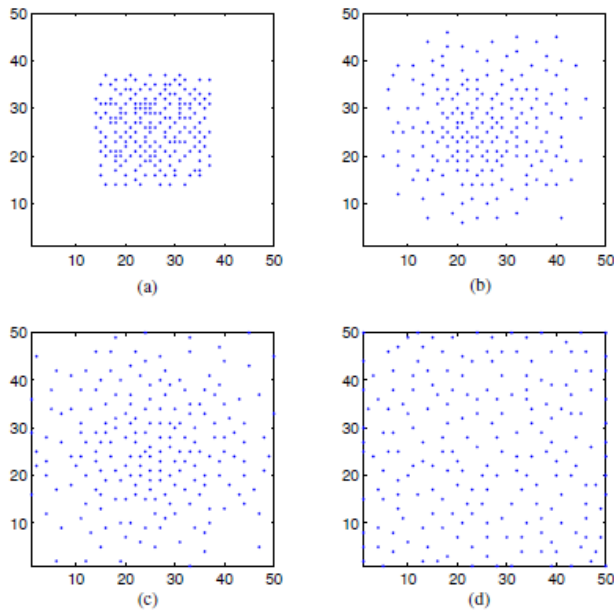
$$P(z) = \frac{\prod(z | r \in N_{s_i})}{\sum_{z' \in \Lambda} \prod(z' | r \in N_{s_i})}$$

3. Επανάληψη του βήματος 2

Το δεύτερο βήμα του αλγορίθμου, ορίζει ουσιαστικά την πιθανότητα μετάβασης μιας τυχαίας αλυσίδας Markov $\mathbf{X}(\mathbf{n})$. Μια ακολουθιακή επίσκεψη σε όλα τα σημεία ονομάζεται "πέρασμα" (*sweep*). Μπορεί να δειχθεί [GeG84] ότι όσο ο αριθμός των περασμάτων τείνει προς το άπειρο, η κατανομή της $\mathbf{X}(\mathbf{n})$ προσεγγίζει την κατανομή Gibbs Π . Όσο η θερμοκρασία T στην κατανομή Gibbs προσεγγίζει το 0, η κατανομή Gibbs συγκλίνει σε μια *ομοιόμορφη κατανομή* στο χώρο των διατάξεων, επιτυγχάνοντας την ελαχιστοποίηση της $U(\mathbf{x})$. Ο αλγόριθμος προσομοιωμένης απόπτωσης που χρησιμοποιεί δειγματολήπτη Gibbs, με το κατάλληλο σχέδιο ψύξης, αποφέρει διατάξεις που ανταποκρίνονται στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης δυναμικού $U(\mathbf{x})$. Συγκεκριμένα, επιλέγοντας κατάλληλη $U(\mathbf{x})$, την οποία ελαχιστοποιούν οι επιθυμητές διατάξεις, μπορεί κανείς να επιτύχει την δημιουργία αυτών των διατάξεων εφαρμόζοντας τον δειγματολήπτη Gibbs για ενημέρωση των σημείων, και με χρήση τοπικών κανόνων που αφορούν γειτονιές ή κλίκες.

4.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Όπως και στον Particle Swarm Optimization, έτσι και στα MRF και Gibbs Sampler, υπάρχουν τροποποιήσεις και εφαρμογές σε πολλούς επιστημονικούς και τεχνολογικούς τομείς. Χαρακτηριστική παραλλαγή του αλγορίθμου, όπως αναλύθηκε προηγουμένως, είναι η πρόταση των Xi και Baras [Xib06], για παράλληλη ενημέρωση των σημείων του αλγορίθμου, αντί για σειριακή, με σκοπό την οργάνωση μη-επανδρωμένων εναέριων οχημάτων σε επιθυμητούς σχηματισμούς. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται το αποτέλεσμα για διάφορες επιθυμητές διασπορές αυτών των οχημάτων στο χώρο.



Διασπορά μη επανδρωμένων οχημάτων στο χώρο [XiB06]

Εικόνα 14

Επιπλέον, η θεωρία των MRF έχει μελετηθεί στο πεδίο της ανίχνευσης πορείας έξυπνων οχημάτων σε σύνθετο περιβάλλον [GMA12]. Αυτό πραγματοποιείται κυρίως μέσω της επεξεργασίας πληροφοριών των αισθητήρων αλλά και της ανάλυσης εικόνων. Στην επεξεργασία και ανάλυση εικόνων, η θεωρία των MRF έχει σημειώσει μεγάλη επιτυχία. Αξιοσημείωτη δουλειά πάνω σε αυτή την περιοχή είναι η μελέτη [ZBS01], η οποία παρουσιάζει τον κατακερματισμό εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου με τη χρήση τυχαίων πεδίων Markov και του αλγορίθμου EM (Expectation -Maximization, Μεγιστοποίηση Αναμενόμενης Τιμής). Τέλος, στα πλαίσια του έξυπνου πλέγματος διανομής ενέργειας, έχει πραγματοποιηθεί μελέτη για τη διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας και τον εντοπισμό σφαλμάτων σε γραμμές μεταφοράς ενέργειας και εγκαταστάσεις, με βάση τα MRF [HeZ11]. Συμπερασματικά, γίνεται αντιληπτό το εύρος των εφαρμογών της θεωρίας των MRF σε πολλούς κλάδους, καθώς και οι προοπτικές για περαιτέρω ανάπτυξη και χρήση της.

Στην κατεύθυνση της ενεργειακής κατανάλωσης, την οποία πραγματεύεται η παρούσα εργασία, αναπτύσσεται ένας αλγόριθμος βασισμένος στη θεωρία των MRF και του Δειγματολείπτη Gibbs, με στόχο την μεγιστοποίηση της χρήσης εναλλακτικών πηγών ενέργειας για τροφοδοσία σε οικιακή η ευρείας κλίμακας εγκατάσταση.

4.4 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ

4.4.1 Εικονικό Σενάριο

Το εικονικό σενάριο βελτιστοποίησης έξυπνου πλέγματος - ΔτΑ που θα μελετηθεί στο σημείο αυτό είναι πανομοιότυπο με αυτό που περιγράφεται στην παράγραφο 3.6.1. Επιγραμματικά, αναφέρεται ότι πρόκειται για έξυπνη κατοικία με δύο διαθέσιμες εναλλακτικές πηγές ενέργειας και πρόσβαση στο δίκτυο διανομής ηλεκτρικής ενέργειας. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας είναι μια ανεμογεννήτρια μέγιστης παροχής 2KWh και ένα σύστημα φωτοβολταϊκών παροχής 2KWh που θεωρείται ότι προσφέρει ενέργεια μεταξύ 7:00 και 19:00. Επιπλέον, θεωρούνται οι ίδιες πέντε συσκευές που απορροφούν ενέργεια: ένα υβριδικό ηλεκτρικό αυτοκίνητο, ένα ψυγείο, η κουζίνα, ο κλιματισμός και ο θερμοσίφωνας. Το χρονοδιάγραμμα λειτουργίας των συσκευών είναι, επίσης, το ίδιο με αυτό που περιγράφεται στην παράγραφο 3.6.1 στους πίνακες 2, 3 και 4.

Στόχος της προσομοίωσης είναι η βέλτιστη ανάθεση των συσκευών σε αντίστοιχες πηγές ενέργειας, με σκοπό την ελαχιστοποίηση της χρήσης του δικτύου διανομής και συνεπώς το οικονομικό όφελος του καταναλωτή, αλλά και την εξοικονόμηση ενεργειακών πόρων. Η βελτιστοποίηση της ανάθεσης, εδώ, θα πραγματοποιηθεί με εφαρμογή της θεωρίας των Markov Random Fields και του δειγματολήπτη Gibbs.

4.4.2 Μαθηματική μοντελοποίηση

Κατά αντιστοιχία με τη θεωρία των Τυχαίων Πεδίων Markov, ορίζεται σύνολο S , πληθυκότητας $\sigma = 5$, με στοιχεία s_i , $i = 1, \dots, 5$. Τα στοιχεία αυτά αντιστοιχούν στις πέντε συσκευές που υποδεικνύει το σενάριο ότι λειτουργούν στην εικονική κατοικία και ονομάζονται σημεία (sites). Τα σημεία αυτά απεικονίζονται ως διανύσματα είκοσι τεσσάρων θέσεων, που αντιστοιχούν στις ώρες της ημέρας.

Ως χώρος φάσεων (phase space) ορίζεται το σύνολο $\Lambda = \{0,1,2,3\}$. Οι συντεταγμένες των s_i , συνεπώς λαμβάνουν τιμές στο Λ , ώστε να σχηματιστεί η αντίστοιχη διάταξη x_s . Οι τιμές του Λ αποτελούν ετικέτες (labels) που αποτυπώνουν από ποία πηγή απορροφά ενέργεια η εκάστοτε συσκευή-σημείο. Συγκεκριμένα, το 0 σημαίνει ότι η συσκευή είναι εκτός λειτουργίας, το 1 ότι απορροφά ηλιακή ενέργεια, το 2 αντιστοιχεί στην αιολική και το 3 στο δίκτυο διανομής ηλεκτρικής ενέργειας.

Ως σύστημα γειτνίασης $\mathcal{N} = \{\mathcal{N}_s\}$ $s \in S$ μεταξύ των πέντε σημείων ορίζεται το:

$$x_s \notin \mathcal{N}_s$$

$x_r \in \mathcal{X}_s$, στην περίπτωση που οι συσκευές r και s ανατίθενται να λαμβάνουν ενέργεια από την ίδια πηγή κάποια συγκεκριμένη ώρα, και ταυτόχρονα ξεπερνούν το όριο διαθέσιμης ενέργειας για τη συγκεκριμένη πηγή.

Ο ορισμός αυτός εξυπηρετεί, όπως θα φανεί, την σύσταση της συνάρτησης δυναμικού. Επιπλέον, αυτός ο ορισμός ικανοποιεί την βασική Markovian σχέση για τις υπό συνθήκη πιθανότητες:

$$P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \neq s) = P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in \mathcal{X}_s)$$

όπως αναφέρθηκε στη μαθηματική περιγραφή των MRF. Έτσι προκύπτει η βασική μοντελοποίηση του προβλήματος σε ένα τυχαία πεδίο Markov.

Περνώντας στο δειγματολήπτη Gibbs, προτεραιότητα αποτελεί ο ορισμός της συνάρτησης δυναμικού $U(x)$. Για κάθε σημείο, η συνάρτηση περιλαμβάνει όρους που αφορούν το ίδιο το σημείο (singletons) και όρους που αφορούν το σημείο σε σχέση με τους γείτονές του (doubletons). Πιο συγκεκριμένα, η $U(x)$ είναι της μορφής:

$$U(x) = -c_1 \cdot (F_{solar} + F_{wind}) + c_2 \cdot F_{con}$$

όπου F_{solar} είναι το άθροισμα των συντεταγμένων με ετικέτα "1" του σημείου, F_{wind} το άθροισμα των συντεταγμένων με ετικέτα "2", ενώ το F_{con} αντιστοιχεί στην παραβίαση των περιορισμών (constraints). Η τελευταία χωρίζεται σε δύο μέρη, αυτό που η συσκευή παραβιάζει τους περιορισμούς ενέργειας από μόνη της, και αυτό που γειτνιάζει με κάποια άλλη συσκευή, σύμφωνα με τον ορισμό που δόθηκε παραπάνω. Έτσι, το F_{con} αποτελεί το άθροισμα των σημείων που μια συσκευή ξεπερνά, η συνεισφέρει στο να ξεπεραστεί, το όριο απορρόφησης ενέργειας για την εκάστοτε συσκευή και για κάθε εναλλακτική πηγή ενέργειας. Αυτή η σύσταση της συνάρτησης δυναμικού, ουσιαστικά, ενθαρρύνει την χρήση εναλλακτικών πηγών ενέργειας, ταυτόχρονα όμως, επιβάλλει ποινή εάν παραβιάζονται οι περιορισμοί.

Όσον αφορά στις επαναλήψεις του αλγορίθμου, τα sweeps, γίνονται σειριακά, εσωτερικά και εξωτερικά, όπως θα εξηγηθεί παρακάτω. Ως εύρος αναζήτησης των σημείων x_s ορίζονται όλα εκείνα τα σημεία, που διαφέρουν από το x_{si} που εξετάζεται, κατά μια συντεταγμένη. Συνεπώς, το σειριακό πέρασμα (sweep) πραγματοποιείται για κάθε συσκευή (εξωτερικά) και για κάθε συντεταγμένη του σημείου (εσωτερικά). Αυτό σημαίνει ότι, για κάθε συντεταγμένη, διατηρώντας όλες τις υπόλοιπες παραμέτρους και συντεταγμένες σταθερές, δοκιμάζονται οι 3

πιθανές ετικέτες {1,2,3} και υπολογίζεται για κάθε μία η συνάρτηση δυναμικού του σημείου. Έπειτα, σύμφωνα με τη δειγματοληψία Gibbs, υπολογίζεται η πιθανότητα

$$P_j(x) = \frac{e^{-\frac{U_j(x)}{T(n)}}}{\sum_i e^{-\frac{U_i(x)}{T(n)}}},$$

όπου το j αναφέρεται στην εκάστοτε τιμή της ετικέτας, ενώ το i αθροίζει και τις τρεις πιθανές τιμές του εκθετικού της συνάρτησης δυναμικού βάσει της ετικέτας του σημείου. Το T(n) είναι η θερμοκρασία του προγράμματος της προσομοιωμένης απόπτωσης.

Έτσι σε κάθε εσωτερική επανάληψη, η συντεταγμένη που εξετάζεται, έχει $P_j(x)$, $j = 1, 2, 3$ πιθανότητα να πάρει την ετικέτα j, και αυτό πραγματοποιείται σειριακά για κάθε συντεταγμένη και, εξωτερικά, για κάθε σημείο-συσσκευή.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου και η παραμετροποίηση.

4.4.3 Παραμετροποίηση και Αποτελέσματα

Στην εκκίνηση του αλγορίθμου οι συσκευές ανατίθενται τυχαία στις διαθέσιμες πηγές ενέργειας. Για το λόγο αυτό, η αρχικοποίηση του ημερήσιου προγράμματος κατανάλωσης, δηλαδή οι συντεταγμένες-ετικέτες των σημείων αρχικοποιούνται τυχαία με τη χρήση γεννήτριας τυχαίων ακεραίων αριθμών του MATLAB.

Βασικές παράμετροι του αλγορίθμου των MRF είναι τα διανύσματα που περιγράφουν τους ενεργειακούς περιορισμούς του προβλήματος. Κάθε διάνυσμα αποτελείται από είκοσι τέσσερις συντεταγμένες και κάθε μια από αυτές εκφράζει την ποσότητα ενέργειας που μπορεί να διαθέσει η πηγή τη συγκεκριμένη ώρα. Για την αιολική ενέργεια έχει χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση rand() του MATLAB, ώστε να υπολογιστεί ο τυχαίος συντελεστής που πολλαπλασιάζει τη μέγιστη παροχή των 2KWh. Για ευκολία σύγκρισης αποτελεσμάτων, τα διανύσματα των περιορισμών διατηρούνται σταθερά σε όλες τις προσομοιώσεις.

Περιορισμοί ηλιακής ενέργειας (KWh)

0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	0	0	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Πίνακας 18

Περιορισμοί αιολικής ενέργειας (KWh)

1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0.	1	1	
.	07	.	.
6	8	2	8	2	1	5	0	9	9	3	9	9	9	6	2	8	8	5	9	3	14	6	8	
2	1	5	2	6	9	5	9	1	2	1	4	1	7	0	8	4	3	8	1	1	23	9	6	
9	1	3	6	4	5	6	3	5	9	5	1	4	0	0	3	3	1	4	8	1	35	8	7	
4	5	9	7	7	0	9	7	0	7	2	1	3	7	5	7	5	4	4	9	4	71	2	9	
4	8	7	5	1	8	9	6	1	7	2	8	3	5	6	7	2	7	1	8	8	48	5	8	
7	3	3	1	8	0	6	3	3	7	6	5	3	1	0	2	2	1	4	4	1	37	8	6	
3	8	6	7	4	8	4	0	6	0	1	5	8	2	9	6	5	0	6	8	3	91	6	4	
7	7	3	1	9	0	3	3	7	7	6	6	9	9	3	7	6	5	5	5	9		1	9	
2	4	2	2	2	9	7	8	0	0	3	3	6	7	7	7	5	0	9	2	8		1	5	
7	1	5	2	4	9	7	4	8	3	3	5	4	4	7	2	2	3	1	7	3		7	5	

Πίνακας 19

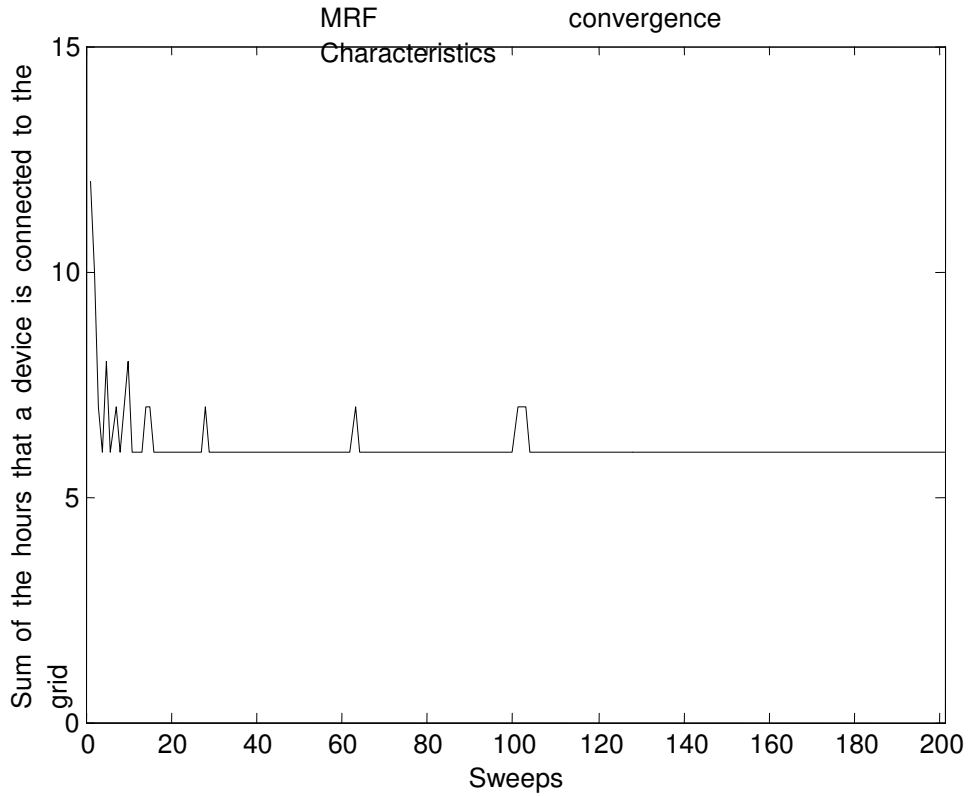
Το σενάριο των πέντε συσκευών είναι αρκετά απλό, και ο αλγόριθμος συγκλίνει πολύ γρήγορα όπως αποτυπώνεται παρακάτω, στην εικόνα 15. Ο αριθμός των περασμάτων (sweeps) τίθεται επαρκώς στο 200, όπως θα φανεί στη συνέχεια.

Η θερμοκρασία της προσομοιωμένης ανόπτησης, ύστερα από δοκιμές, τίθεται ίση με

$$T(n) = \frac{C_0}{1 + \log(1 + n)}, \text{ όπου } C_0 = 2, \text{ και } n \text{ ο αριθμός του sweep που πραγματοποιείται.}$$

Η συνάρτηση δυναμικού της μορφής

$$U(x) = -c_1 \cdot (F_{solar} + F_{wind}) + c_2 \cdot F_{con}, \text{ έχει συντελεστές } c_1 = 5 \text{ και } c_2 = 20.$$



Εικόνα 15

Στο διάγραμμα της Εικόνας 15 (καθώς και σε αυτά που ακολουθούν) αποτυπώνεται ο αριθμός των συσκευών που είναι προγραμματισμένες να συνδεθούν στο δίκτυο διανομής ενέργειας κάποια ώρα της ημέρας και αποτελεί ένα ικανοποιητικό ενδεικτικό διάγραμμα σύγκλισης για την αξιολόγηση του αλγορίθμου. Όπως είναι εμφανές, η ελαχιστοποίηση αυτού του αριθμού επιτυγχάνεται σε λιγότερο από 5% του συνολικού αριθμού επαναλήψεων και συγκλίνει στον αριθμό έξι (6). Αν παρατηρήσει κανείς τον πίνακα με τα σημεία (sites) που παρατίθεται, και λάβει υπόψη τους περιορισμούς που αναφέρθηκαν καθώς και τις καταναλώσεις κάθε συσκευής (όπως παρουσιάζονται στους πίνακες 2, 3 και 4 της ενότητας 3.6.1), είναι εύκολο να αντιληφθεί ότι ο αλγόριθμος πράγματι συγκλίνει στο βέλτιστο δυνατό πρόγραμμα ανάθεσης των συσκευών σε πηγές, ελαχιστοποιώντας το κόστος. Επιπλέον, είναι εξίσου εύκολο να γίνει η διαπίστωση ότι σε κανένα σημείο του προγράμματος της ημερήσιας κατανάλωσης δεν παραβιάζονται οι περιορισμοί.

Διανύσματα (κατά γραμμή) των σημείων που αντιστοιχούν στις συσκευές

0	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	2	1	1	2	2	2	2	2	2
0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0

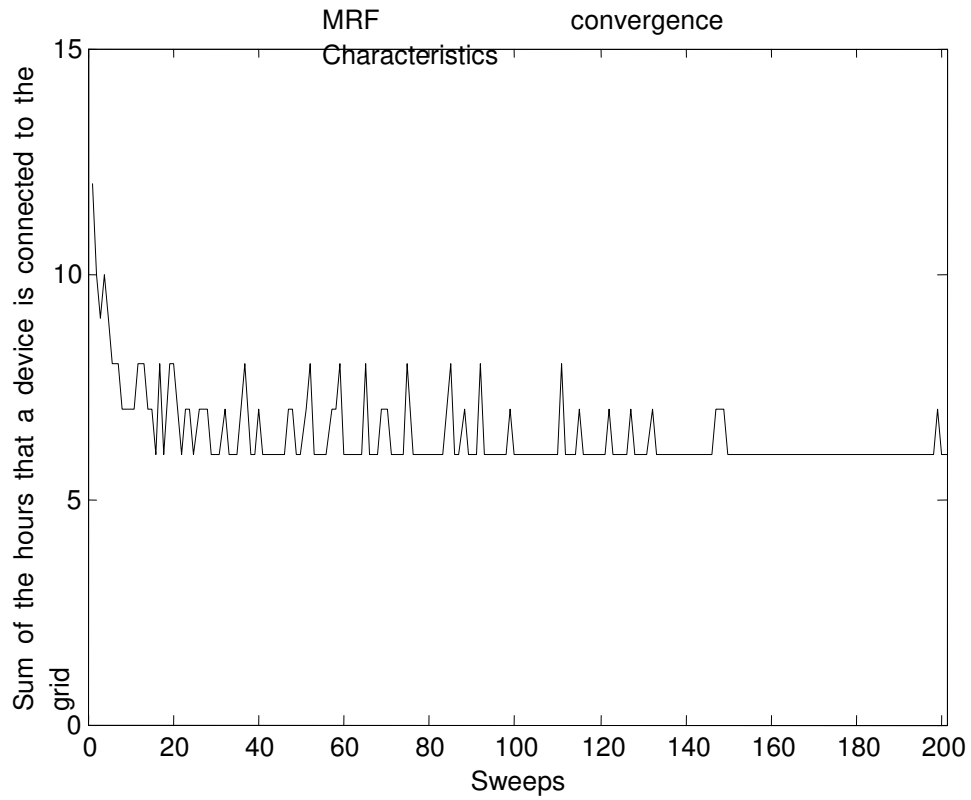
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	3	3	2	2
0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0

Πίνακας 20

Ακολουθώς, γίνονται κάποιες παρατηρήσεις και σχόλια πάνω στις παραμέτρους και τα αποτελέσματα του αλγορίθμου.

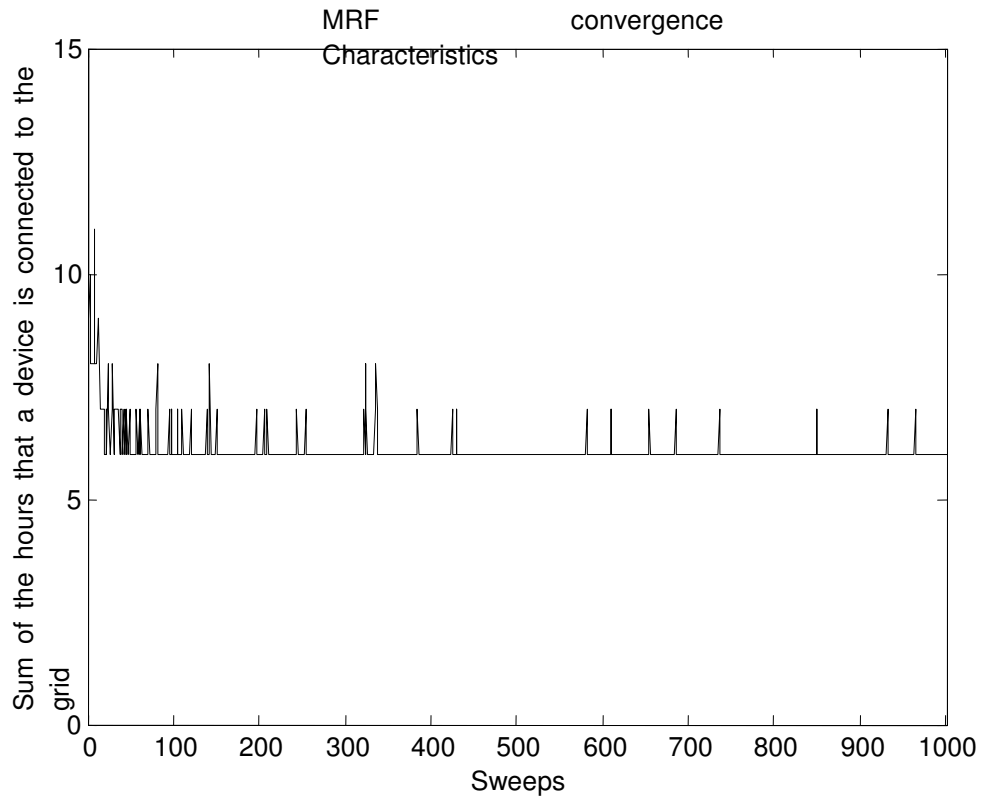
Αξίζει να σημειωθεί ότι στο διάγραμμα σύγκλισης (Εικόνα 15) του αλγορίθμου παρατηρούνται κάποιες αιχμές (spikes) ακόμη και μετά τη σύγκλιση στο βέλτιστο. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η διαδικασία ανάθεσης των ετικετών είναι στοχαστική και ενδέχεται κάποια ετικέτα να ανατεθεί λανθασμένα προσωρινά. Είναι εμφανές ότι ύστερα από πολλές επαναλήψεις (sweeps), οι αιχμές αυτές απουσιάζουν από τη γραφική παράσταση, αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητα της στοχαστικής φύσης των MRF και του δειγματολήπτη Gibbs.

Επιπλέον, αναφέρεται ότι το πρόγραμμα ψύξης επιλέγεται έτσι, ώστε όσο μειώνεται το T , να διαχωρίζονται καλύτερα οι πιθανότητες με βάση τις οποίες γίνεται η επιλογή της ετικέτας. Για παράδειγμα, αυξάνοντας το C_0 σε 5, παρατηρείται στο ακόλουθο διάγραμμα ότι παρά τη σύγκλιση του αλγορίθμου στο βέλτιστο, υπάρχουν σημαντικά περισσότερες διακυμάνσεις, όσο ο αριθμός των επαναλήψεων παραμένει 200. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η τιμή του T δεν αυξάνει επαρκώς τη διαφορά μεταξύ των πιθανοτήτων της κάθε ετικέτας με αποτέλεσμα η στοχαστικότητα του αλγορίθμου να εντείνεται.



Εικόνα 16

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζεται η μείωση των διακυμάνσεων όσο οι επαναλήψεις αυξάνονται ($n = 1000$) και η θερμοκρασία T παίρνει μικρότερες τιμές.



Εικόνα 17

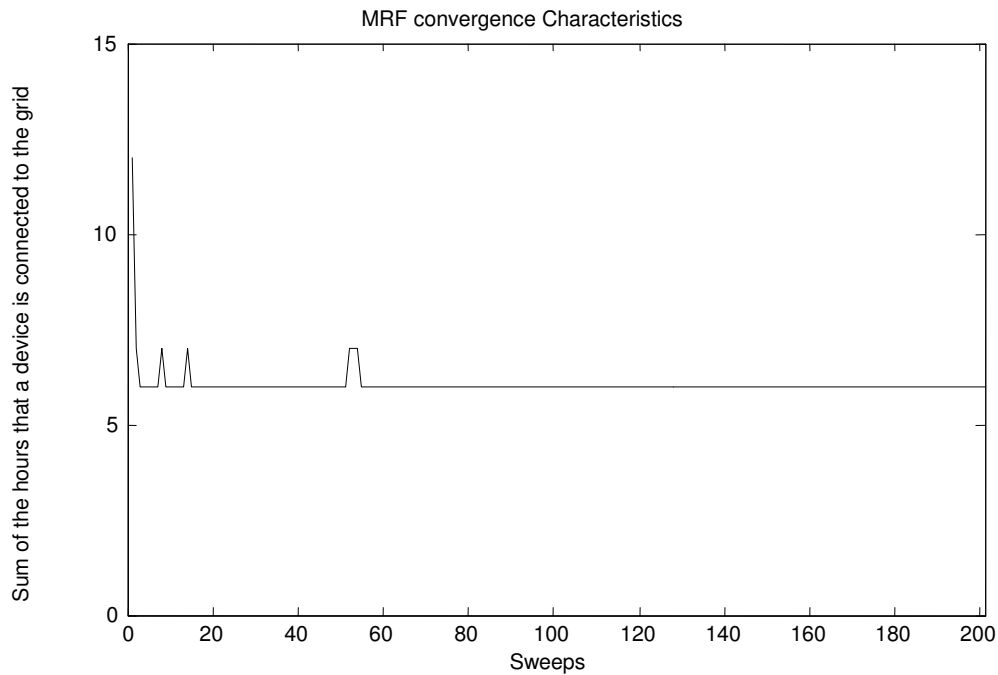
Ένας αποδοτικός συντελεστής C_0 είναι $C_0=2$, όπως προτάθηκε αρχικά.

Το πρόγραμμα απόπτωσης όμως δεν επηρεάζει μόνο τις διακυμάνσεις. Θέτοντας

$$T(n) = \frac{C_0}{1 + \log(10 + n)},$$

παρότι ο αλγόριθμος συγκλίνει με τον ίδιο τρόπο όπως

αποτυπώνεται στο παρακάτω διάγραμμα, παρατηρούνται παραβιάσεις των περιορισμών.



Εικόνα 18

0	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	1	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2		
0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Πίνακας 21

Συγκεκριμένα, παρατηρούνται παραβιάσεις στα σημειωμένα με μωβ χρώμα χρονικά παράθυρα, ενώ με πορτοκαλί χρώμα σημειώνεται λύση που δεν είναι βέλτιστη. Τα σφάλματα που εντοπίζονται οφείλονται σε υπολογιστικές ανωμαλίες στο τμήμα υπολογισμού των πιθανοτήτων. Το περιβάλλον του MATLAB, εμπίπτει σε ιδιάζουσες καταστάσεις, τύπου απροσδιοριστίας μηδενικού παρονομαστή, λόγω της εμφορούμενης ακρίβειας δεκαδικών ψηφίων. Αυτό σημαίνει ότι το πρόγραμμα ανόπτησης διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην απόδοση του αλγορίθμου, ιδίως όταν πρόκειται για ζητήματα προγράμματος εκτέλεσης ή μηχανήματος. Συνεπώς, παρόλο που από μαθηματικής άποψης το πρόγραμμα ψύξης οδηγεί σε βέλτιστη λύση, είναι κρίσιμο να λαμβάνονται υπόψη και τέτοιου είδους περιπτώσεις και να τροποποιούνται κατάλληλα οι αντίστοιχες παράμετροι.

Όπως αναφέρθηκε και στην ανάλυση του Particle Swarm Optimization, όμως, η ανάλυση της θεωρίας των MRF σε ένα τόσο απλό σενάριο δεν επαρκεί. Τόσο η ανάγκη για

βελτιστοποίηση κατανάλωσης ενέργειας σε μεγάλες εγκαταστάσεις, όσο και το μαθηματικό ενδιαφέρον για την απόδοση του αλγορίθμου καθιστούν αναγκαία την εφαρμογή της εν λόγω θεωρίας σε σενάριο μεγαλύτερων απαιτήσεων, το οποίο παρουσιάζεται στην επόμενη ενότητα.

4.4.4 Σενάριο τυχαίας εγκατάστασης μεγάλων διαστάσεων

Χρησιμοποιώντας το ίδιο μοτίβο αρχικοποίησης με τον PSO, καθώς και τον ίδιο τυχαίο δυαδικό πίνακα λειτουργίας των συσκευών, παρουσιάζεται ανάλυση σεναρίου τυχαίας μεγάλης εγκατάστασης και ακολουθεί ανάλυση των παραμέτρων και των αποτελεσμάτων.

Οι περιορισμοί επιλέγονται να είναι ακριβώς οι ίδιοι με τον PSO προκειμένου να γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων των 2 αλγορίθμων. Επιπλέον οι καταναλώσεις των συσκευών λαμβάνουν τις ίδιες τυχαίες τιμές στο διάστημα [1,5].

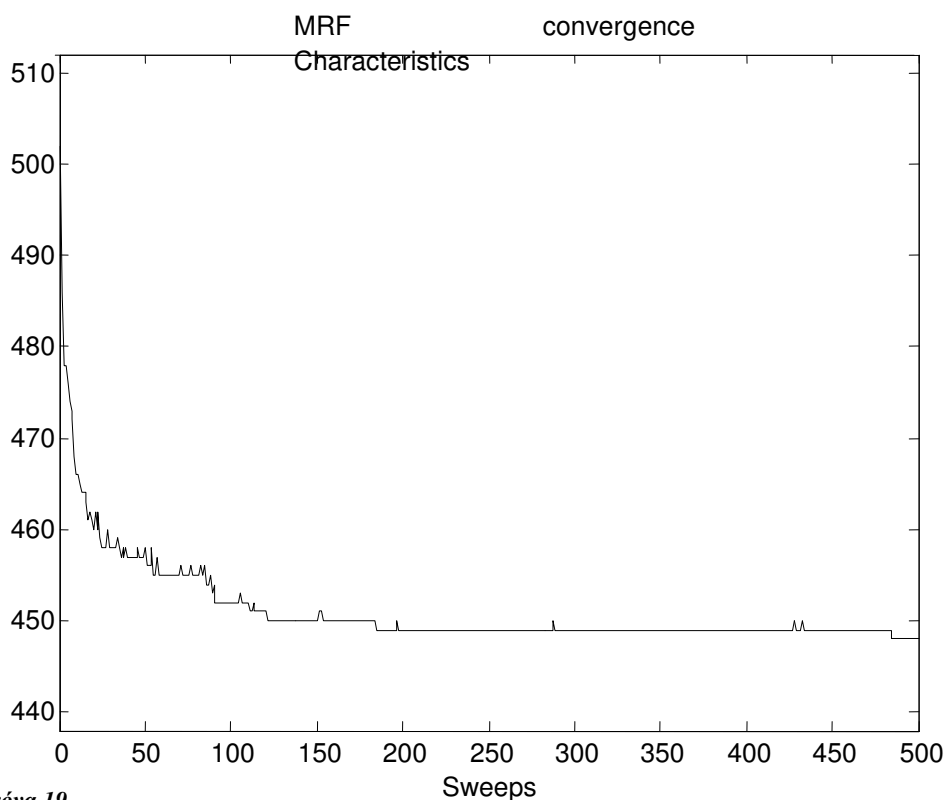
Οι παράμετροι που θα εξεταστούν είναι:

- ❖ Το πρόγραμμα ανόπτησης.
- ❖ Ο αριθμός των περασμάτων (sweeps).
- ❖ Το πλήθος των συσκευών.

Τα αποτελέσματα στα οποία θα βασιστεί η ανάλυση είναι:

- ❖ Διάγραμμα σύγκλισης που παρουσιάζει τον αριθμό των συσκευών που αναθέτει ο αλγόριθμος στο δίκτυο διανομής ενέργειας σε όλα τα χρονικά παράθυρα.
- ❖ Αριθμός των χρονικών παραθύρων στα οποία παρατηρείται παραβίαση των περιορισμών ενέργειας.

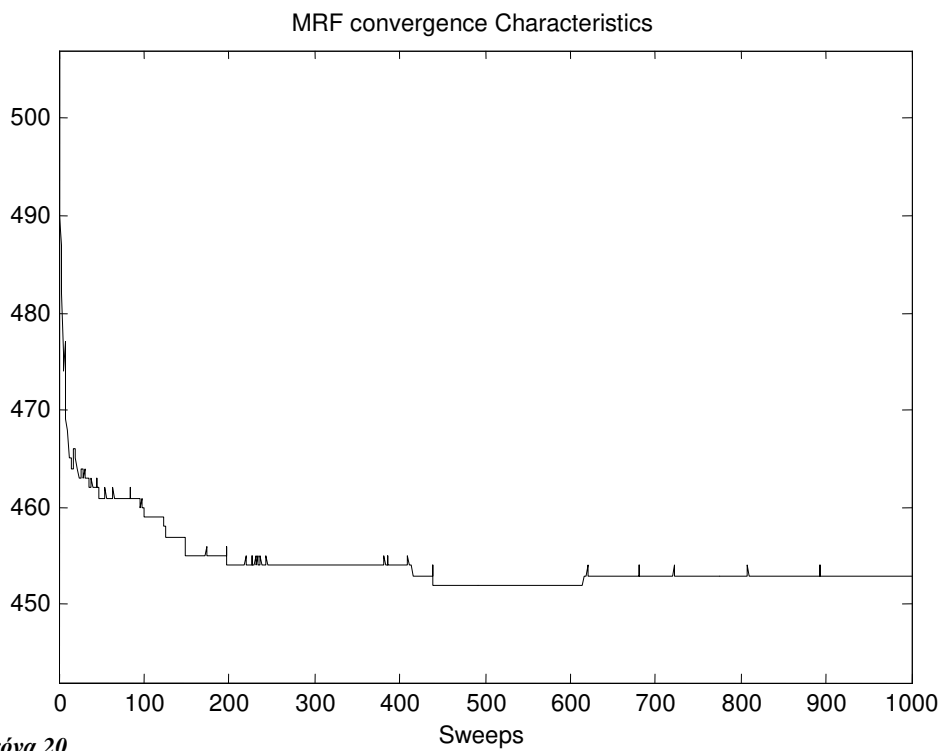
Όπως και στον τροποποιημένο Particle Swarm Optimization, εξετάζεται αρχικά η αύξηση των συσκευών από 5 σε 50. Ο αριθμός των περασμάτων τίθεται στο 500, και το πρόγραμμα ανόπτησης παραμένει ίδιο με αυτό του σεναρίου της προηγούμενης παραγράφου. Το διάγραμμα σύγκλισης παρουσιάζεται παρακάτω στην Εικόνα 19.



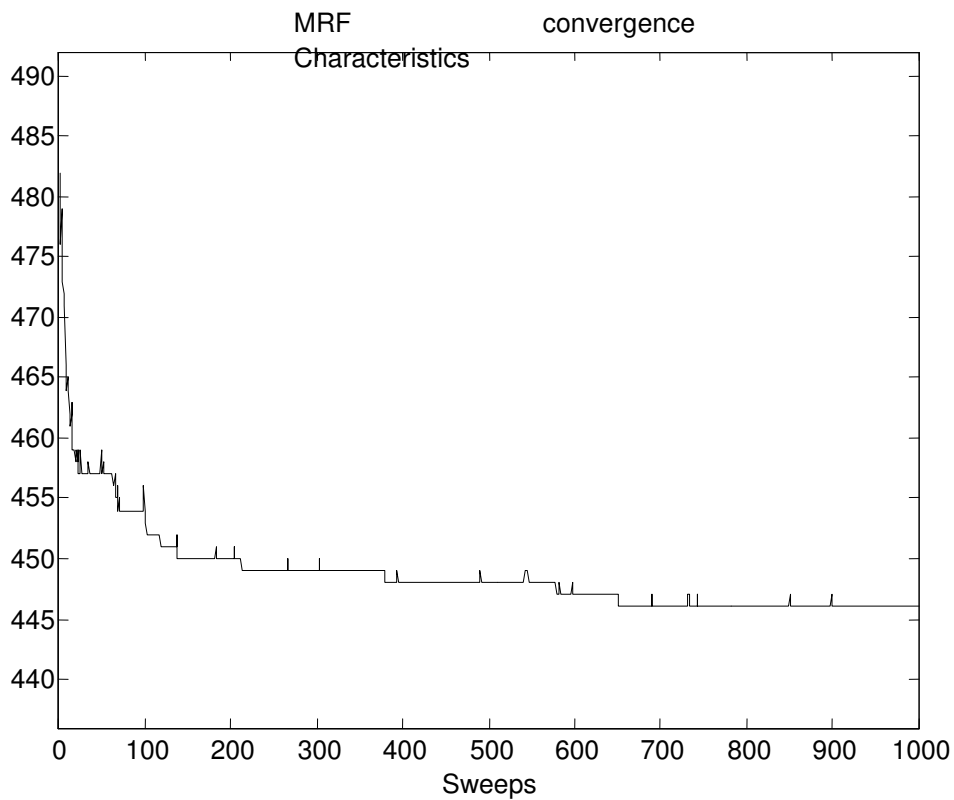
Εικόνα 19

Σύμφωνα με τη συνάρτηση ποινής, οι περιορισμοί δεν παραβιάζονται σε κανένα χρονικό παράθυρο, αποτέλεσμα εξαιρετικά ικανοποιητικό. Επίσης το πρόγραμμα ψύξης δείχνει να ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις του προβλήματος. Παρατηρώντας όμως το διάγραμμα, διαπιστώνεται ότι ο αριθμός των περασμάτων δεν είναι επαρκής. Συγκεκριμένα, προς το τέλος της γραφικής παράστασης παρατηρείται μια απόκλιση από τη σύγκλιση προς χαμηλότερη τιμή, γεγονός ευόιο για τον εντοπισμό βέλτιστης λύσης. Ο αριθμός των χρονικών παραθύρων στα οποία κάποια συσκευή λαμβάνει ενέργεια από το δίκτυο διανομής, δηλαδή έχουν την ετικέτα "3", είναι 448.

Για καλύτερη εκτίμηση της επιρροής του αριθμού των περασμάτων εκτελείται η προσομοίωση για 1000 περάσματα 2 φορές. Τα αντίστοιχα διαγράμματα παρουσιάζονται παρακάτω.



Εικόνα 20



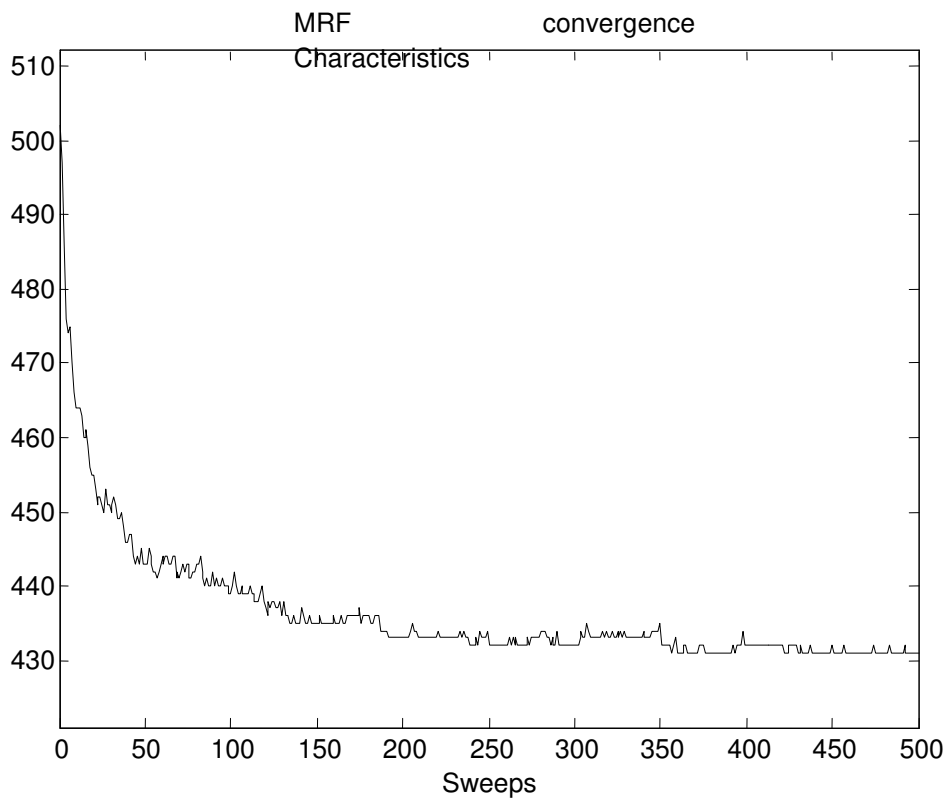
Εικόνα 21

Σημειώνεται ότι ο αριθμός των χρονικών παραθύρων στα οποία παραβιάζονται οι περιορισμοί παραμένει μηδενικός. Παρόλα αυτά, ο αριθμός των χρονικών παραθύρων που ο

αλγόριθμος αναθέτει συσκευές στο δίκτυο διανομής ενέργειας διαφέρει κάθε φορά. Παρά την αύξηση των περασμάτων στα 1000, ο αριθμός αυτός προκύπτει 478 και 446 αντίστοιχα. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η στοχαστική φύση του αλγορίθμου τον εμποδίζει από το να εντοπίσει συγκεκριμένο καθολικό βέλτιστο μετα βεβαιότητας, ή για να το επιτύχει επί τούτου χρειάζεται άπειρο αριθμό περασμάτων. Επιπλέον είναι εμφανής η διαπίστωση πως ο μεγαλύτερος αριθμός περασμάτων δεν οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα, παρά μόνο σε καλύτερη εποπτεία του διαγράμματος σύγκλισης. Παρόλα αυτά προσεγγίζει ικανοποιητικά τη βέλτιστη λύση σε ένα διάστημα και πάντοτε τηρούνται οι ενεργειακοί περιορισμοί.

Στη συνέχεια, επαναλαμβάνεται η προσομοίωση για διαφορετικές εκδοχές του προγράμματος ανόπτησης.

Για 500 περάσματα και συντελεστή $C_0 = 5$ λαμβάνεται:

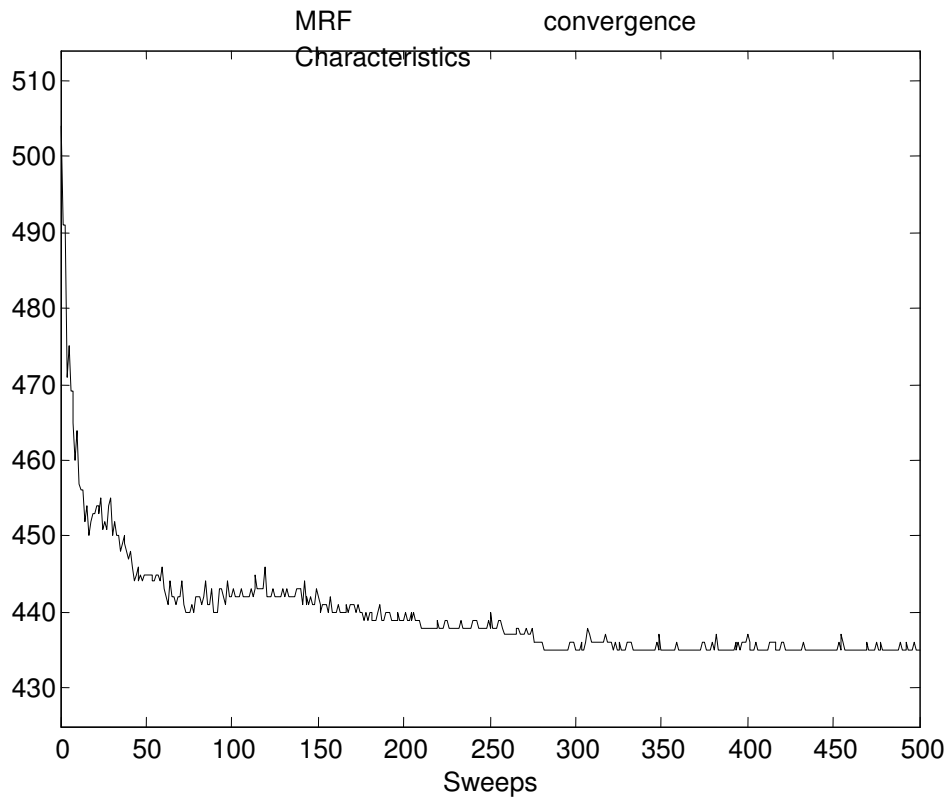


Εικόνα 22

Η τήρηση των περιορισμών παραμένει, ενώ παρατηρείται σαφώς καλύτερη τιμή στη σύγκλιση του αλγορίθμου. Συγκεκριμένα ο αριθμός των παραθύρων με την ετικέτα "3" έχει μειωθεί σε 431. Παρόλα αυτά, όπως και στο απλό σενάριο, η αύξηση του συντελεστή προκαλεί μεγαλύτερες διακυμάνσεις, γεγονός που ίσως υποδεικνύει την ανάγκη για αύξηση του αριθμού των περασμάτων. Για να οδηγηθεί κανείς σε πιο ασφαλή συμπεράσματα είναι

απαραίτητο η προσομοίωση να εκτελεσθεί αρκετές φορές, ώστε να εξετασθεί η επιρροή της στοχαστικότητας του αλγορίθμου.

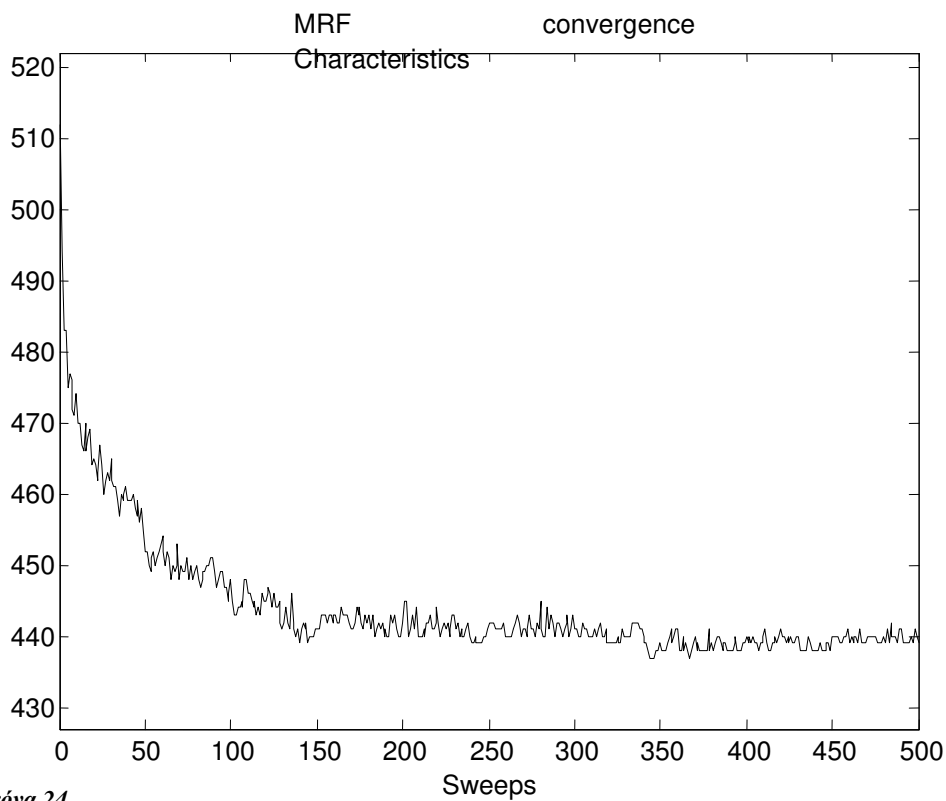
Ακολουθεί ένα ενδεικτικό διάγραμμα από αυτά που προέκυψαν από τις επαναλήψεις της προσομοίωσης.



Εικόνα 23

Παρατηρείται ότι, πράγματι, παρά τη στοχαστική φύση των MRF, ο συντελεστής C_0 ενισχύει την απόδοση του αλγορίθμου όταν αυξάνεται στην τιμή 5.

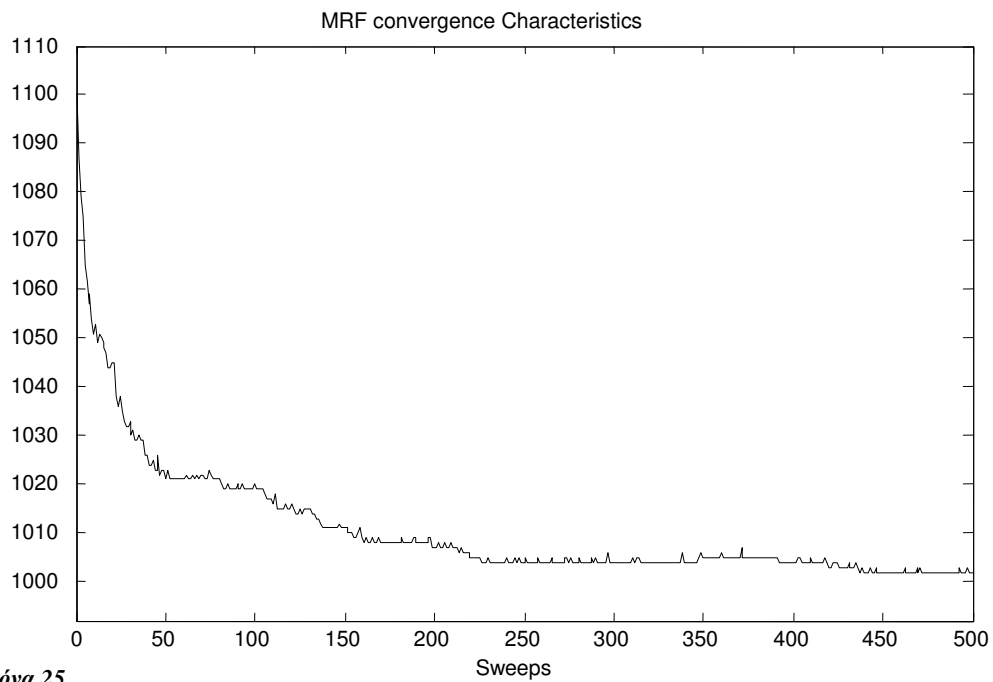
Για να εξεταστεί η βελτίωση λόγω αύξησης του συντελεστή C_0 , δοκιμάζεται και η τιμή 7. Λαμβάνεται:



Εικόνα 24

Από το διάγραμμα, διαπιστώνεται ότι η περαιτέρω αύξηση του C_0 , εκτός του ότι δημιουργεί ανεπιθύμητες διακυμάνσεις, δεν βελτιώνει το αποτέλεσμα του αλγορίθμου. Συνεπώς καταλήγει κανείς στο συμπέρασμα ότι η τιμή 5 προσφέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Παρόλα αυτά, η στοχαστική φύση της προσέγγισης επικρατεί της εύρεσης ενός μόνο καθολικού βελτίστου καθώς τα αποτελέσματα, παρότι καλύτερα, διαφέρουν κάθε φορά.

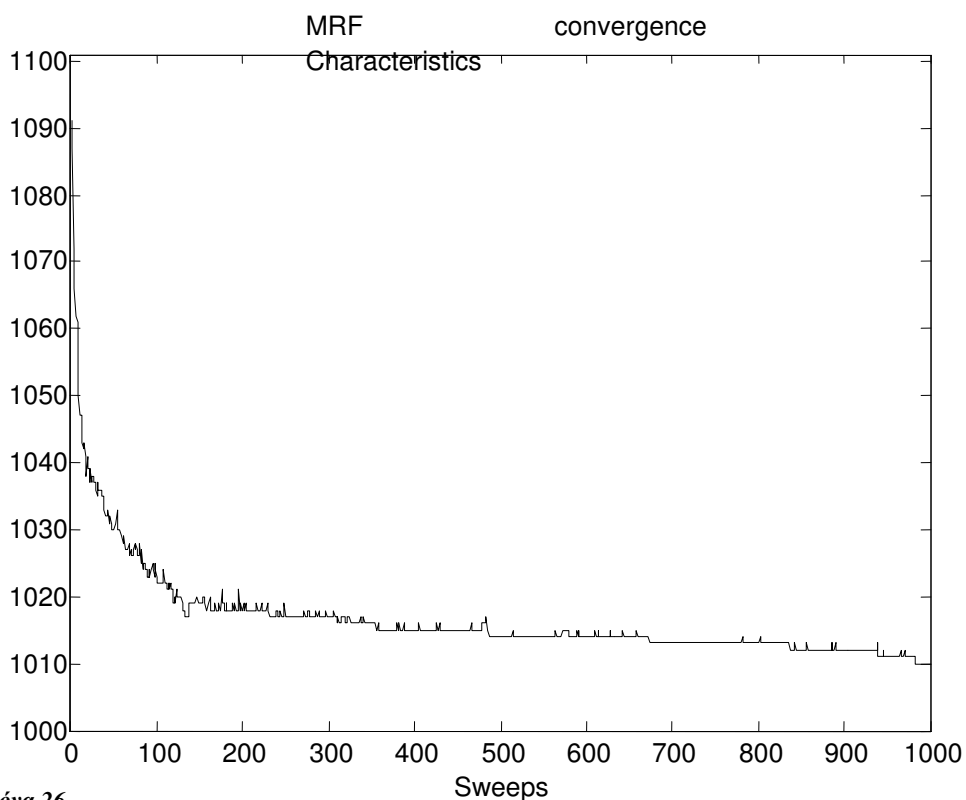
Στη συνέχεια, ο αριθμός των συσκευών που θεωρείται ότι λειτουργούν εντός εικοσιτετραώρου αυξάνεται σε 100. Τα περάσματα θέτονται 500, ενώ το πρόγραμμα ψύξης διατηρεί τον συντελεστή C_0 στο 5. Το διάγραμμα σύγκλισης είναι αυτό που ακολουθεί.



Εικόνα 25

Οι περιορισμοί εξακολουθούν να τηρούνται απόλυτα ενώ ο αριθμός των παραθύρων με ετικέτα "3" δίνεται 1002.

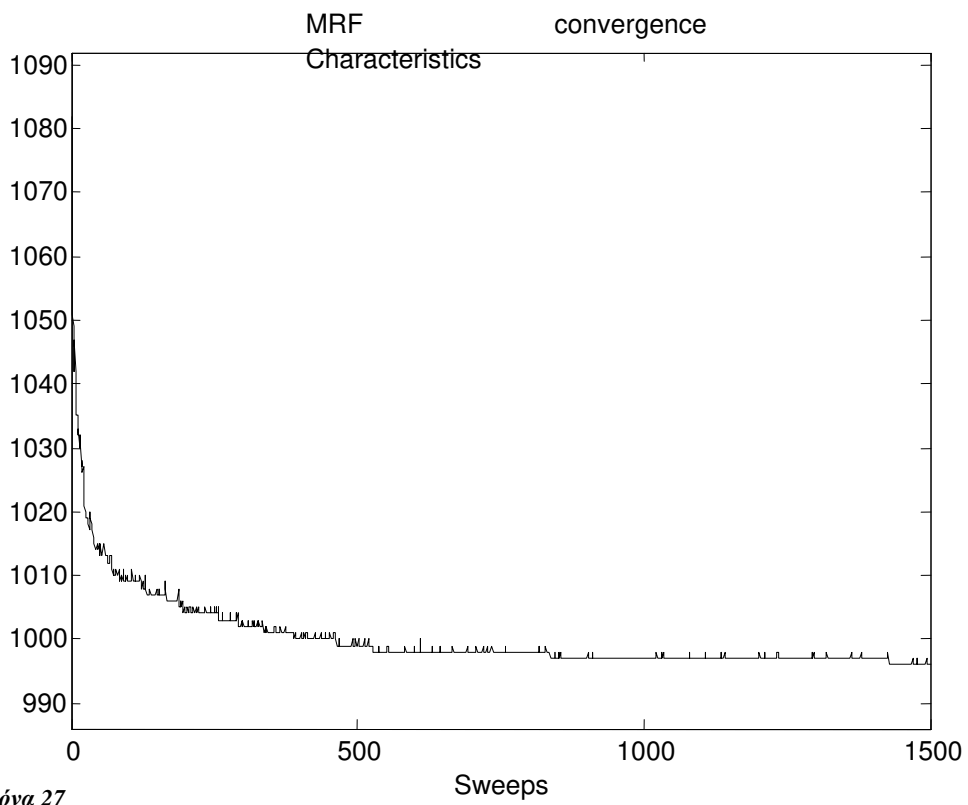
Επαναλαμβάνεται η προσομοίωση για αριθμό περασμάτων ίσο με 1000 και λαμβάνεται το διάγραμμα:



Εικόνα 26

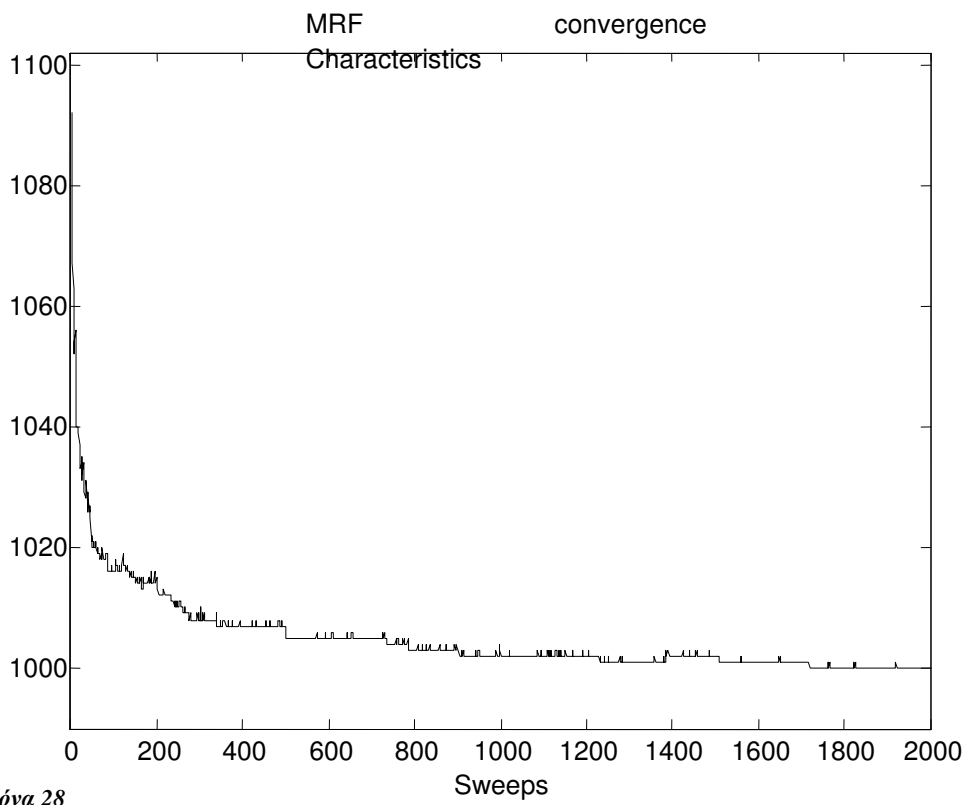
Ο αριθμός των παραθύρων με ετικέτα "3" είναι 1010. Και εδώ παρατηρείται μικρή διαφορά στο αποτέλεσμα λόγω στοχαστικότητας. Παρόλα αυτά, το διάγραμμα δείχνει να έχει καθοδική πορεία, γεγονός που υποδεικνύει την ανάγκη για αύξηση του αριθμού των περασμάτων. Οι περιορισμοί παραμένουν απαραβίαστοι.

Αυξάνοντας τον αριθμό των περασμάτων σε 1500, 2000 και 3000 λαμβάνουμε αντίστοιχα τα παρακάτω διαγράμματα.



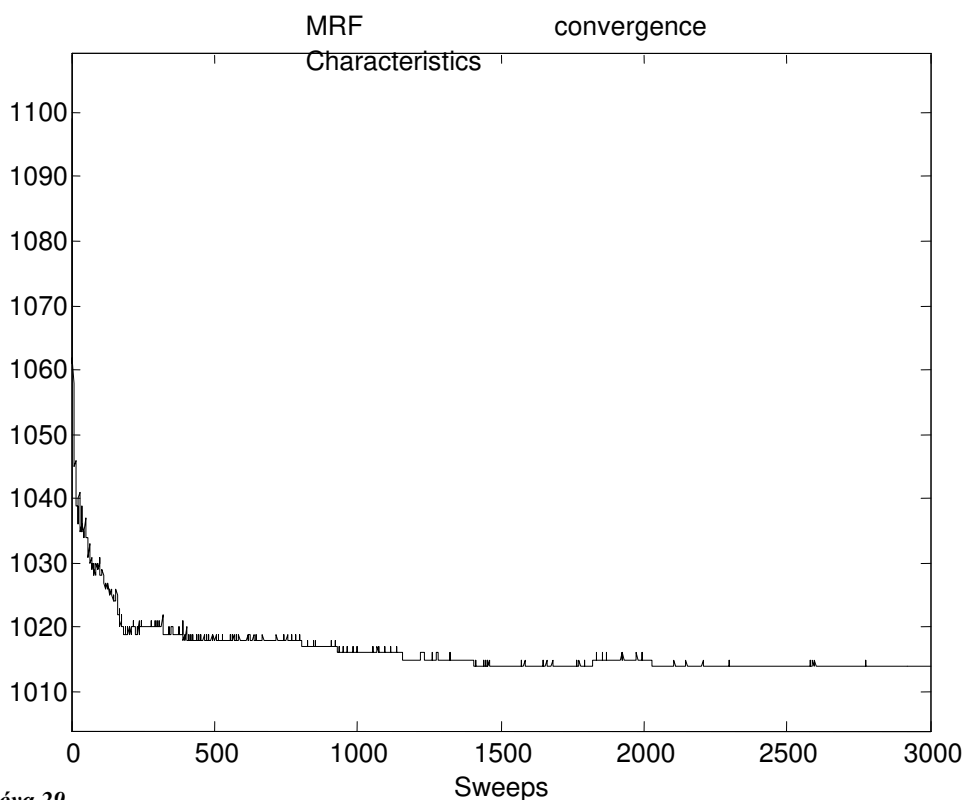
Εικόνα 27

Με εμφανίσεις ετικέτας "3" = 996.



Εικόνα 28

Με εμφανίσεις ετικέτας "3" = 1000.



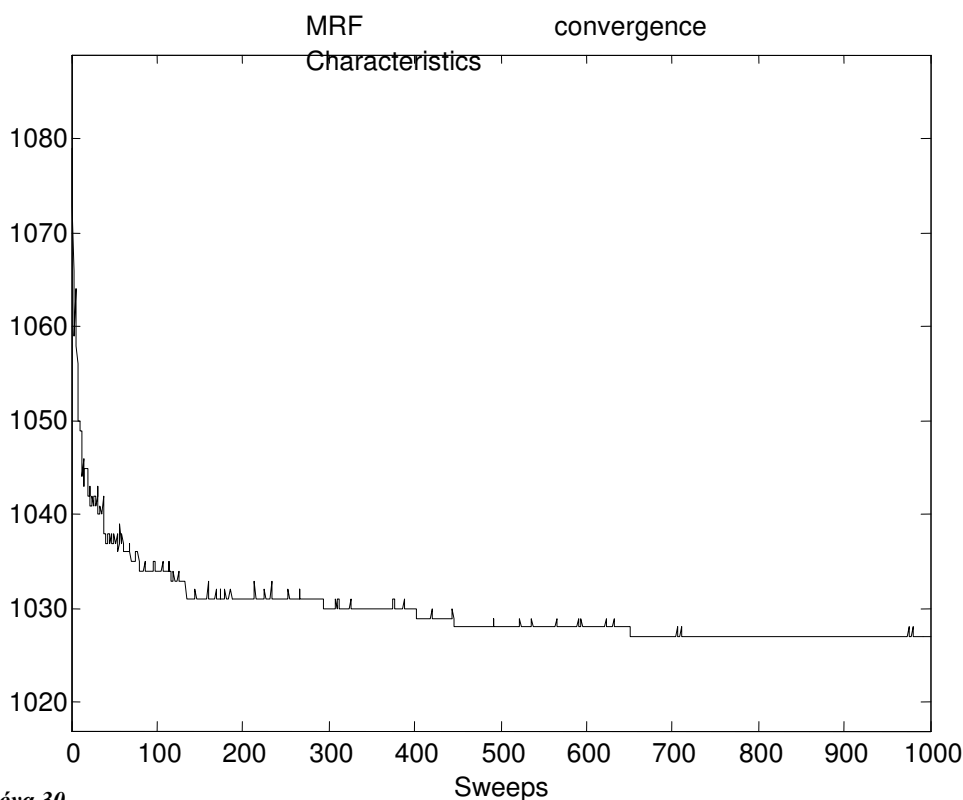
Εικόνα 29

Με εμφανίσεις ετικέτας "3" = 1014.

Ο αριθμός των παραθύρων στα οποία αποδίδεται η ετικέτα "3" είναι 996, 1000 και 1014 αντίστοιχα. Παρατηρείται ότι δεν υπάρχει σταθερή μείωση του αριθμού αυτού παρά την αύξηση των περασμάτων. Το γεγονός αυτό υποδηλώνει ότι το αποτέλεσμα του αλγορίθμου κινείται σε ένα διάστημα γύρω από το βέλτιστο, με σεβασμό στους περιορισμούς και ικανοποιητική σύγκλιση.

Ο αριθμός των παραθύρων με ετικέτα "3" είναι ένα ικανοποιητικό κριτήριο απόδοσης, τόσο για τη σύγκλιση όσο και για την ελαχιστοποίηση της ενέργειας. Όμως κάθε συσκευή έχει διαφορετική κατανάλωση ενέργειας και αυτό οδηγεί σε μια ενισχυτική πρόταση για τη συνάρτηση δυναμικού. Συγκεκριμένα προτείνεται ο πολλαπλασιασμός του συντελεστή $c1$ της συνάρτησης δυναμικού με την αντίστοιχη κατανάλωση της συσκευής. Έτσι ο αλγόριθμος θα έχει την τάση να επιλέξει την ανάθεση σε πράσινες πηγές ενέργειας των συσκευών που απαιτούν μεγαλύτερα ενεργειακά ποσά. Κατά αυτό τον τρόπο η εξοικονόμηση ενέργειας ενισχύεται και ο αλγόριθμος προσαρμόζεται καλύτερα στο πρόγραμμα και τις συνθήκες λειτουργίας της εγκατάστασης. Σημειώνεται ότι στο απλό σενάριο η ενίσχυση αυτή δεν είναι απαραίτητη λόγω απλότητας του προβλήματος.

Εφαρμόζοντας την παραπάνω πρόταση λαμβάνεται το διάγραμμα:



Εικόνα 30

Ο αριθμός των παραθύρων που έχουν ετικέτα "3" είναι 1027, ελαφρώς μεγαλύτερος από τα αποτελέσματα της αντίστοιχης προσομοίωσης χωρίς την εφαρμογή της πρότασης. Όμως η συνολική ενέργεια που απορροφάται από το δίκτυο διανομής αντιστοιχεί σε 3,286 KWh. Σε αντίθεση, προσομοίωση με 1005 παράθυρα ετικέτας "3" απέδωσε 3,298 KWh, χωρίς την τροποποίηση της συνάρτησης δυναμικού.

Παρόλα αυτά αξίζει να σημειωθεί ότι η στοχαστικότητα του αλγορίθμου συνεχίζει να επηρεάζει, καθώς, παρά τα βελτιωμένα αποτελέσματα από άποψη ενέργειας, τα αποτελέσματα συνεχίζουν να διαφέρουν κάθε φορά, και δεν εντοπίζεται απόλυτο βέλτιστο.

4.4.5 Συμπεράσματα

Φτάνοντας στο τέλος της ανάλυσης της θεωρίας των Markov Random Fields και του Δειγματολήπτη Gibbs, είναι χρήσιμο να αποτυπωθούν ορισμένα συμπεράσματα.

Έγινε εμφανές μέσα από τις προσομοιώσεις, ότι ο αλγόριθμος είναι αποδοτικός τόσο σε αποτελέσματα όσο και σε χρόνο εκτέλεσης για την επίλυση του προβλήματος μιας οικιακής εγκατάστασης. Χωρίς καμία παραβίαση περιορισμών και με το κατάλληλο πρόγραμμα της προσομοιωμένης ανόπτησης αποδίδει το επιθυμητό βέλτιστο αποτέλεσμα σε προβλήματα μικρής κλίμακας.

Σε προβλήματα μεγαλύτερων απαιτήσεων, διαπιστώθηκε ότι ο αλγόριθμος είναι επίσης αποδοτικός, με τη διαφορά ότι τα αποτελέσματα του κινούνται σε ένα διάστημα γύρω από τη βέλτιστη λύση. Με την κατάλληλη παραμετροποίηση, είναι δυνατό να αποφευχθούν απόλυτα παραβιάσεις περιορισμών και με την ενίσχυση της συνάρτησης δυναμικού επιτυγχάνεται βελτιστοποίηση κόστους μειώνοντας την απαιτούμενη ενέργεια από το δίκτυο διανομής.

Συμπερασματικά, εξετάζοντας το πρόγραμμα ψύξης, εφαρμόζοντας ικανοποιητικό αριθμό περασμάτων και τροποποιώντας την συνάρτηση δυναμικού σύμφωνα με την πρόταση που έγινε στην προηγούμενη παράγραφο, η θεωρία των MRF σε συνδυασμό με το δειγματολήπτη Gibbs είναι ένα ισχυρό εργαλείο επίλυσης προβλημάτων βελτιστοποίησης τόσο μικρής όσο και μεγάλης κλίμακας.

5. Σύγκριση και Συμπεράσματα

Στα δύο προηγούμενα κεφάλαια, παρουσιάστηκαν και εξετάστηκαν αλγόριθμοι που βασίζονται στη θεωρία των Particle Swarm Optimization και Markov Random Fields & Gibbs Sampler, και εκτελέστηκαν σενάρια προσομοίωσης εφαρμογής τους σε προβλήματα βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας σε εγκαταστάσεις διαφόρων μεγεθών. Ολοκληρώνοντας την παρούσα εργασία κρίνεται απαραίτητη η σύγκριση των αποτελεσμάτων και η εξαγωγή ορισμένων, πειραματικών κυρίως, συμπερασμάτων.

5.1 ΣΕΝΑΡΙΟ ΟΙΚΙΑΚΗΣ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ

Το πρώτο σενάριο που εξετάστηκε αφορούσε μικρή οικιακή εγκατάσταση. Στόχος της προσομοίωσης ήταν η ανάθεση διαφόρων συσκευών που λειτουργούν εντός εικοσιτετραώρου σε μια εκ των τριών διαθέσιμων πηγών ενέργειας, ηλιακής, αιολικής και ηλεκτρικής από το δίκτυο διανομής, με σκοπό την ελαχιστοποίηση του κόστους του καταναλωτή και την εξοικονόμηση ενεργειακών πόρων.

Στο σενάριο αυτό, η προσέγγιση που βασίζεται στον τροποποιημένο δυαδικό Particle Swarm Optimization ανταποκρίθηκε άριστα, σε πολύ μικρό χρόνο εκτέλεσης και έδωσε το επιθυμητό βέλτιστο αποτέλεσμα. Η παραμετροποίηση σε ένα τόσο απλό πρόβλημα ήταν, σε λογικά πλαίσια, άνευ σημασίας, και οι ενεργειακοί περιορισμοί τηρήθηκαν απόλυτα.

Αντίστοιχα, η προσέγγιση που βασίστηκε στην εφαρμογή της θεωρίας των MRF και του δειγματολήπτη Gibbs είχε τα επιθυμητά αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος εντοπίζει τη βέλτιστη λύση στο πρόβλημα, σε μικρό χρόνο εκτέλεσης και με σεβασμό στους περιορισμούς. Η μόνη διαφορά με τον PSO έγκειται στο γεγονός ότι ο παρόν αλγόριθμος παρουσιάζει μια ευαισθησία στο πρόγραμμα ψύξης, όπως αναλύθηκε προηγουμένως, συνεπώς απαιτείται κάποια προσοχή στην εν λόγω παραμετροποίηση.

Συμπερασματικά, σε ένα πρόβλημα τέτοιας κλίμακας, και οι δύο αλγόριθμοι δύνανται να δώσουν βέλτιστη λύση και συστήνονται για χρήση σε εφαρμογές ελαχιστοποίησης ενεργειακού, και όχι μόνο, κόστους. Παρόλα αυτά, η βαθύτερη σύγκριση των δύο θεωριών προκύπτει μέσω της εφαρμογής τους σε μεγαλύτερης κλίμακας προβλήματα, όπως παρουσιάζεται παρακάτω.

5.2 ΣΕΝΑΡΙΟ ΤΥΧΑΙΑΣ ΜΕΓΑΛΗΣ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ

Η ανάγκη για εκτίμηση της απόδοσης των αλγορίθμων οδήγησε, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, στην εφαρμογή τους σε μεγαλύτερης κλίμακας προβλήματα. Συγκεκριμένα,

επιχειρήθηκε η επίλυση του προβλήματος ελαχιστοποίησης κόστους και κατανάλωσης ενεργειακών πόρων, σε ευρείας κλίμακας εγκατάσταση. Αυτό πρακτικά σημαίνει την αύξηση του πλήθους των συσκευών, των καταναλώσεων και της διαθέσιμης ενέργειας της εγκατάστασης. Για την κατανόηση της κλίμακας αναφέρεται ότι οι συσκευές αυξήθηκαν σταδιακά από πέντε (5) σε πενήντα (50) και εκατό (100), για την εκτέλεση των προσομοιώσεων.

Στο σενάριο αυτό, ο τροποποιημένος δυαδικός Particle Swarm Optimization, απέδωσε μέτρια αποτελέσματα. Εντοπίζοντας κάποιο βέλτιστο, σε κάθε περίπτωση παραβίαζε τους περιορισμούς, παρά την μεταβολή της όποιας παραμετροποίησης. Στο σενάριο των 50 συσκευών πέτυχε την ελάχιστη παραβίαση σε 6 χρονικά παράθυρα, ενώ σε αυτό των 100 συσκευών ο αριθμός των χρονικών παραθύρων ξεπέρασε τα 200. Επιπλέον, ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου αυξανόταν σημαντικά με την αύξηση των συσκευών ή του πληθυσμού των σωματιδίων. Τέλος, λόγω της ευρετικής φύσης του αλγορίθμου, τα αποτελέσματα διέφεραν σε κάθε εκτέλεση, γεγονός αναμενόμενο.

Αντιθέτως, η προσέγγιση που βασίστηκε στη θεωρία των MRF σε καμία περίπτωση δεν παραβίασε τους ενεργειακούς περιορισμούς. Ακόμη, η παραμετροποίηση συνεισέφερε στη βελτίωση των αποτελεσμάτων, παρόλο που, λόγω της στοχαστικής φύσης του αλγορίθμου, τα αποτελέσματα διέφεραν ελαφρώς σε κάθε εκτέλεση. Τέλος, ο χρόνος εκτέλεσης ήταν σημαντικά μικρότερος του PSO.

Προκύπτει, συνεπώς, το συμπέρασμα ότι η προσέγγιση που βασίζεται σε Particle Swarm Optimization υστερεί έναντι της προσέγγισης που βασίζεται σε Markov Random Fields στην επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης με περιορισμούς και χώρο αναζήτησης όπως αυτά του προβλήματος ελαχιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας μιας εγκατάστασης ευρείας κλίμακας.

5.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο τέλος της μελέτης των αλγορίθμων αυτών, είναι χρήσιμο να εξαχθούν ορισμένα γενικά συμπεράσματα για την εφαρμογή τους στο παρόν πρόβλημα βελτιστοποίησης. Θα μπορούσε κανείς να διαπιστώσει, ότι η χρήση πληθυσμού του PSO καθυστερεί σημαντικά την εκτέλεση της προσομοίωσης, ενώ ο ευρετικός τρόπος αναζήτησής του αδυνατεί να εντοπίσει βέλτιστη λύση χωρίς να παραβιάζονται οι περιορισμοί. Αντίθετα, ο αλγόριθμος των MRF χρησιμοποιεί έναν πιο στοχευμένο τρόπο αναζήτησης καλύτερης θέσης στο χώρο, και η στοχαστικότητα του έγκειται στην πιθανότητα η προσωρινή λύση να λάβει αυτή τη θέση. Το χαρακτηριστικό αυτό, εξασφαλίζει στον αλγόριθμο των MRF τη δυνατότητα να εξετάσει όλο το διαθέσιμο χώρο αναζήτησης, ιδιαίτερα στο συγκεκριμένο πρόβλημα με τους συγκεκριμένους ορισμούς. Συνεπώς, πρόταση της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η παρότρυνση, ύστερα

από δοκιμή, για προτίμηση του αλγορίθμου των MRF έναντι του PSO, για επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης κατανάλωσης ενέργειας.

5.4 ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Στα πλαίσια της ανάλυσης που προηγήθηκε και ως επίλογος της παρούσας εργασίας, είναι χρήσιμο να γίνουν ορισμένες προτάσεις. Σκοπός της επισκόπησης των αλγορίθμων ήταν η αξιολόγηση τους για χρήση σε έξυπνες εγκαταστάσεις με αυτοματοποιημένη διαχείριση κατανομής ενεργειακών πόρων. Η διαθέσιμη ενέργεια αποδόθηκε ενδεικτικά για διευκόλυνση της μαθηματικής ανάλυσης. Σε ένα πραγματικό σενάριο, και μάλιστα σε μια εποχή που η δικτύωση και η επικοινωνία μεταξύ των συσκευών και των εγκαταστάσεων ενισχύεται μέσω του Διαδικτύου των Αντικειμένων, οι αλγόριθμοι που παρουσιάστηκαν μπορούν να εμπλουτιστούν σημαντικά, χωρίς αλλοίωση της μαθηματικής τους υπόστασης.

Συγκεκριμένα, υπάρχει η δυνατότητα να λαμβάνονται πληροφορίες πραγματικού χρόνου για την ηλιακή και την αιολική ενέργεια, κι έτσι να υπολογίζονται επακριβώς οι ανεργειακοί περιορισμοί. Επιπλέον, υπάρχει η δυνατότητα για ενημέρωση του αλγορίθμου εάν υπάρχουν διακυμάνσεις στις χρεώσεις του δικτύου διανομής ανάλογα με τις ώρες αιχμής. Μια ακόμα βασική ενίσχυση του αλγορίθμου που θα μπορούσε να επιτευχθεί είναι η δημιουργία προφίλ του χρήστη. Συλλέγοντας δεδομένα για την καθημερινότητα, η ακόμα και για τις άδειες, διακοπές κ.λπ. του χρήστη (οικιακού ή μη περιβάλλοντος), και ανάλογα με τις εποχές του χρόνου, η διαχείριση της ενέργειας μπορεί να γίνει σχεδόν πλήρως αυτοματοποιημένη. Το σενάριο αυτό δεν φαντάζει καθόλου μακρινό καθώς πλήθος συσκευών, πλέον, διαθέτουν πρόσβαση σε βάσεις δεδομένων, πληροφορίες πραγματικού χρόνου, και ικανότητες αποθήκευσης και επεξεργασίας πληροφοριών.

Συνδυαστικά, προτείνεται ακόμη και η «συνεργασία» των αλγορίθμων βελτιστοποίησης με εφαρμογές που επικοινωνούν με το χρήστη, ενημερώνοντας τον για τις χρεώσεις του στον φορέα διανομής ενέργειας, ή προτείνοντας του λύσεις για την ελαχιστοποίηση του κόστους κατανάλωσης.

Καταλήγοντας, οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης σε συνδυασμό με την ικανότητα διασυνδεσιμότητας της σύγχρονης τεχνολογικής εποχής είναι ένα πανίσχυρο εργαλείο για την προστασία των ενεργειακών πόρων και τη μείωση του κόστους χρήσης τους και κρίνεται αναγκαίο να χρησιμοποιηθούν προς όφελος της κοινωνίας.

Βιβλιογραφία

- [MSP12] Daniele Miorandi, Sabrina Sicari , Francesco De Pellegrini, Imrich Chlamtac, "Internet of things: Vision, applications and research challenges", Ad Hoc Networks Volume 10, Issue 7, Pages 1497–1516, September 2012.
- [GBM13] Jayavardhana Gubbi, Rajkumar Buyya, Slaven Marusic, Marimuthu Palaniswamia, "Internet of Things (IoT): A Vision, Architectural Elements, and Future Directions", Future Generation Computer Systems, Volume 29, Issue 7, Pages 1645–1660, September 2013
- [AIM10] Luigi Atzori, Antonio Iera , Giacomo Morabito, "The Internet of Things: A survey", Computer Networks, Volume 54, Issue 15, Pages 2787–2805, 28 October 2010
- [AIM11] Luigi Atzori, Antonio Iera, Giacomo Morabito, " SIoT: Giving a Social Structure to the Internet of Things", IEEE Communications Letters, vol. 15, p. 1193 -1195, November 2011.
- [HVM11] José M. Hernández-Muñoz, Jesús Bernat Vercher, Luis Muñoz, José A. Galache, Mirko Presser, Luis A. Hernández Gómez, Jan Pettersson, "Smart Cities at the Forefront of the Future Internet", J. Domingue et al. (Eds.): Future Internet Assembly, LNCS, Volume 6656, pp. 447–462, 2011.
- [DRS14] C. Donitzky, O. Roos, S. Sauty, "Intel, White Paper : A Digital Energy Network: The Internet of Things & the Smart Grid ", Intel White Paper, 2014.
- [Mon13] Olivier Monnier, "A smarter grid with the Internet of Things" , Texas Instruments White Paper, 2013 .
- [AIA15] A. R. Al-Ali, Raafat Aburukba, "Role of Internet of Things in the Smart Grid Technology", Journal of Computer and Communications, 3, pp. 229-233, 2015.

- [CHD10] Kristien Clement-Nyns, Edwin Haesen, Johan Driesen, "The Impact of Charging Plug-In Hybrid Electric Vehicles on a Residential Distribution Grid", IEEE Transaction on Power Systems, VOL. 25, NO. 1, 2010.
- [PSM10] Michael Angelo A. Pedrasa, Ted D. Spooner, Iain F. MacGill, "Coordinated Scheduling of Residential Distributed Energy Resources to Optimize Smart Home Energy Services", IEEE Transactions on Smart Grid, VOL. 1, NO. 2, 2010.
- [KeE95] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Networks (Perth, Australia), IEEE Service Center, Piscataway, NJ, IV, pp. 1942- 1948, 1995.
- [EbK95] R. Eberhart, J. Kennedy, "A New Optimizer Using Particles Swarm Theory", Proc. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (Nagoya, Japan), IEEE Service Center, Piscataway, NJ, pp. 39-43, 1995.
- [KeE01] J. Kennedy, R. Eberhart, "Swarm Intelligence", Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Francisco, CA, 2001.
- [MNA16] Mahamad Nabab Alam, "Particle Swarm Optimization: Algorithm and its Codes in MATLAB", ResearchGate, 2016.
- [JLY06] M. Jiang , Y.P. Luo, S.Y. Yang, "Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm", Information Processing Letters, Volume 102, Issue 1, Pages 8-16, 15 April 2007.
- [EbS01] Russell C. Eberhart, Yuhui Shi, "Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources", Proceedings of the IEEE Congress on evolutionary computation, Volume 1, pp 81-86, 2001.
- [KeE97] James Kennedy, Russell C. Eberhart, "A discrete binary version of the Particle Swarm Algorithm", IEEE Conference Paper, 1997.

- [KTA07] Mojtaba Ahmadiéh Khanesar, Mohammad Teshnehlab, Mahdi Aliyari Shoorehdeli, "A Novel Binary Particle Swarm Optimization", Proceedings of the 15th Mediterranean Conference on Control and Automation, Athens - Greece, 2007.
- [LFG11] Hector M. Lugo-Cordero, Abigail Fuentes-Rivera, Ratan K. Guha and Eduardo I. Ortiz-Rivera, "Particle Swarm Optimization for Load Balancing in Green Smart Homes", Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2011.
- [BaT04] John S. Baras and Xiaobo Tan, "Control of Autonomous Swarms Using Gibbs Sampling",. 43rd IEEE Conference on Decision and Control, Vol.5, pp 4752 - 4757, 2004.
- [HaC71] *J. M. Hammersley and P. Clifford*, "Markov fields on finite graphs and lattices", Article, 1971.
- [GeG84] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6, pp. 721–741, 1984.
- [RSR02] J. Robinson, S. Sinton, and Y. Rahmat-Samii, "Particle swarm, genetic algorithm, and their hybrids: optimization of a profiled corrugated horn antenna," in Proc. IEEE Int. Symp. Antennas Propagation, vol. 1, San Antonio, TX, pp. 314–317, 2002.
- [YFT99] H. Yoshida, Y. Fukuyama, S. Takayama, and Y. Nakanishi, "A particle swarm optimization for reactive power and voltage control in electric power systems considering voltage security assessment", IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999.
- [YFT00] H. Yoshida, Y. Fukuyama, S. Takayama, and Y. Nakanishi, "A particle swarm optimization for reactive power and voltage control in electric power systems considering voltage security assessment", IEEE Transactions on Power Systems, vol 15, No 4, pp. 1232 - 1239, 2000.
- [YFT01] H. Yoshida, Y. Fukuyama, S. Takayama, and Y. Nakanishi, "A particle swarm optimization for reactive power and voltage control in electric power systems considering voltage security assessment", IEEE Trans. on Power Systems, Vol.15, No.4, pp.1232-1239, November 2001.

- [BPN11] Abbas Babazadeh, Hossain Poorzahedy, Saeid Nikoosokhan, "Application of particle swarm optimization to transportation network design problem ",*Journal of King Saud University - Science*, Volume 23, Issue 3, Pages 293–300, July 2011.
- [SXX06] S. Easter Selvan, C. Cecil Xavier, Nico Karssemeijer, Jean Sequeira, Rekha A. Cherian, and Bharathi Y. Dhala, "Parameter Estimation in Stochastic Mammogram Model by Heuristic Optimization Techniques",*IEEE Transactions on Inf. Technol. Biomed.*;Vol. 10, No 4, pp. 685-95, Oct 2006.
- [XiB06] Wei Xi and John S. Baras, "Distributed Control of Autonomous Swarms by Using Parallel Simulated Annealing Algorithm",*14th Mediterranean Conference on Control and Automation*, Anconia, Italy, June 28-30, 2006.
- [GMA12] Chunzhao Guo, Seiichi Mita and David McAllester, "Robust Road Detection and Tracking in Challenging Scenarios Based on Markov Random Fields With Unsupervised Learning", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 13, Issue 3, Sept. 2012.
- [ZBS01] Yongyue Zhang*, Michael Brady, and Stephen Smith, "Segmentation of Brain MR Images Through a Hidden Markov Random Field Model and the Expectation-Maximization Algorithm", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 20, No. 1, 2001.
- [HeZ11] Miao He and Junshan Zhang, "A Dependency Graph Approach for Fault Detection and Localization Towards Secure Smart Grid", *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 2, No. 2, 2011.
- [KiS80] Ross Kindermann and J. Laurie Snell, "Markov Random Fields and their applications", *Contemporary Mathematics*, Vol. 1, 1980.

