



**Χρήση του Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους  
Σωματιδίων για την Επιτήρηση Θερμοκρασίας μιας  
Περιοχής**

**ΤΣΙΑΚΟΥΛΗ ΣΠΥΡΙΔΟΥΛΑ**

**ΑΜ: 41678**

**Υπεύθυνος Καθηγητής:**

**ΠΑΠΟΥΤΣΙΔΑΚΗΣ ΜΙΧΑΛΗΣ**

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ**

**ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2016**



# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη.....	8
1.Εισαγωγή στη Βελτιστοποίηση .....	9
1.1 Βελτιστοποίηση .....	9
1.2 Βελτιστοποίηση σε δίκτυο θέρμανσης .....	10
1.3 Παρουσίαση Μοντέλου.....	11
2. Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων.....	12
2.1 Νοημοσύνη σμήνους (Swarm Intelligence) .....	12
2.2 Ρομποτική Σμήνους (swarm robotics).....	13
2.3 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization)...	15
2.4 Παράμετροι του PSO .....	24
2.5 Κριτήρια διακοπής του PSO .....	26
3 Διανομή θερμότητας.....	29
3.1 Μεταφορά θερμότητας.....	29
3.2 Βελτιστοποίηση σε Δίκτυο διανομής θερμότητας.....	31
3.3 Μοντέλο προσομοίωσης.....	32
4 Μοντελοποίηση Δικτύου Διανομής .....	35
4.1 Περιγραφή μοντέλου .....	35
4.2 Μοντελοποίηση της ροής.....	35
4.3 Μοντελοποίηση μεταφοράς θερμότητας.....	36
4.4 Προσδιορισμός των παραμέτρων του μοντέλου.....	38
4.4.1 Προσδιορισμός των παραμέτρων του μοντέλου για επιλεγμένη χρονική περίοδο .....	39
5 Εκτέλεση αλγορίθμου .....	43
5.1 Προγραμματισμός του αλγορίθμου PSO .....	43
5.2 Πειραματική εκτέλεση του αλγορίθμου .....	50
Συμπεράσματα .....	54
Βιβλιογραφία .....	55

## Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1.1 Σμήνος πτηνών.....	13
Εικόνα 2 Διάγραμμα ροής του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων.....	18
Εικόνα 3 υπολογισμός ταχύτητας σωματιδίου.....	21
Εικόνα 4 Κριτήριο διακοπής MaxDistQuick .....	28
Εικόνα 5 Δίκτυο διανομής θερμότητας.....	30
Εικόνα 6 Σχηματική αναπαράσταση δικτύου θέρμανσης .....	34
Εικόνα 7 δίκτυο διανομής θερμότητας.....	34
Εικόνα 8 Διακριτή Κβαντική Ροή.....	36
Εικόνα 9 παρουσίαση απλοποιημένου δικτύου διανομής.....	38
Εικόνα 10 οι τιμές του συντελεστή $kh$ .....	40
Εικόνα 11 η σύγκλιση του $pso$ για τον αριθμό των επαναλήψεων .....	48
Εικόνα 12 Προβλεπόμενη ζήτηση θερμότητας.....	51
Εικόνα 13 αποτελέσματα πειράματος (σύγκριση των θερμοκρασιών επιστροφής στο σημείο παραγωγής).....	51
Εικόνα 14 προβλεπόμενη και μετρημένη θερμοκρασία .....	52
Εικόνα 15 τιμές ροής μάζας από μέτρηση και από προσομοίωση.....	52
Εικόνα 16 προβλεπόμενη και μετρημένη θερμοκρασία .....	53
Εικόνα 17 τιμές ροής μάζας από μέτρηση και από προσομοίωση.....	53



### ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

✓/ Η κάτωθι υπογεγραμμένη/ η ..... ΤΣΙΑΧΟΥΛΗ ΣΠΥΡΙΔΟΥΛΑ .....  
του ΧΡΗΣΤΟΥ ..... με αριθμό μητρώου ΑΙ6ΥΒ ..... φοιτητής/ τρια του  
Τμήματος Μηχανικών Αυτοματισμού Τ.Ε. του Α.Ε.Ι. Πειραιά Τ.Τ. πριν αναλάβω την  
εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου, δηλώνω ότι ενημερώθηκα για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (Π.Ε.) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του  
συγγραφέα, όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και  
πρωτότυπο περιεχόμενο».

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται  
αυτούσιο ή μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη  
αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα  
του άλλου συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε., ο οποίος  
φέρει και την ευθύνη των συνεπειών, ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των άνω των ποινικών ευθυνών του συγγραφέα σε περίπτωση που το Ίδρυμα  
του έχει απονεμίσει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος, Η  
Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασης της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του  
αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση της Π.Ε. με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα  
καθηγητή. Η εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε. πρέπει να ολοκληρωθεί εντός τουλάχιστον ενός  
ημερολογιακού μήνου από την ημερομηνία ανάθεσης της. Κατά τα λοιπά εφαρμόζονται τα  
προβλεπόμενα στο άρθρο 18, παρ. 5 του ισχύοντος Εσωτερικού Κανονισμού.»

Ο Δοκίμων  


Ημερομηνία  
9/9/2016



## Περίληψη

Καθημερινά διερευνώνται νέες και ανανεώσιμες πηγές ενέργειας καθώς η ανησυχία της επιστημονικής κοινότητας για το περιβάλλον μεγαλώνει και καθώς σταδιακά οι παραδοσιακές πηγές ενέργειας όπως τα ορυκτά καύσιμα ελαττώνονται συστηματικά. Αναπτύσσεται έτσι η ανάγκη για αναζήτηση νέων και βέλτιστων τρόπων διαχείρισης της παραγωγής και της κατανάλωσης ενέργειας. Οδηγούμαστε έτσι στην χρήση νέων γενετικών αλγορίθμων οι οποίοι θα μπορούν να προσαρμόζονται στις απαιτήσεις της παραγωγής και της ζήτησης κατά τη λειτουργία του. Σημαντικός τομέας είναι η θερμική ενέργεια στην οποία οι απαιτήσεις είναι πολύ συγκεκριμένες και η βελτιστοποίηση της αποτελεί πολύ σημαντικό βήμα. Γίνεται λοιπόν εισαγωγή σε έναν ακόμα γενετικό αλγόριθμο, τον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization) τα χαρακτηριστικά του, τα οφέλη του και την χρήση του σε συστήματα διανομής θερμικής ενέργειας. Παρατηρούμε στην εργασία αυτή τη λειτουργία ενός δικτύου αισθητήρων για την επιτήρηση της θερμοκρασίας μιας περιοχής με τη χρήση του αλγορίθμου PSO, τη δομή του δικτύου τον τρόπο λειτουργίας του αλγορίθμου καθώς και τα στοιχεία που επηρεάζουν την εκτέλεση του αλγορίθμου στο σύστημα αυτό. Ο αλγόριθμος PSO χρησιμοποιείται ως μια νεότερη και ακριβής μέθοδος για την εκτίμηση των παραμέτρων και την ελαχιστοποίηση του σφάλματος στις συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται από τα προγράμματα μέτρησης και διαμόρφωσης της θερμοκρασίας. Τέλος θα δούμε την προγραμματιστική δομή του και τα αποτελέσματα που δίνει και θα σχολιάσουμε την απόδοσή του.



# 1.Εισαγωγή στη Βελτιστοποίηση

## 1.1 Βελτιστοποίηση

Η εποχή την οποία διανύουμε είναι μια εποχή ανάπτυξης και καινοτομίας. Αυτό σημαίνει πως ο ανταγωνισμός είναι μεγάλος σε όλους του τομείς και της παραγωγής και της ζήτησης, με αποτέλεσμα να αναζητούνται καθημερινά νέοι τρόποι για την πιο γρήγορη και αποτελεσματική παραγωγή και παροχή αγαθών. Για την κάλυψη των αναγκών αυτών έγινε επιτακτική η ανάγκη για την βελτιστοποίηση των συστημάτων που χρησιμοποιούμε με αποτέλεσμα να γίνονται όλο και πιο δημοφιλείς οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης.

Ως βελτιστοποίηση γενικότερα ορίζουμε την εύρεση της βέλτιστης λύσης ενός προβλήματος βάση των συνθηκών και των απαιτήσεων που έχουν οριστεί από το περιβάλλον του. Πιο απλά το πρόβλημα ορίζεται από μια συνάρτηση μίας ή και περισσότερων μεταβλητών, που κινούνται μέσα σε ένα δεδομένο εύρος πραγματικών τιμών, με σκοπό εύρεσης το ολικό ελάχιστο ή το ολικό μέγιστο της συνάρτησης χωρίς να παραβαίνει κάποιον από τους περιορισμούς που έχουν οριστεί με βάση των απαιτήσεων. Τα περισσότερα πρακτικά προβλήματα προς επίλυση, είναι προβλήματα πολλών παραγόντων άρα και η λύση ου αναζητούμε θα είναι πολλών διαστάσεων.

Για την σωστή επίλυση των προβλημάτων βελτιστοποίησης ένα από τα σημαντικότερα βήματα είναι η σωστή διατύπωση του μαθηματικού τους μοντέλου. Στα προβλήματα που συναντάμε, κατά βάση, οι συναρτήσεις τους είναι ασυνεχής και μη κυρτές και παρουσιάζουν επομένως τοπικά ακρότατα. Χρειάζεται μεγάλη προσοχή στη σωστή διατύπωση του μαθηματικού μοντέλου για να μην υπάρξουν ανακρίβειες και λάθη στα αποτελέσματα. Η ύπαρξη πολλών παραγόντων αντικρουόμενων μεταξύ τους δυσκολεύει την επίλυση του προβλήματος μιας και η μεταβολή κάποιου μπορεί να έχει αντίθετα αποτελέσματα σε κάποια άλλη όπως και η ύπαρξη αρκετών δυνατών λύσεων που δυσκολεύει τη εύρεση της βέλτιστης λύσης.

Μεγάλη σημασία ,και στον σχεδιασμό ενός μοντέλου βελτιστοποίησης και στη επίλυση του προβλήματος που περιγράφει, έχουν οι μεταβλητές καθώς καθορίζουν πλήρως το σχεδιασμό. Οι τιμές που παίρνουν μπορεί να είναι συνεχής ή διακριτές αναλόγως την περιγραφή του προβλήματος και έχει σημασία να είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους αλλιώς οδηγούμαστε σε πολύπλοκα μαθηματικά μοντέλα βελτιστοποίησης. Για να μπορούν να διαχειριστούν καλύτερα οι μεταβλητές είναι

σύνηθες να ομαδοποιούνται και να διαχωρίζονται ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους μειώνοντας σε μεγάλο βαθμό το υπολογιστικό κόστος.

Στον ορισμό του μαθηματικού μοντέλου βελτιστοποίησης μεγάλη σημασία έχουν και οι περιορισμοί που πρέπει να ληφθούν υπόψιν. Συνήθως σχετίζονται με τα δεδομένα του συστήματος για βελτιστοποίηση αλλά και των εξωτερικών συνθηκών. Εκφράζονται με τη μορφή συναρτήσεων, και εισάγονται στο μαθηματικό μοντέλο είτε με τη μορφή συναρτήσεων ισότητας ή με τη μορφή συναρτήσεων ανισότητας. Οι περιορισμοί με μορφή ισότητας παραβιάζονται όταν δεν ισχύει η ισότητα. Οι περιορισμοί με μορφή ανισότητας διακρίνονται σε ενεργούς ανισοτικούς περιορισμούς όταν ικανοποιείται σαν ισότητα και σε ανενεργούς ανισοτικούς περιορισμούς όταν ικανοποιούνται μόνο ως ανισότητα. Ο σχεδιασμός που ικανοποιεί όλους του παραπάνω περιορισμούς ονομάζεται εφικτός (feasible), ο σχεδιασμός που δεν ικανοποιεί έστω και ένα περιορισμό ονομάζεται ανέφικτος (infeasible).

Τον βαθμό βελτιστοποίησης ενός προβλήματος εκφράζει η αντικειμενική του συνάρτηση. Η αντικειμενική συνάρτηση καθορίζεται από τις μεταβλητές και εκφράζει είτε την ελάχιστη είτε τη μέγιστη τιμή ενός αντικειμένου. Εάν το πρόβλημά μας το χαρακτηρίζει μια μόνο συνάρτηση ή περισσότερες που μπορούν παρ' όλα αυτά να εκτελούνται ταυτόχρονα, τότε αναφερόμαστε σε Single-Objective Optimization. Ενώ αν χαρακτηρίζεται από δύο ή περισσότερες οι οποίες όμως δεν έχουν την δυνατότητα παράλληλης βελτιστοποίησης τότε αναφερόμαστε σε Multi-Objective Optimization.

Για την κατασκευή λοιπόν του δικτύου θέρμανσης που μελετάμε, αλλά και οποιασδήποτε κατασκευής, αυτό που θα μελετηθεί κατά το σχεδιασμό της είναι η λειτουργικότητα, η απόδοση, η αντοχή και η οικονομία. Για την βελτιστοποίηση μιας κατασκευής θα πρέπει να βρεθεί η καλύτερη λύση από το σύνολο των διαθέσιμων λύσεων που να πληροί όλα τα προ απαιτούμενα κριτήρια που έχουν τεθεί κατά το σχεδιασμό.

## 1.2 Βελτιστοποίηση σε δίκτυο θέρμανσης

Όπως προαναφέραμε η βελτιστοποίηση αποτελεί πλέον αναπόσπαστο κομμάτι του σχεδιασμού μιας κατασκευής. [16] Σε αρκετές χώρες η ενεργειακή κατανάλωση των κτηρίων είναι υπεύθυνη για πάνω από το 40% της συνολικής ενεργειακής ζήτησης. Στην Ευρωπαϊκή Ένωση, περίπου το 57% της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης χρησιμοποιείται για θέρμανση, ένα 25% για θέρμανση νερού και 11% για ηλεκτρισμό.

Η συνεχής αύξηση της ενεργειακής κατανάλωσης οδηγεί σε μεγάλη αύξηση εκπομπών των ατμοσφαιρικών ρύπων και επιβαρύνουν σε μεγάλο βαθμό το περιβάλλον. Γι' αυτό το λόγο πολλές κυβερνήσεις έχουν επιβάλλει κανονισμούς για τις τεχνολογίες που θα χρησιμοποιούνται στην παραγωγή και διανομή ενέργειας. Όπως γίνεται αντιληπτό η αποτελεσματική διαχείριση τόσο της παραγωγής όσο και της μετέπειτα διαχείρισης της διανομής της θερμικής ενέργειας είναι από τους κύριους παράγοντες με τους οποίους μπορούμε να επιτύχουμε εξοικονόμηση ενέργειας.

Μια λύση που σχετίζεται με την επίλυση της ενεργειακής κρίσης είναι η λειτουργία συστημάτων που κάνουν συνδυασμένη παραγωγή ενέργειας, όπως σταθμούς συμπαραγωγής ηλεκτρισμού και θερμότητας. Η αναζήτηση νέων τρόπων παραγωγής και διανομής θερμικής ενέργειας αποτελεί πηγή συνεχών ερευνών και δοκιμών καθώς παρατηρείται μια συνεχής αύξηση των τιμών της ενέργειας, χρειάζεται λοιπόν να βρεθούν νέοι τρόποι να μειώνεται το κόστος. Ακόμα οι πηγές ενέργειας που διαθέτουμε είναι πεπερασμένες και υπάρχει μεγάλη ανησυχία για τις επιπτώσεις που έχει η αλόγιστη κατανάλωση ενέργειας στο περιβάλλον μας.

### 1.3 Παρουσίαση Μοντέλου

Σ αυτή τη πτυχιακή θα παρουσιάσουμε και θα μελετήσουμε το υπολογιστικό μοντέλο του συστήματος διανομής της θερμότητας προς κατανάλωση, το οποίο σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε σε κάποιο μεσαίου μεγέθους πολεοδομικό συγκρότημα, και την μετέπειτα χρήση αυτού σε πειράματα στο πραγματικό σύστημα θέρμανσης.

Στο επιλεγμένο σύστημα διανομής της πόλης, επήλθε απλοποίηση και ελέγχθηκε πειραματικά κάτω από πραγματικές συνθήκες. Ο κύριος στόχος του πειράματος που πραγματοποιήθηκε ήταν να ελεγχθεί η ικανότητα του απλοποιημένου αυτού μοντέλου να προσαρμόζεται σε πραγματικές συνθήκες αλλά και να επιβεβαιώσει την δυνατότητα πρόβλεψης που διαθέτει.

Η κύρια εφαρμογή του υπολογιστικού μοντέλου, που θα χρησιμοποιήσουμε σαν σημείο αναφοράς, είναι ένα πείραμα δύο ημερών (από τις 8 έως τις 10 Μαρτίου) που πραγματοποιήθηκε σε ένα εργοστάσιο συνδυασμένης παραγωγής θερμότητας και ηλεκτρισμού στο δίκτυο διανομής του σε μία μεσαίου μεγέθους πόλη με πάνω από 100 εναλλάκτες θερμότητας.

## 2. Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων

### 2.1 Νοημοσύνη σμήνους (Swarm Intelligence)

Ο όρος της νοημοσύνης σμήνους (swarm intelligence) εισήχθη από τους Gerardo Beni και Jing Wang το 1989 και αποτελεί έναν από τους κλάδους της τεχνητής νοημοσύνης (artificial intelligence). Ονόμασαν έτσι την συλλογική συμπεριφορά μη καταναεμημένων, αυτο-οργανωμένων φυσικών ή τεχνητών συστημάτων. Η κύρια πηγή έμπνευσης της νοημοσύνης σμήνους εμφανίζεται στη φύση, στον τρόπο οργάνωσης φυσικών οργανισμών όπως οι αποικίες μυρμηγκιών, τα σμήνη πτηνών, η συμπεριφορά των μελισσών στις κυψέλες και πολλά άλλα τα οποία παρουσιάζουν μια οργανωμένη συλλογική συμπεριφορά χωρίς να παίρνουν οδηγίες από κανέναν. Παρατηρώντας για παράδειγμα τα μυρμηγκία κατά τη μεταφορά της τροφής τους, βλέπουμε ότι ξεκινούν όλα από το ίδιο σημείο και ενώ στην αρχή ακολουθεί το καθένα ξεχωριστές διαδρομές στη συνέχεια, χωρίς να τους έχουν δοθεί συγκεκριμένες οδηγίες για την πορεία που πρέπει να ακολουθήσουν, βρίσκουν τον βέλτιστο τρόπο (πιο γρήγορο γι' αυτά) έτσι ώστε να μεταφέρουν τρόφιμα στην αποικία τους και πραγματοποιούν όλα την ίδια διαδρομή. Ακόμα και τα σμήνη πτηνών κατά τη μετανάστευση τους παρ' ότι αποτελούνται από πολλές ανεξάρτητες οντότητες (πτηνά) κινούνται συλλογικά σαν ένα σώμα ακολουθώντας μια κοινή πορεία και σχηματισμό. Παρατηρούμε δηλαδή πως παρόλο που αυτοί οι οργανισμοί ατομικά διαθέτουν σχετικά περιορισμένες ικανότητες, σαν σύνολο μπορούν να πραγματοποιήσουν αρκετά σύνθετες ενέργειες.

Καταλήγουμε έτσι ότι τα ευφυή αυτά συστήματα λειτουργούν σαν μια οντότητα, η οποία ανιχνεύει το άμεσο της περιβάλλον προκειμένου να διαλέξει τη βέλτιστη για το σύστημα ενέργεια. Χωρίς να παίρνουν οδηγίες από κάποιον η κάθε οντότητα λειτουργεί αυτόνομα και οδηγείται σε μια συλλογική συμπεριφορά.

Σε ένα τυπικό σύστημα νοημοσύνης σμήνους παρατηρούμε κάποια γνωρίσματα.

- Αρχικά αποτελείται από πολλά άτομα.
- Τα άτομα του χαρακτηρίζονται από ομοιογένεια χωρίς να είναι απαραίτητα πανομοιότυπα.
- Οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των μελών του συστήματος βασίζονται σε απλούς κανόνες συμπεριφοράς που χρησιμοποιούν μόνο τις πληροφορίες που τα μέλος ανταλλάσσουν άμεσα είτε μεταξύ τους είτε μέσω του περιβάλλοντος τους.
- Η συνολική συμπεριφορά του συστήματος απορρέει από τις αλληλεπιδράσεις των μεταξύ της μελών και με τα περιβάλλον τους (το σύστημα αυτό-οργανώνεται).

Συχνά η συμπεριφορά των ατόμων/μελών του σμήνους μπορούν να περιγραφούν με πιθανολογικούς όρους. Κάθε άτομο έχει μια στοχαστική συμπεριφορά που εξαρτάται από την αντίληψη του εκάστοτε περιβάλλοντος του. Λόγω των παραπάνω ιδιοτήτων είναι δυνατό να σχεδιάσουμε ένα ευφρές σύστημα που θα μπορεί να είναι επεκτάσιμο, παράλληλο και με ανοχή σφαλμάτων.

Τεχνικές που έχουν σαν βάση τη νοημοσύνη σμήνους χρησιμοποιούνται ευρέως σε πολλούς τομείς της επιστήμης, των μαθηματικών και της ιατρικής. Συγκεκριμένα ο στρατός ερευνά τεχνικές για τον έλεγχο επανδρωμένων τηλεκατευθυνόμενων οχημάτων. Η NASA ερευνά τη χρήση της νοημοσύνης σμήνους για χαρτογράφηση πλανητών.



Εικόνα 1.1 Σμήνος πτηνών.

## 2.2 Ρομποτική Σμήνους (swarm robotics)

Η ρομποτική σμήνους είναι μια νέα προσέγγιση στον τομέα της ρομποτικής η οποία βασίζεται στη λογική της νοημοσύνης σμήνους. Εμπνευσμένη από την ιδέα ότι η επιθυμητή συλλογική συμπεριφορά της οντότητας προκύπτει από τις αλληλεπιδράσεις που ενεργούν μεταξύ απλούστερων ρομπότ καθώς και των αλληλεπιδράσεων των ρομπότ αυτών με το περιβάλλον τους. Τα μικρότερα και απλούστερα αυτά ρομπότ σε μεγάλο βαθμό συντονίζουν το μεγαλύτερο σύστημα (Yogeswaran, 2009).

Τα κύρια χαρακτηριστικά που παρατηρήθηκαν από τα συστήματα του ζωικού βασιλείου και είναι επιθυμητά και σε συστήματα ρομποτικής είναι:

- Η **ευρωστία** που δίνει τη δυνατότητα στο ρομποτικό σύστημα ανεξάρτητα από τις διαταραχές που επέρχονται στο περιβάλλον ή τα προβλήματα που προκύπτουν στα άτομα που αποτελούν το σύστημα.
- Η **ευελιξία** που δίνει στο ρομποτικό σύστημα τη δυνατότητα να πραγματοποιεί αλληλένδετες κινήσεις για την ολοκλήρωση λειτουργιών του.
- Τέλος την **επεκτασιμότητα** που σημαίνει ότι το εκάστοτε ρομποτικό σύστημα θα πρέπει να είναι σε θέση να διατηρεί την ομαλή του λειτουργία παρά τις αλλαγές που μπορεί να υπάρξουν στο μέγεθος των τμημάτων που το αποτελούν.

Αυτά είναι κάποια από τα κυριότερα χαρακτηριστικά και ιδιότητες που είναι επιθυμητά σε ένα ρομποτικό σύστημα και είναι και αυτά εμπνευσμένα από τις ομάδες που συναντάμε στη φύση και τη συμπεριφορά που έχουν αυτές.

Οι πρακτικές εφαρμογές της ρομποτικής σμήνους είναι αρκετές και συνεχώς αυξάνονται όσο μελετώνται ακόμα οι δυνατότητες της. Από την αξιοποίηση της σε εργασίες που αφορούν κατασκευές μέχρι και λεπτές επεμβάσεις στο ίδιο το ανθρώπινο σώμα με τη χρήση της νάνο-ρομποτικής.

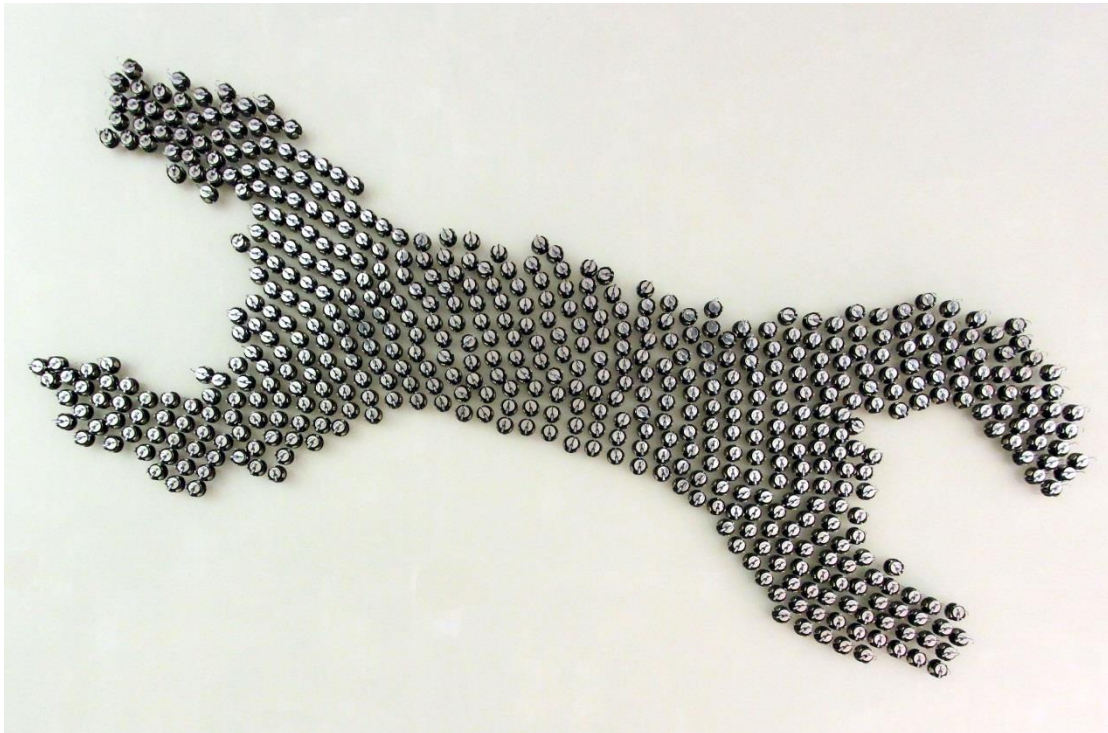
Μια από τις χρήσεις που ήδη μελετάται και δείχνει πολλά υποσχόμενη είναι η χρήση της ρομποτικής σμήνους για επιχειρήσεις κα αποστολές διάσωσης, καθώς σμήνη ρομπότ θα μπορούν γρηγορότερα και ευκολότερα, χάρη στο μεγάλο αριθμό αισθητήρων που διαθέτουν, να εντοπίζουν άτομα ή και περιοχές που βρίσκονται σε κίνδυνο και λόγω του μεγέθους και της ευκολίας κίνησης που διαθέτουν να είναι πιο αποτελεσματικά από τον άνθρωπο.

Έρευνες και πειράματα πραγματοποιούνται για την παρακολούθηση εναέριου σμήνους οχημάτων με παρακολούθηση και καθοδήγηση του σμήνους κάνοντας χρήση διαφόρων συστημάτων παρακολούθησης θέσης όπως το GPS ή ακόμα και τοπικά συστήματα σταθεροποίησης και ελέγχου του σμήνους σε περιπτώσεις που δεν γίνεται αναγνώριση θέσης μέσω GPS.

Μια ακόμα αμφιλεγόμενη χρήση τους εφαρμόζεται από τις στρατιωτικές δυνάμεις. Το Ναυτικό των ΗΠΑ πρόσφατα εξέτασε τη χρήση αυτόνομων, μη επανδρωμένα

αεροσκαφών τα οποία έχουν τη δυνατότητα να αυτό-κατευθύνονται και να εκτελούν αυτόνομα επιθετικές ενέργειες για την εξάλειψη του εχθρού.

Η ρομποτική σμήνους αποτελεί έναν τομέα που διαθέτει πολλές ακόμα δυνατότητες και ερευνώνται συνεχώς νέοι τρόποι αξιοποίησης τους και πιθανόν στο μέλλον να ανακαλυφθούν πολλοί ακόμη τρόποι αξιοποίησης και βελτιστοποίησης της.



Εικόνα 1.2 Swarm robots. Picture by Michael Rubenstein/ Harvard.

### **2.3 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization)**

Ένας μεγάλος αριθμός αλγορίθμων αναπτύχθηκε με σκοπό την επίλυση των προβλημάτων βελτιστοποίησης. Διαχωρίστηκαν είτε σε αλγόριθμους που είναι καθαρά

μαθηματικής μορφής, τους ονομαζόμενους μαθηματικούς αλγόριθμους είτε σε αλγόριθμους με πηγή έμπνευσης τη φύση. Οι παρατηρήσεις του ανθρώπου και της επιστημονικής κοινότητας σε συμπεριφορές που εμφανίζουν διάφοροι οργανισμοί στη φύση όπως είδαμε και παραπάνω (σμήνος πτηνών, αποικίες μυρμηγκιών κ.τ.λ.) στη νοημοσύνη σμήνους, αποτέλεσαν πηγή έμπνευσης για τη δημιουργία νέων αλγορίθμων. Κυρίως μετά το 2000 αναπτύχθηκαν ιδιαίτερα οι αλγόριθμοι οι οποίοι είναι εμπνευσμένοι από τη φύση. Κύριο παράδειγμα αλγορίθμων εμπνευσμένων από τη φύση αποτελούν οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms EA). Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms GA) είναι από τα κυριότερα παράγωγα των εξελικτικών αλγορίθμων είναι εμπνευσμένοι από τη Δαρβινική θεωρία. Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν οι αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους (Swarm Intelligence SI) με γνωστότερους την Αποικία των Μυρμηγκιών (Ant Colony ACO), τη Βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (Particle Swarm Optimization PSO) και την Αποικία των Μελισσών (Bee Colony BCA). Αυτό που διαφοροποιεί τους γενετικούς αλγορίθμους από τις υπόλοιπες μεθόδους βελτιστοποίησης είναι ότι χαρακτηρίζονται και ως μεθευρετικοί αλγόριθμοι. Αυτό σημαίνει ότι αναζητά τη βέλτιστη λύση σε ολόκληρο τον διαθέσιμο πληθυσμό και χαρακτηρίζονται από σχολαστικότητα.

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, particle swarm optimization (PSO), τον οποίο και θα μελετήσουμε, είναι μια έννοια που εισήχθη από τους James Kennedy και Russell Eberhart το 1995 ως αλγόριθμος βελτιστοποίησης υπολογιστικής νοημοσύνης που αναπτύχθηκε ενώ παρατούσαν η συμπεριφορά που παρουσίαζε ένα σμήνος πτηνών, και τελειοποιήθηκε από τους Kennedy, Eberhart και Shi το 2001. Σκοπός του αρχικά ήταν η προσομοίωση της κοινωνικής συμπεριφοράς διαφόρων έμβιων οργανισμών, αφού απλοποιήθηκε ο αλγόριθμος παρατηρήθηκε ότι επήλθε βελτιστοποίηση. Χαρακτηρίστηκε έτσι ως εξελικτικός μεθευρετικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης.

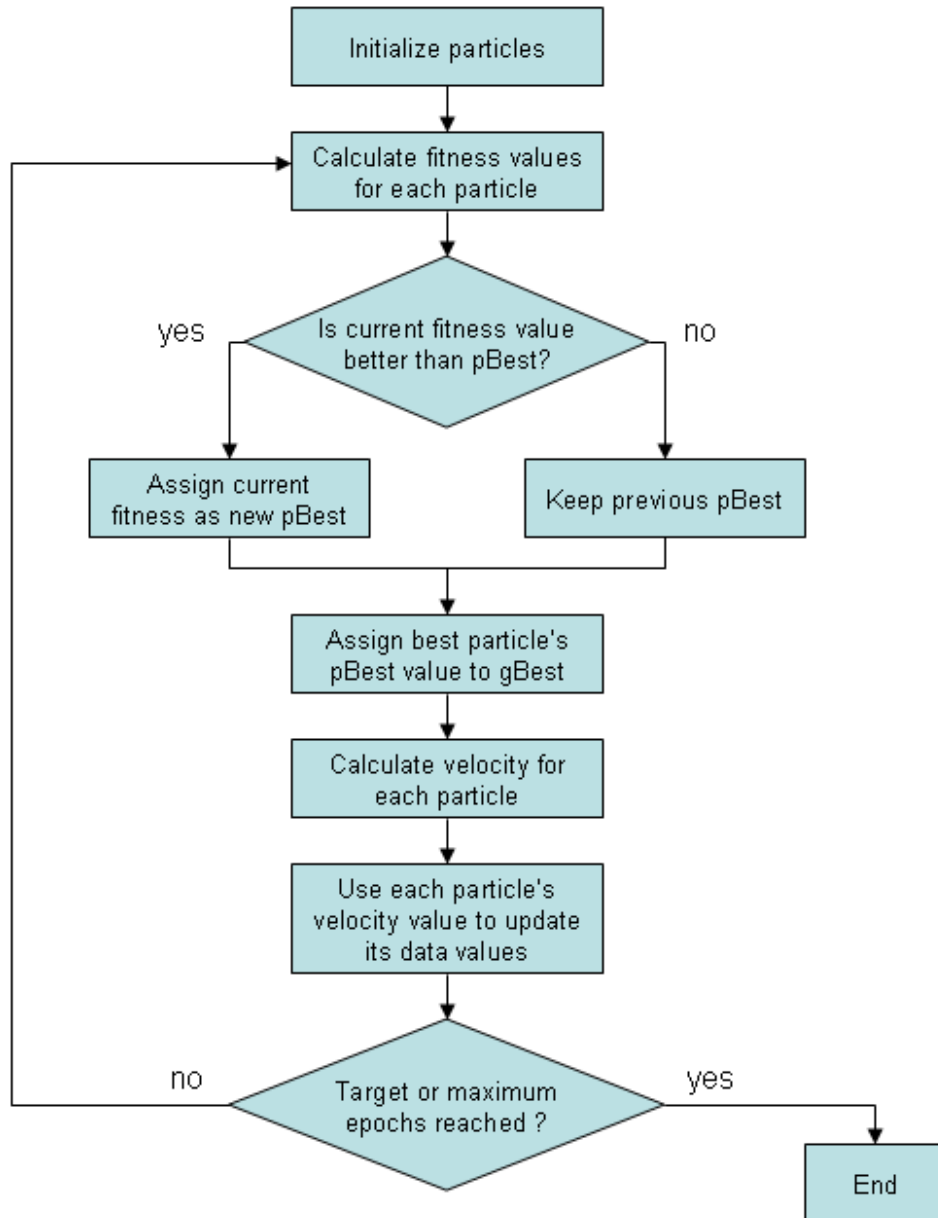
Στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων παρατηρείται ένα σύνολο από σωματίδια τα οποία αναζητούν τη βέλτιστη λύση σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης που τους έχει δοθεί. Το κάθε ένα από αυτά τα σωματίδια αποτελεί και αυτόνομα λύση στο πρόβλημα βελτιστοποίησης αλλά με βάση τα ερεθίσματα που δέχεται από τα γειτονικά του σωματίδια ή και ακόμα από την ίδια του την εμπειρία επιλέγει τον τρόπο με τον οποίο θα μπορεί να κινηθεί στο χώρο. Αυτό που τον ξεχωρίζει από τους υπόλοιπους γενετικούς αλγορίθμους είναι η ικανότητα του να “θυμάται” και να συγκρατεί λύσεις που έχει βρει στο παρελθόν και να τις αξιοποιεί όποτε εμφανιστεί παρόμοιο πρόβλημα.

Για να δούμε και πρακτικά αυτό που συμβαίνει, κατά την φάση της προετοιμασίας κάθε ένα από τα σωματίδια του συστήματος μας διαθέτει μια τυχαία αρχική θέση και μια τυχαία ταχύτητα έτσι αντίστοιχα η θέση του αυτή αποτελεί μια πιθανή λύση στο πρόβλημα μας και έχει μια τιμή που ορίζεται στη συνάρτηση του συστήματος. Το σωματίδιο κινείται μέσα στο πολυδιάστατο χώρο που έχει οριστεί και αποθηκεύει κάθε



φορά τη βέλτιστη λύση. Η ταχύτητα που κινείται το εκάστοτε σωματίδιο στην κάθε επανάληψη είναι ένα άθροισμα τριών παραγόντων:

- Της προηγούμενης του ταχύτητας.
- Μιας συνιστώσας της προηγούμενης του ταχύτητας που το οδηγεί στην αναζήτηση της νέας καλύτερης τοποθεσίας που μπορεί να πετύχει σε σχέση με την προηγούμενη καλύτερη λύση που είχε πετύχει, ατομικό βέλτιστο (pbest).
- Και τέλος μια συνιστώσα της ταχύτητας για την νέα του θέση, η οποία



βασίζεται στη ανατροφοδότηση που λαμβάνει από τα γειτονικά του σωματίδια και την καλύτερη λύση που είχαν βρει αυτά, καθολικό βέλτιστο (gbest).

Δυο από τις σημαντικές εκδοχές μελέτη του PSO είναι το ατομικό βέλτιστο (personal best ή pbest) και το καθολικό βέλτιστο (global best ή gbest). Στην πορεία μέσα από αποτελέσματα πειραμάτων προστέθηκε ακόμα μια εκδοχή του τοπικό βέλτιστο (local best ή lbest). Στην εκδοχή αυτή τα σωματίδια επικοινωνούν μόνο με τα γειτονικά τους και αντλούν τις πληροφορίες τους από αυτά και όχι από το συνολικό σμήνος, σε αντίθεση με το καθολικό βέλτιστο. Έχει αποδειχθεί ότι σε περιπτώσεις όπου ο πληθυσμός του σμήνους δεν είναι αρκετά μεγάλος η χρήση του τοπικού βέλτιστου είναι πιο αποδοτική καθώς χρησιμοποιεί μικρότερο αριθμό εντολών και πράξεων για να καταλήξει στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

Η θέση προσωπικού βέλτιστου pbest του σωματιδίου υπολογίζεται από τη σχέση:

$$pbest_i(t + 1) = \begin{cases} pbest_i(t), & \text{για } f(x_i(t + 1)) \geq f(pbest_i(t)) \\ x_i(t + 1), & \text{για } f(x_i(t + 1)) \leq f(pbest_i(t)) \end{cases}$$

Η ταχύτητα του σωματιδίου για το gbest υπολογίζεται:

$$v_{ij}(t + 1) = v_{ij}(t) + c_1 * r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 * r_{2j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)]$$

Όπου

- $v_{ij}(t)$  η ταχύτητα του σωματιδίου  $i$  τη διάσταση  $j = 1, \dots, n$

- $x_{ij}(t)$  η θέση του σωματιδίου  $i$  τη διάσταση  $j = 1, \dots, n$

- $c_1, c_2$  οι σταθερές επιτάχυνσης

Το gbest υπολογίζεται ως εξής:

$$gbest(t) \in (pbest_0(t), pbest_1(t), \dots, pbest_n(t))$$

$$\text{Με } f(gbest(t)) = \min(f((pbest_0(t), pbest_1(t), \dots, pbest_n(t)))$$

Η καθολική βέλτιστη θέση gbest για τη χρονική στιγμή t δίνεται από τη σχέση:

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

Όπου:

- $\hat{y}$  η μέχρι αυτή τη στιγμή βέλτιστη θέση των σωματιδίων

- $n$  ο συνολικός αριθμός των σωματιδίων του σμήνους

Η ταχύτητα του σωματιδίου για το lbest υπολογίζεται :

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

Όπου

- $y_{ij}(t)$  είναι η βέλτιστη θέση στη γειτονιά ενός σωματιδίου  $i$  τη στιγμή  $j$

Η τοπική βέλτιστη θέση lbest τη χρονική στιγμή t δίνεται από τη σχέση:

$$\hat{y}_i(t) \in \{N_i | f(\hat{y}_i(t))\} = \arg \min \{f(x(t))\}, \quad \forall x(t) \in N_i$$

Όπου

- $N_i$  η γειτονιά στην οποία βρίσκεται το σωματίδιο τη χρονική στιγμή  $t$

Και η γειτονιά περιγράφεται απο τη σχέση:

$$N_i = \{y_{i-n_{N_i}}(t), y_{i-n_{N_i}+1}(t), \dots, y_{i-1}(t), y_i(t), y_{i+1}(t), \dots, y_{i+n_{N_i}}(t)\}$$

Για μια γειτονιά μεγέθους  $n_{N_i}$

Αν μελετήσουμε πιο συγκεκριμένα τον αλγόριθμο PSO, παρατηρούμε ότι μια από τις βασικές μεταβλητές του λειτουργεί έχοντας ένα σύνολο (που θα ονομάσουμε σμήνος) από πιθανές λύσεις (τα σωματίδια). Τα σωματίδια κινούνται μέσα στον διαθέσιμο χώρο ακολουθώντας κάποια συγκεκριμένα πρότυπα κίνησης. Όπως είδαμε οδηγούνται από τη γνώση των ίδιων για την καλύτερη θέση στο χώρο αλλά και τη καλύτερη γνωστή θέση του σμήνους. Όταν το σωματίδιο βρει τη βέλτιστη γι' αυτό λύση θα είναι σε θέση να καθοδηγήσει το υπόλοιπο σμήνος να κάνει το ίδιο. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να βρεθεί η βέλτιστη λύση για όλο το σμήνος.

Έστω ότι η θέση ενός σωματιδίου  $i$  τη διακριτή χρονική στιγμή  $t$  συμβολίζεται με  $x_i(t)$  τότε η θέση του σωματιδίου για την χρονική στιγμή  $t + 1$  θα είναι :

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

Όπου  $x_i(t)$  είναι η θέση του σωματιδίου τη χρονική στιγμή  $t + 1$  και  $V_i$  είναι η ταχύτητα του τη δεδομένη χρονική στιγμή.

Αν δούμε λοιπόν τη βασική λειτουργία του αλγορίθμου, αυτό που εκτελείται πρώτο είναι η αρχικοποίηση των σωματιδίων. Σε κάθε σωματίδιο του σμήνους δίνεται μια αρχική τυχαία θέση μέσα στο δεδομένο χώρο και αποκτά επίσης μια τυχαία ταχύτητα κίνησης. Για κάθε ένα από αυτά τα σωματίδια πλέον που έχουν οριστεί τυχαία στο χώρο υπολογίζεται η συνάρτηση καταλληλότητας τους και αναλόγως με τις διαστάσεις και τους περιορισμούς ορίζουμε και τις παραμέτρους  $d$  της συνάρτησης. Στη συνέχεια αφού υπολογίσουμε το ατομικό βέλτιστο (pbest) του κάθε σωματιδίου, το συγκρίνουμε με την τιμή του αποτελέσματος της συνάρτησης για την τρέχουσα θέση του σωματιδίου. Εάν η τιμή που έχει τώρα η συνάρτηση είναι καλύτερη από το ατομικό βέλτιστο, τότε ενημερώνουμε το ατομικό βέλτιστο με την τρέχουσα τιμή της εξίσωσης και αντικαθιστούμε τις βέλτιστες συντεταγμένες του σωματιδίου με αυτές της εξίσωσης. Έπειτα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα της συνάρτησης για τη συνολική θέση του σμήνους και αν είναι βέλτιστα της τιμής του ισχύοντος καθολικού βέλτιστου (gbest) τότε ενημερώνουμε και το καθολικό βέλτιστο με τις νέες τιμές και διατάξεις στο χώρο. Το επόμενο βήμα είναι η αλλαγή της θέσης και της ταχύτητας των σωματιδίων ακόμη μια φορά με βάση τις παρακάτω εξισώσεις:

$$v_{id} = v_{id} + c_1 * r_1 * (p_{id} - x_{id}) + c_2 * r_2 * (p_{gd} - x_{id})$$

$$X_{id} = x_{id} + v_{id}$$

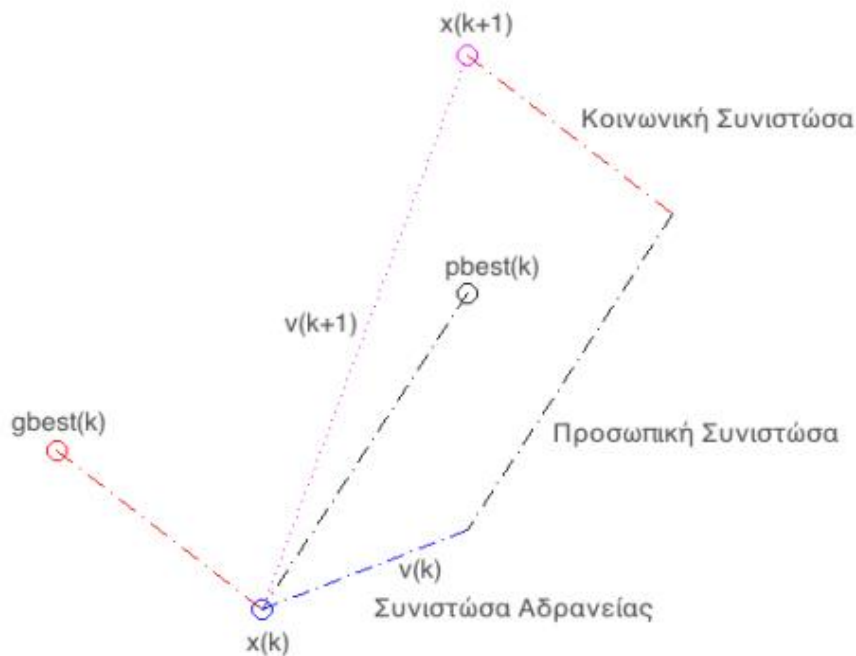
Όπου

- $x_{id}$  είναι η θέση του σωματιδίου  $i$

- $v_{id}$  είναι η ταχύτητα του

- $c_1, c_2$  είναι σταθερές επιτάχυνσης, οι οποίες μέσα από αρκετά πειράματα και δοκιμές με τον  $ps0$  ισούνται σχεδόν πάντα με 2 και

- $r_1, r_2$  είναι μεταβλητές που λαμβάνουν τυχαίες τιμές στο διάστημα  $[0,1]$ .



Εικόνα 3 υπολογισμός ταχύτητας σωματιδίου

Αφού υπολογιστούν οι τιμές της ταχύτητας και της θέσης για τα σωματίδια τότε δίνονται εκ νέου ως τιμές στα σωματίδια και η προαναφερθείσα διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να πληρούνται τα κριτήρια που έχουν οριστεί για τη διακοπή του αλγορίθμου ( δηλαδή οι επιθυμητή τιμή της συνάρτησης ) ή να φτάσουμε στον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων.

Τα χαρακτηριστικά του PSO που τον κάνουν να υπερτερεί σε σχέση με άλλες υπολογιστικές μεθόδους είναι τα εξής:

- Η *ταχύτητα*. Καθώς μπορεί να παράγει τα ίδια αποτελέσματα με άλλες μεθόδους σε πολύ λιγότερο χρόνο, αφού χρησιμοποιεί πολύ λιγότερες συναρτήσεις υπολογισμού.
- Η *ποιότητα*. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από έρευνες με χρήση του κώδικα αποδεικνύουν πως συγκρινόμενος ακόμα και με άλλους γενετικούς αλγόριθμους, διαθέτει έναν εξαιρετικό μηχανισμό εύρεσης τόσο τοπικών όσο και ολικών βέλτιστων.
- Η *ευελιξία*. Η πληθώρα των προβλημάτων τα οποία μπορεί να επιλύσει είναι πολύ μεγαλύτερη από άλλες μεθόδους. Μπορεί αν ανταπεξέλθει αποτελεσματικά και σε προβλήματα με μη κυρτές συναρτήσεις ή και συναρτήσεις που παρουσιάζουν ασυνέχεια όπου άλλες τεχνικές δεν είναι αποτελεσματικές.

Χρησιμοποιεί ακόμα και μικρότερη υπολογιστική ισχύ, καθώς λόγω της δομής του δεν χρειάζεται να μετασχηματιστεί στην πορεία.

Η συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function), ορίζεται ως το ελάχιστο του αθροίσματος των τετραγώνων της διαφοράς των μετρούμενων και των προβλεπόμενων, από τον αλγόριθμο, τιμών.

$$\sum_{i=0}^n [T_r(\text{measured}) - T_r(\text{stimulated})]^2$$

Όπου  $n$  ο αριθμός των δειγμάτων μέσα στο ορισμένο χρονικό διάστημα  $\Delta t$ .

Είναι πολύ σημαντικό να οριστούν περιορισμοί και να διαχειρίζονται ορθά μέσα από τον αλγόριθμο για την αποτελεσματικότερη βελτιστοποίηση και την ορθή διατύπωση της συνάρτησης καταλληλότητας. Έχουν οριστεί για το σκοπό αυτοί κάποιες βασικές μέθοδοι διαχείρισης των περιορισμών.

Γνωστότερη μέθοδος είναι η μέθοδος ποινής (penalty method) η οποία εισάγει μια ποινή στην αντικειμενική συνάρτηση για την αποφυγή αναζήτησης λύσεων σε μη αποδεκτές περιοχές.

Η απόρριψη των μη αποδεκτών λύσεων είναι ακόμα μέθοδος, στην περίπτωση της οποίας οι μη αποδεκτές λύσεις δεν λαμβάνονται καθόλου υπόψιν.

Έχουμε ακόμη την δυνατότητα να μετατρέψουμε το πρόβλημα που περιέχει τους περιορισμούς (constrained problem) σε πρόβλημα χωρίς περιορισμούς (unconstrained problem) και να το επιλύσουμε με τις γνωστές μεθόδους.

Μια αρκετά γνωστή μέθοδος διαχείρισης είναι η μέθοδος ταξινόμησης pareto και χρησιμοποιείται σε πρακτικές εφαρμογές γιατί αξιοποιεί την λογική της πολύ-

αντικειμενικής βελτιστοποίησης (multi-objective optimization) ταξινομώντας τις πιθανές λύσεις με βάση των βαθμό παραβίασης των περιορισμών.

Χρησιμοποιούμε ακόμα τη μέθοδο διόρθωσης, η οποία πραγματοποιεί διάφορες ενέργειες στις λύσεις που παραβιάζουν τους περιορισμούς για να τις μετατρέψουν σε αποδεκτές.

Τέλος χρησιμοποιείται και η μέθοδος διατήρησης σκοπιμότητας (preserving feasibility method) η οποία περιορίζει τις λύσεις να κινούνται μόνο μέσα στον αποδεκτό χώρο κίνησης χρησιμοποιώντας ειδικούς τελεστές για την μετατροπή τους.

Πλεονεκτήματα του αλγορίθμου PSO:

- Η ικανότητα του να “θυμάται” και να αποθηκεύει τις καλύτερες θέσεις των σωματιδίων, τόσο τα ατομικά βέλτιστα όσο και τα ολικά. Αυτό κάνει τη σύγκλιση πιο γρήγορη καθώς κατευθύνει τα σωματίδια προς τις περιοχές που είναι πιθανότερο να είναι κατάλληλες για τη βελτιστοποίηση.
- Η απλότητα του σαν κώδικας. Χρησιμοποιεί βασικές και απλές εξισώσεις για τις παραμέτρους του έτσι ο κώδικας του είναι απλός και χρειάζεται μόνο λίγες γραμμές κώδικα για την ολοκλήρωσή του.
- Διαθέτει την ικανότητα να προσαρμόζεται άμεσα στις αλλαγές του περιβάλλοντος του και τις εναλλαγές από στατικά σε δυναμικά περιβάλλοντα παραμένοντας αποδοτικός.

Μειονεκτήματα του αλγορίθμου PSO:

- Αν στο δεδομένο προς βελτιστοποίηση πρόβλημα δεν μπορούν να οριστούν αρχικές θέσεις των σωματιδίων, ή να δοθεί ένας τρόπος εύρεσης της επόμενης τους θέσης στο χώρο ο αλγόριθμος δεν μπορεί να ανταπεξέλθει.
- Κάθε σωματίδιο στον αλγόριθμο χαρακτηρίζεται από ομοιογένεια. Υποθέτει πως όλα τα σωματίδια έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά και τις ίδιες ικανότητες κίνησης, κάτι που στα πραγματικά προβλήματα δεν υφίσταται.
- Λόγω της φύσης του, αναζητά να βρει τη βέλτιστη λύση του προβλήματος αγνοώντας την πιθανότητα ύπαρξης παραπάνω από μιας σωστής και βέλτιστης λύσης.

Βασικός ψευδοκώδικας του αλγορίθμου PSO:

```
For each particle
{
  Initialize particle
}

Do until maximum iterations or minimum error criteria
{
  For each particle
  {
    Calculate Data fitness value
    If the fitness value is better than pBest
    {
      Set pBest = current fitness value
    }
    If pBest is better than gBest
    {
      Set gBest = pBest
    }
  }

  For each particle
  {
    Calculate particle Velocity
    Use gBest and Velocity to update particle Data
  }
}
```

## 2.4 Παράμετροι του PSO



Η σωστή εκτέλεση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων προϋποθέτει τον ορισμό κάποιων σημαντικών μεταβλητών. Αρχικά πρέπει να γνωρίζουμε το μέγεθος  $n$  του σμήνους, τον αριθμό δηλαδή των σωματιδίων απο τα οποία αποτελείτε. Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος του σμήνους τόσο πιο πολύ δυσκολεύει η εύρεση της βέλτιστης λύσης καθώς αυξάνεται η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου. Το ιδανικό μέγεθος ενός σμήνους, όπως αυτό έχει προκύψει μέσα από έρευνες, είναι κάπου ανάμεσα στα 10 έως 30 σωματίδια

Η επόμενη μεταβλητή που μας ενδιαφέρει είναι το μέγεθος της γειτονιάς του κάθε σωματιδίου δηλαδή ο αριθμός των σωματιδίων με τα οποία επικοινωνεί. Όσο πιο μικρή είναι η γειτονιά τόσο πιο μικρός και ο αριθμός των σωματιδίων με τα οποία υπάρχει αλληλεπίδραση και κατ' επέκταση λιγότερα πιθανά τοπικά ελάχιστα.

Επειτα έχουμε τον αριθμό των επαναλήψεων του αλγορίθμου. Συνήθως ο αριθμός αυτός ορίζεται από τη αρχή της εκτέλεσης του κώδικα αφού όσο αυξάνονται οι επαναλήψεις τόσο πιο πολύπλοκο γίνεται το μαθηματικό μοντέλο και τόσο πιο πολύ ανεβαίνει το κόστος εκτέλεσης. Αντίθετα ο μικρός αριθμός επαναλήψεων μπορεί να οδηγήσει στον πρόωρο τερματισμό του αλγορίθμου χωρίς να έχει βρεθεί η βέλτιστη λύση.

Ακόμα σημαντική μεταβλητή στον αλγόριθμο είναι η μέγιστη ταχύτητα με την οποία μπορεί να κινείται το σωματίδιο. Ορίζεται ίση συνήθως με το επιτρεπτό όριο τιμών για να αποφεύγουμε την απομακρυσμένη κίνηση των σωματιδίων που θα καθυστερεί την εκτέλεση του αλγορίθμου.

Κάποιες άλλες παράμετροι που λαμβάνουμε υπόψη είναι οι σταθερές επιτάχυνσης  $c_1, c_2$  και τα τυχαία διανύσματα  $r_1, r_2$  τα οποία επηρεάζουν το αποτέλεσμα. Οι τιμές αυτές εισάγουν το στοχαστικό στοιχείο στο αλγόριθμο μας. Στις περισσότερες εφαρμογές οι τιμές των  $c_1, c_2$  εξισώνονται για να οδηγήσουν την κίνηση των σωματιδίων προς τον μέσο όρο του προσωπικού και του ολικού μεγίστου.

Λαμβάνουμε υπόψη ακόμα τον συντελεστή αδράνειας (inertia weight) ο οποίος συμπεριφέρεται ως συντελεστής βαρύτητας για να ελέγχει την ορμή του σωματιδίου (momentum). Το σωματίδιο κινείται με μικρότερη ορμή προς τη νέα του θέση για να αποφεύγονται η μεγάλες διακυμάνσεις στην κίνηση.

Τέλος μεγάλης σημασίας είναι η επιλογή του τρόπου τερματισμού του αλγορίθμου, είτε αφορά τον ορισμό του αριθμού των επαναλήψεων ή των κριτηρίων διακοπής του.

## 2.5 Κριτήρια διακοπής του PSO

Όπως έχουμε αναφέρει σκοπός του PSO αλλά και των λοιπών αλγορίθμων βελτιστοποίησης είναι η εύρεση του καθολικού βέλτιστου. Ωστόσο δεν είναι πάντα εύκολο να καθοριστεί η στιγμή αυτή και έτσι γίνεται πιο δύσκολο να αντιληφθούμε ποιο είναι το σημείο όπου πρέπει να διακοπεί η εκτέλεση του αλγορίθμου. Η επιλογή των κριτηρίων διακοπής πρέπει να είναι κάτι με το οποίο είμαστε αρκετά προσεκτικοί καθώς η λάθος επιλογή μπορεί να έχει σαν αποτέλεσμα είτε τη διακοπή της βελτιστοποίησης προτού το σμήνος φτάσει στην επιθυμητή θέση ή να υπάρξει σπατάλη πόρων αφού ο αλγόριθμος θα διακοπεί σε μεγάλο βάθος χρόνου.

Ένας από τα βασικά κριτήρια διακοπής ενός αλγορίθμου είναι ο ορισμός ενός μέγιστου αριθμού επαναλήψεων, έτσι ώστε όταν ο αλγόριθμος φτάσει αυτό τον αριθμό να διακόπτεται η λειτουργία του. Χρησιμοποιώντας όμως άλλα κριτήρια διακοπής που έχουν το πλεονέκτημα να αντιδρούν προσαρμοστικά στην κατάσταση της βελτιστοποίησης μπορούμε να γλιτώσουμε επαναλήψεις. Κάθε κριτήριο διακοπής που εισάγουμε έχουμε δυστυχώς παράλληλα και την εισαγωγή μίας ή και περισσότερων ακόμα παραμέτρων.

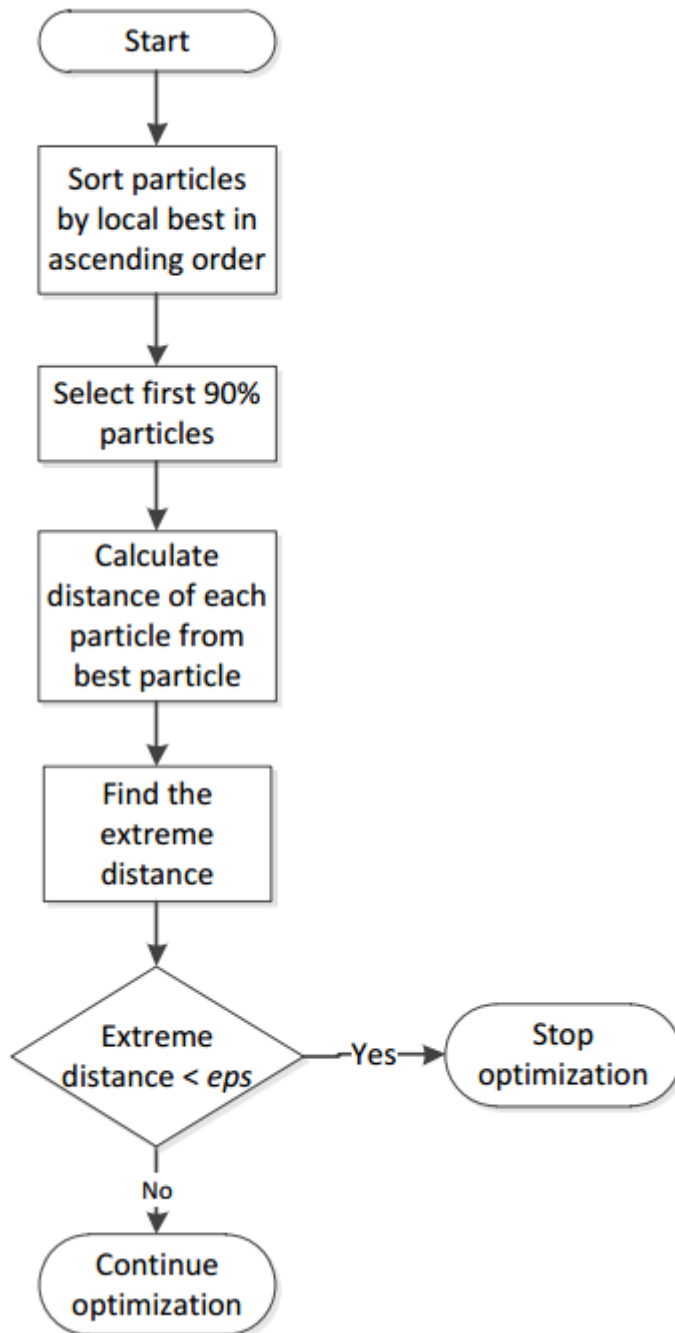
Παρακάτω θα εξετάσουμε τα κριτήρια διακοπής που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διακοπή του αλγορίθμου PSO αλλά και των λοιπών γενετικών αλγορίθμων. Τα κριτήρια αυτά έχουν μια διαφοροποίηση από τους συμβατικούς τρόπους διακοπής καθώς αντί να κάνουν χρήση της τρέχουσας θέσης  $x_i$  χρησιμοποιούν το ατομικό βέλτιστο  $p_i$  του κάθε σωματιδίου για τον υπολογισμό των συνθηκών διακοπής μιας και οι διακυμάνσεις τους στις τιμές είναι πολύ πιο ομαλές και έτσι η βελτιστοποίηση τρέχει ευκολότερα. Βασικές κατηγορίες είναι οι εξής:

- *Κριτήρια με βάση τη βελτιστοποίηση (improvement-based)*. Τα κριτήρια αυτά διακόπτουν τη λειτουργία εάν παρατηρείται μόνο μικρή βελτιστοποίηση καθώς στα πρώτα στάδια της εκτέλεσης παρατηρούνται μεγάλες βελτιστοποιήσεις και στην πορεία της εκτέλεσης γίνονται όλο και μικρότερες.
  1. *ImpBest*: Κατά την εκκίνηση της βελτιστοποίησης θέτεται ένα όριο  $z$ , έτσι ώστε εάν για έναν αριθμό επαναλήψεων η βασική αντικειμενική συνάρτηση πέσει κάτω από αυτό το όριο διακόπτεται η εκτέλεση.
  2. *ImpAv*: Παρόμοια με την *ImpBest*, μόνο που αντί της τιμής βασικής αντικειμενικής συνάρτησης υπολογίζει το μέσο όρο από όλο το σμήνος.
  3. *NoAcc*: Ελέγχει αν τα  $p_{best}$  σε έναν συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων έχουν παρουσιάσει βελτιστοποίηση.

- *Κριτήρια με βάση την κίνηση.* Τα κριτήρια αυτά δίνουν προσοχή όχι στην βελτιστοποίηση αλλά στην κίνηση μέσα στο διαθέσιμο χώρο.
  1. *MonObj:* Στην εκκίνηση της βελτιστοποίησης τίθεται ένα όριο κίνησης για τα σωματίδια και έτσι αν σε έναν ορισμένο αριθμό επαναλήψεων η κίνηση τους είναι κάτω του ορίου διακόπτεται η βελτιστοποίηση.
  2. *MonPar:* Ελέγχεται η μετατόπιση με βάση ορισμένα σημεία στο χώρο και αντίστοιχα εάν είναι κάτω του ορίου διακόπτεται η εκτέλεση.
- *Κριτήρια με βάση την κατανομή.* Ελέγχουν την πολυμορφία του σμήνους. Εάν είναι σε χαμηλό επίπεδο σημαίνει πως τα σωματίδια είναι κοντά το ένα στο άλλο άρα έχουν φτάσει στον επιθυμητό στόχο.
  1. *StdDev:* Ελέγχει εάν η απόκλιση των μεταξύ τους θέσεων είναι μικρότερη από το καθορισμένο όριο.
  2. *MaxDist:* Εξετάζει την απόσταση του κάθε σωματιδίου από αυτό που έχει επιτύχει τη βέλτιστη θέση. Εάν η απόσταση είναι μικρότερη του ορίου διακόπτεται η βελτιστοποίηση.
  3. *MaxDistQuick:* Είναι παρεμφερές με το *MaxDist*, μόνο που αντί να ελέγχει το κάθε σωματίδιο χρησιμοποιεί έναν απλό αλγόριθμο που βρίσκει το καλύτερο ποσοστό των σωματιδίων και συγκρίνει με αυτό ως βάση. Με αυτή την διαφοροποίηση το *MaxDistQuick* μπορεί να διακόψει τον αλγόριθμο πολύ πιο γρήγορα από το *MaxDist* αφού δεν έχει τα σωματίδια που βρίσκονται σε μεγάλη απόσταση να μειώνουν το μέσο όρο.
  4. *Diff:* Η διαφορά μεταξύ της καλύτερης και της χειρότερης τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης δεν πρέπει να είναι κάτω από το δεδομένο όριο.
- *Μεικτά κριτήρια.* Δημιουργήθηκαν στην πορεία και συνδυάζουν χαρακτηριστικά των προαναφερθέντων.
  1. *ComCrit:* Αποτελεί συνδυασμό του *ImpAn* και του *MaxDist*, αφού μόνο εάν πληρούνται οι προϋποθέσεις του *ImpAn* προχωρά στο *MaxDist*.
  2. *Diff\_MaxDistQuick:* Αντίστοιχα σε αυτή την περίπτωση εάν το *Diff* πληροί τις προϋποθέσεις ελέγχεται και το *MaxDistQuick*.

Στην περίπτωση μας το κριτήριο που θα χρησιμοποιηθεί είναι το *MaxDist Quick*. Η βελτιστοποίηση κατ' επέκταση διακόπτεται εάν η μέγιστη απόσταση του συνόλου των βέλτιστων σωματιδίων είναι μικρότερη από το όριο που έχει οριστεί στην αρχή της εκτέλεσης ή εάν έχει επιτευχθεί ο μέγιστος αριθμός των επαναλήψεων. Τα σωματίδια δηλαδή διαχωρίζονται με βάση τη βελτιστοποίηση που παρουσιάζουν και έπειτα το υποσύνολο των βέλτιστων σωματιδίων επιλέγεται για τη σύγκριση. Η ευκλείδεια απόσταση κάθε σωματιδίου του συνόλου από το καλύτερο σωματίδιο υπολογίζεται.

Έτσι ο αλγόριθμος σταματάει μόνο εάν η μέγιστη απόσταση του υποσυνόλου είναι κάτω του ορίου.



Εικόνα 4 Κριτήριο διακοπής MaxDistQuick

## 3 Διανομή θερμότητας

### 3.1 Μεταφορά θερμότητας

Ο βασικός νόμος που αφορά τη μεταφορά θερμότητας αναφέρει πως η θερμότητα μεταφέρεται από το θερμό σώμα (ή υγρό) προς το ψυχρό άρα απαιτείται να υπάρχει διαφορά θερμοκρασίας ανάμεσα στα δύο σώματα. Στην πράξη αυτό σημαίνει πως αν το σώμα που θέλουμε να ζεστάνουμε ή να κρυώσουμε αντίστοιχα έχει την ίδια θερμοκρασία με το σώμα θέρμανσης δεν υφίσταται μεταφορά θερμότητας.

Η θερμότητα έχει την ικανότητα να μεταφέρεται με τρεις διαφορετικούς τρόπους.

- Με την *μεταβίβαση*, κατά την οποία η θερμότητα μεταφέρεται μέσω ενός στερεού σώματος ή μέσω υγρού χωρίς αυτό να σημαίνει κίνηση του υγρού. Η θερμότητα μεταφέρεται αλυσιδωτά μέσω των μορίων του υγρού μέχρι να φτάσει στο σημείο θέρμανσης. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι γνωστό ως *θερμική αγωγιμότητα*.
- Με την *μεταγωγή*, όπου η θερμότητα μεταφέρεται μέσω της κίνησης του υγρού.
- Και τέλος με την *ακτινοβολία*, κατά την οποία η μεταφορά της ενέργειας γίνεται μεταξύ δύο σωμάτων τα οποία δεν βρίσκονται άμεσα σε επαφή αλλά επιτυγχάνεται μέσω ενός διαμεσολαβητή.

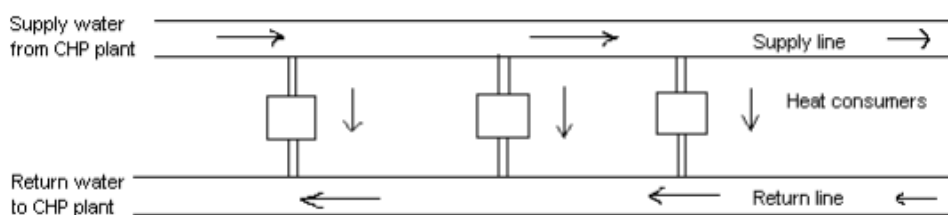
Συνήθως η μεταφορά θερμότητας στους εναλλάκτες θερμότητας με χρήση υγρών γίνεται με συνδυασμό μεταξύ της μεταγωγής και της μεταβίβασης θερμότητας. Με αυτόν τον τρόπο μεταφέρεται η ενέργεια από το σημείο παραγωγής της στο σημείο κατανάλωσης.

Η λειτουργία των δικτύων διανομής θερμότητας είναι αρκετά βασική και σημαντική και είναι η μεταφορά της θερμότητας από το σημείο παραγωγής της στο σημείο ή τα σημεία κατανάλωσης. Η θερμότητα μεταφέρεται κυρίως μέσω του νερού και κάποιες φορές μέσω ατμού και προορίζεται για θέρμανση χώρων και θέρμανση του νερού.

Για την αποδοτικότερη λειτουργία τους, τα δίκτυα διανομής θερμότητας θα πρέπει να πληρούν κάποιες προϋποθέσεις. Η θερμότητα από το σημείο παραγωγής μέχρι τη στιγμή που φτάνει στο σημείο κατανάλωσης πρέπει να διατηρεί τόσο ποσότητα όσο και σε ποιότητα τις τιμές που έχουν ζητηθεί και να υπάρχουν όσο το δυνατόν λιγότερες απώλειες κατά τη μεταφορά της. Η ποσότητα της θερμότητας που μεταφέρεται εξαρτάται από την ταχύτητα ροής της ενέργειας. Η ποιότητα της θερμικής ενέργειας είναι αλληλένδετη με τη θερμοκρασία μέσω των αγωγών μεταφοράς. Παράλληλα για να διατηρείται το κόστος διανομής στο ελάχιστο δυνατό, πρέπει να συνυπάρχουν ο σωστός χρόνος παράδοσης, η ποιότητα αλλά και η ποσότητα της θερμικής ενέργειας. Αντιλαμβανόμαστε συνεπώς τη σημαντικότητα της διατήρησης των σωστών συνθηκών κατά την παραγωγή και την κατανάλωση.

Το σύστημα παραγωγής, διανομής και κατανάλωσης θερμικής ενέργειας είναι αρκετά μεγάλο και πολύπλοκο, καθώς και η ανάλυση των χαρακτηριστικών του για τη βέλτιστη λειτουργία του συστήματος έχει αρκετές δυσκολίες και δεν είναι πάντα ακριβής με τις γνωστές μας μεθόδους. Όλα αυτά συντελούν στο να υπάρχουν οικονομικές απώλειες.

Στο παρελθόν οι μέθοδοι που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά κόρον για τα δίκτυα μεταφοράς θερμότητας είναι η μέθοδος Pinch Analysis, ο μαθηματικός προγραμματισμός αλλά και κάποιες άλλες υβριδικές τεχνικές όπως οι φυσικοί αλγόριθμοι. Καμία από τις παραπάνω μεθόδους δεν χρησιμοποιούσε κριτήρια βελτιστοποίησης. Κατά συνέπεια τελευταία άρχισαν να χρησιμοποιούνται νέες μεθόδους τεχνικές με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων. Όπως ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, οι διαφορικές εξισώσεις και τα νευρωνικά δίκτυα.



Εικόνα 5 Δίκτυο διανομής θερμότητας

### 3.2 Βελτιστοποίηση σε Δίκτυο διανομής θερμότητας

Εξετάζουμε τα εργοστάσια συμπαραγωγής ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας (combined heat and power plant CHP) τα οποία μπορούν να παράγουν θερμότητα, είτε με τη μορφή ατμού είτε με η μορφή νερού, αλλά και ηλεκτρισμό. Το μεγάλο τους πλεονέκτημα είναι ότι μπορούν να ανακτήσουν ένα μεγάλο μέρος της παραγόμενης θερμικής ενέργειας σε αντίθεση με άλλα συστήματα παραγωγής ενέργειας. Η συμπαραγωγή ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας και η τηλεθέρμανση είναι δύο από τις πιο φθηνές και από τις πιο φιλικές προς στο περιβάλλον μεθόδους παραγωγής ενέργειας.

Το μοντέλο που εξετάζουμε σκοπό έχει να ελέγχει τη κατανάλωση της θερμότητας σε ένα οικοδομικό συγκρότημα, το οποίο έχει επιλεγεί, με κεντρική πηγή θέρμανσης και ένα αρκετά μεγάλο δίκτυο διανομής. Αυτό που θέλουμε κατά βάση να επιτύχουμε είναι η βελτιστοποίηση στο μοντέλο αυτό.

Γενικότερα βελτιστοποίηση επιτυγχάνεται όταν η παραγωγή, η διανομή και η κατανάλωση ενέργειας βρίσκονται σε ενεργειακή μεταξύ τους ισορροπία. Η ενεργειακή αυτή ισορροπία θέλουμε να υφίσταται στο συνολικό χρονικό διάστημα το οποίο εξετάζουμε και όχι κάθε διακριτή χρονική στιγμή στην οποία παίρνουμε αποτελέσματα. Στην πράξη αυτό μεταφράζεται ότι στο χρονικό διάστημα που έχουμε ορίσει, έστω  $\Delta t$  με συγκεκριμένη χρονική στιγμή εκκίνησης  $t$ , η ποσότητα της θερμικής ενέργειας που καταναλώνεται μέσα σε αυτό παράγεται εκ των προτέρων και μεταφέρεται από το σημείο παραγωγής της ενέργειας στο τελικό σημείο κατανάλωσης της. Έτσι τα συστήματα διανομής διαθέτουν την ικανότητα να συσσωρεύουν κάποια (τις περισσότερες φορές μεγάλη) ποσότητα θερμικής ενέργειας με σκοπό να μπορεί να αντισταθμίσει οποιαδήποτε ενεργειακή διαφορά ή ζήτηση από το σημείο παραγωγής μέχρι το σημείο κατανάλωσης. Το μέγεθος της ποσότητας της θερμικής ενέργειας που μπορεί να συσσωρευτεί εξαρτάται από το ποσό της θερμικής ενέργειας που δεσμεύεται στα μέσα μεταφοράς της θερμότητας και από τη μέγεθος του χώρου θέρμανσης ή την μάζα του θερμενόμενου αντικειμένου.

Θέλοντας να απλοποιήσουμε το μοντέλο διανομής, θεωρούμε ως  $\Delta t$  το χρονικό διάστημα για την παραγωγή και την κατανάλωση ενέργειας, όπου είναι ίσα. Ως  $\delta(t)$  ορίζουμε το διάστημα μεταξύ της παραγωγής και της κατανάλωσης της θερμότητας (transport delay), ως  $P_p(t - \delta(t))$  την παραγωγή της θερμικής ενέργειας τη χρονική στιγμή  $t$  στο διάστημα  $(t - \delta(t))$  και ως  $P_p(t)$  την κατανάλωση της θερμικής ενέργειας τη χρονική στιγμή  $t$ . Καταλήγουμε στην ακόλουθη εξίσωση :

$$\int_t^{t+\Delta t} (P_p(t) - \delta(t)) dt = \int_t^{t+\Delta t} P_c(t) dt + \int_t^{t+\Delta t} A(t) dt$$

Και απλοποιώντας την καταλήγουμε:

$$Q_p = Q_c + \Delta A$$

Όπου:

$Q_p$  η θερμότητα που παράγεται στο χρονικό διάστημα  $\Delta t$

$Q_c$  η θερμότητα που καταναλώνεται στο χρονικό διάστημα  $\Delta t$

$\Delta A$  οι αλλαγές στη συσσώρευση της θερμικής ενέργειας στο δίκτυο μας το διάστημα  $\Delta t$

Αυτό που θέλουμε κατά βάση να επιτύχουμε είναι να μειώσουμε στο ελάχιστο τις μεταβολές στη συσσώρευση της θερμικής ενέργειας παρόλο που δεν είναι εύκολο λόγω των διαφόρων εξωτερικών παραγόντων που επηρεάζουν τις μεταβλητές.

Μια παράμετρος που επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την αποδοτικότητα των δικτύων θέρμανσης είναι ο παράγοντας απώλειας θερμότητας. Ο παράγοντας αυτός εξαρτάται από τον συνολικό συντελεστή μεταφοράς θερμότητας, τον μέσο όρο του μεγέθους των σωληνώσεων, την ποσότητα ζήτησης της θερμότητας αλλά και από την μόνωση των σωληνώσεων.

### 3.3 Μοντέλο προσομοίωσης

Η προσομοίωση είναι μια από τις λίγες μεθόδους που μπορούν να χρησιμοποιηθούν με αποτελεσματικότητα για την ανάλυση μεγάλων και σύνθετων συστημάτων. Απαραίτητο για την προσομοίωση είναι η δημιουργία ενός μοντέλου του συστήματος που θέλουμε να εξετάσουμε, πλέον ένα μοντέλο αποκλειστικά δημιουργημένο σε



ηλεκτρονικό υπολογιστή. Πάνω στο μοντέλο αυτό θα μπορέσουν έπειτα να διεξαχθούν πειράματα και με βάση τα αποτελέσματα θα μπορούμε να εφαρμόσουμε τις νέες γνώσεις που θα αποσκοπήσουμε στο πραγματικό μας σύστημα.

Τα οφέλη από τη χρήση μοντέλου προσομοίωσης είναι κατά βάση δυο:

- Χρήση του μοντέλου εκτός σύνδεσης: έχουμε τη δυνατότητα να αναλύσουμε τις δυνατότητες, τα χαρακτηριστικά και τη συμπεριφορά του συστήματος σαν ένα δυναμικό σύστημα.
- Χρήση του μοντέλου σε σύνδεση: μπορούμε να ενσωματώσουμε το μοντέλο προσομοίωσης στο ελεγχόμενο σύστημα έτσι ώστε να μπορούμε να προβλέψουμε κάποια συμπεριφορά του στο μέλλον.

Το δίκτυο διανομής κατά κύριο λόγο αποτελείται από πηγές παραγωγής θερμικής ενέργειας και τα σημεία κατανάλωσης τα οποία είναι εγκάρσια συνδεδεμένα με σωληνώσεις. Οι σωληνώσεις χωρίζονται σε τμήματα που συνδέονται μεταξύ τους με κόμβους. Το κάθε τμήμα ξεκινά και τελειώνει με έναν κόμβο και διαχωρίζεται σε διάφορες σωληνώσεις. Ο κάθε αγωγός θερμότητας χαρακτηρίζεται από το σημείο ροής και τη μεταφορά θερμότητας.

Όπως φαίνεται και στην παρακάτω σχηματική αναπαράσταση:

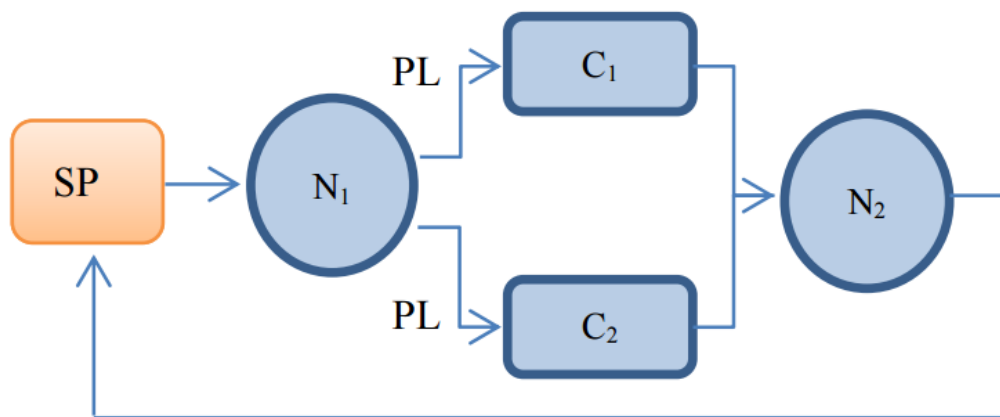
όπου

-N κόμβος

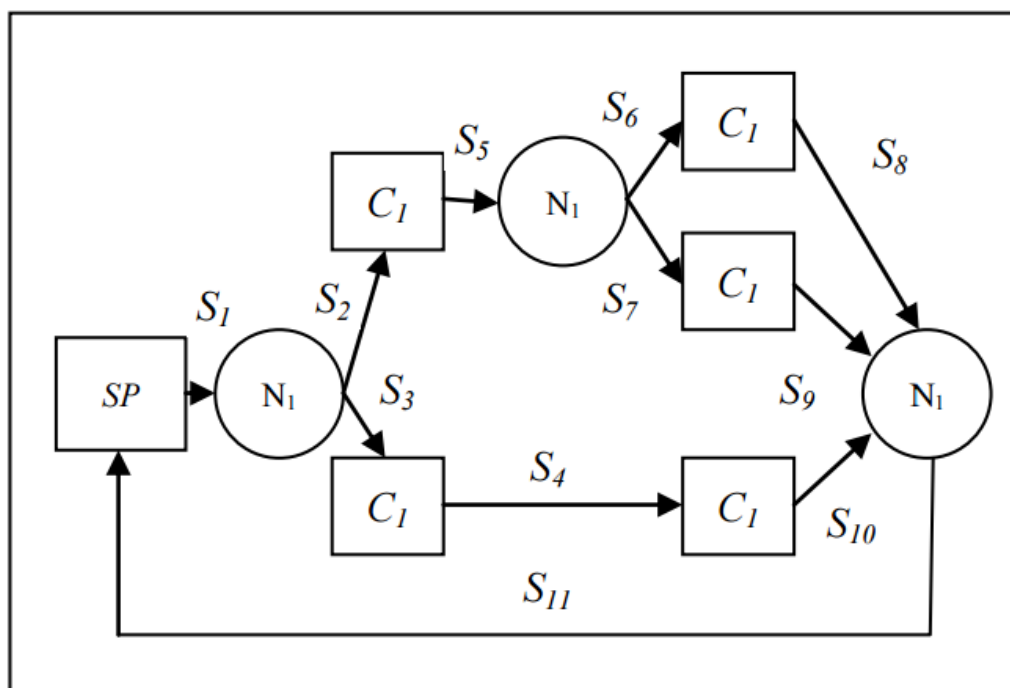
-SP είναι η παροχή

-PL είναι η διασωλήνωση και

-C οι καταναλωτές.



Εικόνα 6 Σχηματική αναπαράσταση δικτύου θέρμανσης



Εικόνα 7 δίκτυο διανομής θερμότητας

## 4 Μοντελοποίηση Δικτύου Διανομής

### 4.1 Περιγραφή μοντέλου

Ένα βασικό στοιχείο στην προσομοίωση είναι η “διακριτή κβαντική ροή” (discrete flow quantum DFQ) του υγρού. Το DFQ ρέει μέσα στο δίκτυο διανομής ενώ στη διάρκεια της διαδρομής χάνει ενέργεια. Το ποσό της θερμικής ενέργειας του DFQ εξαρτάται από την θερμοκρασία και την ποσότητα του νερού που ρέει στις σωληνώσεις. Δύο διαδικασίες που προτείνονται για την ολοκλήρωση του μοντέλου είναι η ροή της μάζας και η μεταφορά θερμότητας.

### 4.2 Μοντελοποίηση της ροής

Παράλληλα με την παρακολούθηση της κβαντικής ροής στο δίκτυο διανομής πρέπει να σεβόμαστε τους θεμελιώδεις νόμους της φυσικής όπως τον νόμο διατήρησης της μάζας, το νόμο διατήρησης της ενέργειας και το νόμο της συνέχισης που ισχύουν και για τη ροή του υγρού. Ακολουθώντας τους νόμους αυτούς μπορούμε να καταλήξουμε στη μοντελοποίηση.

Παρακολουθώντας το δίκτυο για την κβαντική ροή  $jDFQ_i$  σε κάθε βήμα της προσομοίωσης καταλήγουμε στον παρακάτω σχήμα.

Όπου:

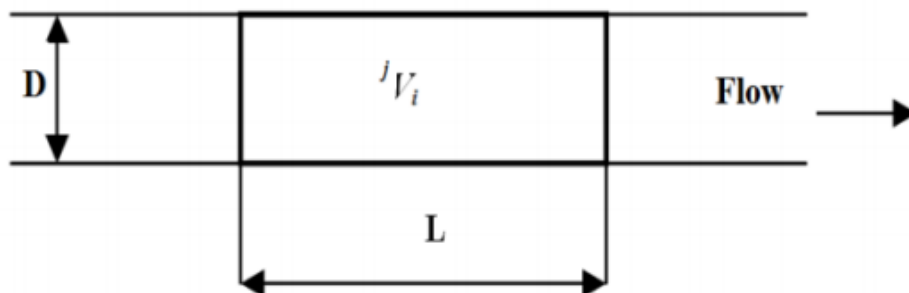
Ο δείκτης  $i$  περιγράφει τη συγκεκριμένη ροή

Ο δείκτης  $j$  περιγράφει την χρονική περίοδο της συγκεκριμένης διακριτής ροής

$D$  η διάμετρος του σωλήνα για τη δεδομένη θέση του  ${}^jDFQ_i$

$L$  είναι το μήκος της ροής

Και  ${}^jV_i$  είναι ο όγκος της ροής



Εικόνα 8 Διακριτή Κβαντική Ροή

### 4.3 Μοντελοποίηση μεταφοράς θερμότητας

Για κάθε χρονική στιγμή όπου βρίσκεται κβαντική ροή στο δίκτυο διανομής υπολογίζεται σε κάθε βήμα της προσομοίωσης η θερμική της ισορροπία που βασίζεται πάντα στο νόμο διατήρησης της ενέργειας. Οι αλλαγές στη θερμική ενέργεια, όπως δηλαδή η μείωση της θερμότητας περιγράφεται από τη σχέση:

$$\Delta {}^jQ_i = {}^{j+1}Q_i - {}^jQ_i$$

Όπου

-  ${}^jQ_i$  και  ${}^{j+1}Q_i$  περιγράφουν την θερμική ενέργεια που περιέχεται στη διακριτή κβαντική ροή από τη χρονική στιγμή  $j$  που ξεκινά η προσομοίωση μέχρι το βήμα  $j+1$ .

Η επόμενη εξίσωση που περιγράφει τις μεταβολές στη θερμική ενέργεια είναι :

$${}^jQ_i = V_i * \rho * c_v * {}^jT_i$$

Όπου

-  $c_v$  είναι η σταθερά θερμότητας του νερού

- $\rho$  είναι η πυκνότητα του νερού
- $V_i$  είναι ο όγκος της κβαντικής ροής
- ${}^j T_i$  η θερμοκρασία της κβαντικής ροής

Η ποσότητα της θερμότητας που μεταφέρεται ανα πάσα χρονική στιγμή δίνεται απο τον τύπο:

$$\Delta Q = c_p * V * (T_0 - T_{ext}) * (1 - \exp(-K * \Delta t))$$

Όπου

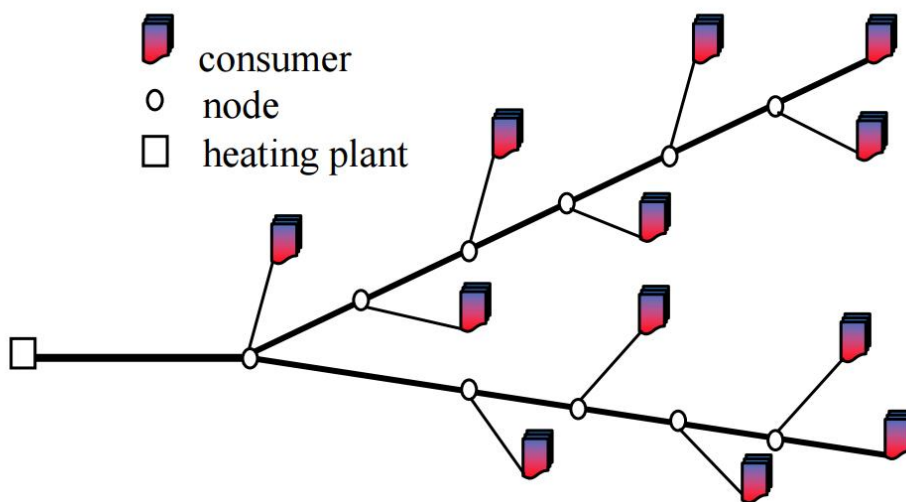
- $\Delta Q$  η ποσότητα της θερμότητας
- $c_p$  η χωρητικότητα θερμότητας
- $V$  ο όγκος του υγρού θέρμανσης
- $\rho$  η πυκνότητα του υγρού θέρμανσης
- $T_0$  &  $T_{ext}$  η διαφορά θερμοκρασίας για διαφορετικά χρονικά σημεία της προσομοίωσης

Μπορούμε ακόμα να υπολογίσουμε τις απώλειες του αγωγού απο την παρακάτω σχέση:

$${}^j Q_{iztr} = k_p * ({}^j T_i - {}^j T_{pext}) * \Delta t$$

Όπου

- $k_p$  ο συντελεστής μεταφοράς της θερμότητας στις σωληνώσεις
- ${}^j T_i$  η θερμοκρασία του νερού για τη διακριτή κβαντική ροή τη συγκεκριμένη χρονική στιγμή της προσομοίωσης
- ${}^j T_{pext}$  η θερμοκρασία του περιβάλλοντος τη δεδομένη χρονική στιγμή



Εικόνα 9 παρουσίαση απλοποιημένου δικτύου διανομής

#### 4.4 Προσδιορισμός των παραμέτρων του μοντέλου

Το μοντέλο προσομοίωσης που παρουσιάζουμε θα χρησιμοποιηθεί στο σύστημα παραγωγής του εργοστασίου συμπαραγωγής ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας με σκοπό να μπορούμε να προσδιορίσουμε τις παραμέτρους του μοντέλου για τη συγκεκριμένη χρονική περίοδο που θα έχουμε επιλέξει και την πρόβλεψη της κατάλληλης χρονικής στιγμής για την παρεχόμενη ποσότητα θερμότητας.

Η χρήση του αλγορίθμου PSO έχει ως σκοπό τον υπολογισμό κάποιων παραμέτρων, οι παράμετροι που θέλουμε να υπολογίσουμε είναι :

- ο συντελεστής μεταφοράς θερμότητας για την είσοδο των σωληνώσεων.
- ο συντελεστής φορτίου της ημέρας
- Άλλες παραμέτρους που επηρεάζουν το σύστημα μας όπως η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου, η ηλιακή ακτινοβολία, η υγρασία, η θερμοκρασία του κρύου νερού.

#### 4.4.1 Προσδιορισμός των παραμέτρων του μοντέλου για επιλεγμένη χρονική περίοδο

Για την προσέγγιση της μοντελοποίησης του συστήματος διανομής και κατανάλωσης θερμότητας (System of heat distribution and consumption SHDC) είναι σημαντικό να καθορίσουμε τη λειτουργία που θα περιγράψει την κατανάλωση θερμότητας από τα σημεία κατανάλωσης. Συμπεραίνουμε από την ανάλυση των στοιχείων που συγκεντρώθηκαν, η κατανάλωση της θερμοκρασίας είναι άμεσα συνδεδεμένη από την θερμοκρασία του περιβάλλοντος για την εκάστοτε μέρα την οποία μελετάμε.

Αρα καταλήγουμε στην εξίσωση :

$$s_r(\dots) = \lambda_r * ({}^jT_i - T_{ext}) * (1 - \exp(-K * \Delta t)) * k_h$$

Όπου:

- $s_r$  η εξίσωση που περιγράφει την εξίσωση της κατανάλωσης θερμότητας του καταναλωτή  $r$

- $T_{ext}$  η εξωτερική θερμοκρασία του περιβάλλοντος

- ${}^j T_i$  είναι η θερμοκρασία της διακριτής κβαντικής ροής για το βήμα  $j$  της προσομοίωσης

- $k_h$  είναι ένας συντελεστής που διορθώνει τις διακυμάνσεις της κατανάλωσης θερμότητας μέσα στην ημέρα

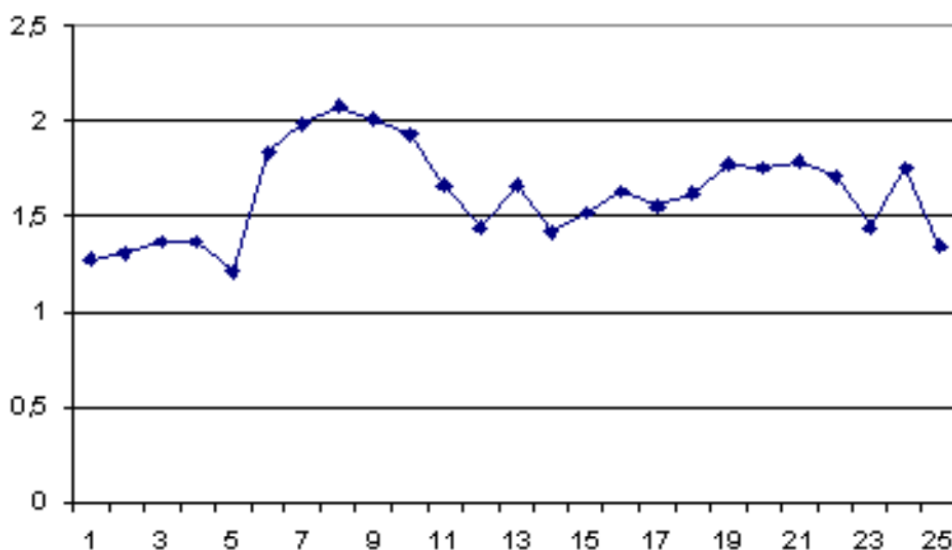
- $\lambda_r$  είναι ο συντελεστής που περιγράφει τις υπόλοιπες παραμέτρους (κατεύθυνση του ανέμου, ηλιακή ακτινοβολία, υγρασία κ.τ.λ.) που έχουν αντίκτυπο στο σύστημα μας

Τον συντελεστή  $k_h$  τον θεωρούμε σαν μία συνάρτηση χρόνου την οποία χαρακτηρίζει ένα διακριτό σύνολο τιμών. Οι τιμές αυτές έχουν συνήθως μεταξύ τους διάστημα μίας ώρας, έτσι ώστε αν υπάρχει κάποιο κενό στο διάστημα των τιμών να μπορεί να χρησιμοποιηθεί κάποια προηγούμενη τιμή ή παρεμβαλλόμενες τιμές στο γραμμικό διάστημα. Η χρήση του PSO μας δίνει τη δυνατότητα να προσδιορίσουμε τις τιμές που παίρνει ο συντελεστής  $k_h$  σε διάφορες χρονικές στιγμές μέσα σε ένα διάστημα εικοσιτεσσάρων σημείων.

Για ευκολία κατά την εκκίνηση της προσομοίωσης θεωρούμε πως το δίκτυο διανομής είναι άδειο για αυτό και η υπάρχει κάποια μικρή χρονική καθυστέρηση από την εκκίνηση της προσομοίωσης για να επιτραπεί στο ζεστό νερό να διασχίσει όλο το σύστημα διανομής και να επιστρέψει στο σημείο παραγωγής έτσι ώστε να σταθεροποιηθεί το δίκτυο. Άρα για την προσομοίωση πρέπει να επιλέξουμε ένα χρονικό διάστημα μεγαλύτερο από μια μόνο ημέρα.

Για την διεξαγωγή της προσομοίωσης γνωρίζουμε ήδη κάποια δεδομένα για το σύστημα μας. Τα δεδομένα αυτά είναι:

- Η μαζική ροή του νερού.
- η θερμοκρασία παραγωγής στο σημείο παραγωγής της ενέργειας ( $T_v$ )
- η θερμοκρασία επιστροφής στο σημείο παραγωγής ενέργειας ( $T_{vv}$ )
- κάποιες αναφορικές θερμοκρασίες του νερού οι οποίες μετρήθηκαν από τυχαίους κόμβους
- Και τέλος τα μετεωρολογικά δεδομένα για την τρέχουσα ημέρα τόσο αυτά που μετρήσαμε όσο και αυτά που έχουμε προβλέψει ότι θα υφίστανται από το μοντέλο.



Εικόνα 10 οι τιμές του συντελεστή  $k_r$



Τα βήματα για την ολοκλήρωση της προσομοίωσης :

- Η απόκτηση των καιρικών συνθηκών της ημέρας και αν είναι δυνατό και η ενημέρωση τους στην πορεία έτσι ώστε να είμαστε σίγουροι για την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων
- Η αναζήτηση και εύρεση μιας ημέρας με παρόμοιες καιρικές συνθήκες απο το παρελθόν για να μπορέσουμε να συγκρίνουμε και να αξιοποιήσουμε τις γνώσεις από τις προηγούμενες μας παρατηρήσεις.
- Η εκπαίδευση του μοντέλου προσομοίωσης καθώς η συμπεριφορά των καταναλωτών δεν είναι γραμμική κ έτσι η εύρεση γενικής περιγραφής είναι σχεδόν αδύνατο, ενώ αντίστοιχα είναι πιο εύκολο να επιλέξουμε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο και να ρυθμίσουμε το μοντέλο της προσομοίωσης με τα συγκεκριμένα για τη χρονική περίοδο χαρακτηριστικά.
- Η πρόβλεψη της συμπεριφοράς του συστήματος για την επόμενη μέρα. Έχοντας ήδη πραγματοποιήσει τις ενέργειες βελτιστοποίησης σε μια παρόμοια ημέρα θα είναι πιο εύκολο για το σύστημα να βελτιστοποιήσει τις παραμέτρους μιας νέας ημέρας με παρόμοια χαρακτηριστικά.

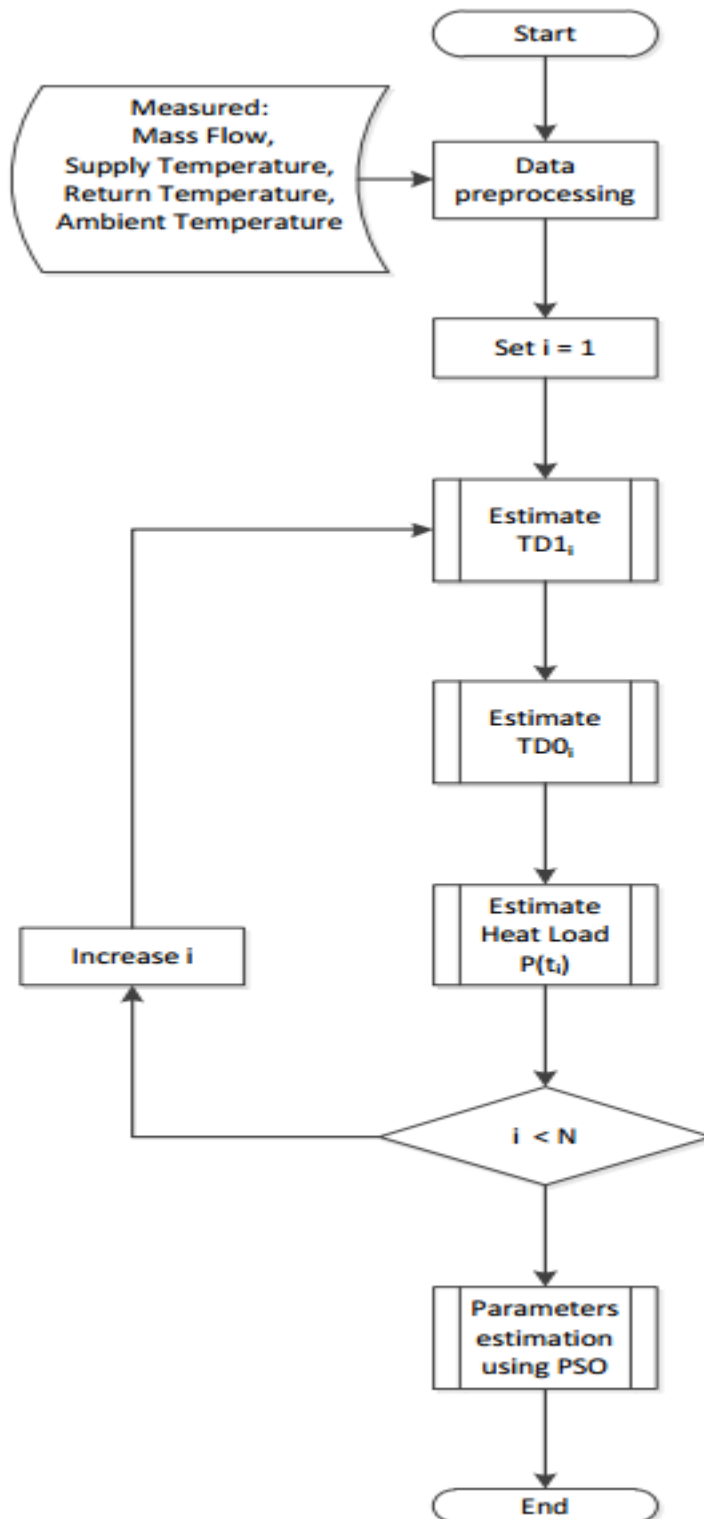


Fig. 13: Parameters estimation

## 5 Εκτέλεση αλγορίθμου

### 5.1 Προγραμματισμός του αλγορίθμου PSO

Αρχικό βήμα για την εκτέλεση του αλγορίθμου αποτελεί ο ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης που θα χαρακτηρίζει το σύστημα και καθορισμός των περιορισμών του συστήματος. Για τους περιορισμούς της προσομοίωσης χρησιμοποιούμε τη μέθοδο της ποινής. Όπως φαίνεται στον παρακάτω κώδικα.

```
function f=ofun(x)
% ελαχιστοποίηση αντικειμενικής συνάρτησης
of=10*(x(1)-1)^2+20*(x(2)-2)^2+30*(x(3)-3)^2;
%περιορισμοί (πρέπει όλοι να μετατραπούν στη μορφή <=0
%αν δεν υπάρχουν ολοκληρώνουμε τη συνάρτηση
c0=[];
c0(1)=x(1)+x(2)+x(3)-5;
c0(2)=x(1)^2+2*x(2)-x(3);
for i=1:length(c0)
    if c0(i)>0
        c(i)=1;
    else
        c(i)=0;
    end
end
penalty=10000; %ποινή για κάθε παραβίαση περιορισμού
f=of+penalty*sum(c);
```

Η εκτέλεση του αλγορίθμου ακολουθεί μια βασική μορφή. Στην αρχή της εκτέλεσης ορίζεται η αρχικοποίηση των παραμέτρων και παραμένουν σταθερή καθ' όλη την εκτέλεση του αλγορίθμου. Στη συνέχεια γίνεται η ενημέρωση θέσεων των σωματιδίων και γίνεται έλεγχος για την πλήρωση των κριτηρίων διακοπής. Αν δεν πληρούνται ενημερώνονται οι νέες θέσεις και ταχύτητες των σωματιδίων καθώς και οι συναρτήσεις για τα τοπικά, ατομικά και ολικά βέλτιστα. Η κωδικοποίηση του αλγορίθμου μέσα στο matlab φαίνεται παρακάτω.

```
-----  
tic  
clc  
clear all  
close all  
rng default  
  
LB = [0 0 0];  
UB = [10 10 10];  
  
% ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ PSO  
  
m=3; % αριθμός παραμέτρων  
n=100; % μέγεθος σμήνους  
wmax =0.9; % συντελεστής αδράνειας  
wmin=0.4;  
c1=2; % συντελεστής επιτάχυνσης  
c2=2;  
  
%κυρίως πρόγραμμα  
  
maxite=1000; % μέγιστος αριθμός επαναλήψεων  
maxrun=10; % μέγιστος αριθμός εκτελέσεων  
for run=1: maxrun  
    run  
    % Αρχικοποίηση pso  
    for i=1:n  
        for j=1:m  
            x0(i,j)=round(LB(j)+rand()*(UB(j)-LB(j)));  
        end  
    end  
    x=x0; % αρχικός πληθυσμός  
    v=0.1*x0; %αρχική ταχύτητα  
    for i=1:n
```

```

        f0(i,1)=ofun(x0(i, : ));
    end
    [fmin0,index0]=min(f0);
    pbest=x0; % αρχική καλύτερη τιμή σωματιδίου
    gbest=x0(index0,:); % καλύτερη τιμή σμήνους
    %τέλος αρχικοποίησης

    %αλγόριθμος PSO

    ite=1;
    tolerance=1;
    while ite<maxite && tolerance>10^-12
        w=wmax-(wmax-wmin)*ite/maxite; % ενημέρωση συντελεστή
αδρανεΐας

%ενημέρωση ταχύτητας
        for i=1:n
            for j=1:m
                v(i,j)=w*v(i,j)+c1*rand()*(pbest(i,j)-
x(i,j))+c2*rand()*(gbest(1,j)-x(i,j));
            end
        end

        %ενημέρωση θέσης

        for i=1:n
            for j=1:m
                x(i,j)=x(i,j)+v(i,j);
            end
        end

        %χειρισμός παραβίασης ορίων

        for i=1:n
            for j=1:m
                if x(i,j)<LB(j)
                    x(i,j)=LB(j);
                elseif x(i,j)>UB(j);
                    x(i,j)=UB(j);
                end
            end
        end

        % αξιολόγηση καταλληλότητας (evaluating fitness)

        for i=1:n
            f(i,1)=ofun(x(i,:));
        end

        % ενημέρωση τοπικού βέλτιστου και fitness

        for i=1:n
            if f(i,1)<f0(i,1)
                pbest(i,:)=x(i,:);
                f0(i,1)=f(i,1);
            end
        end

```

```

end

[fmin,index]=min(f0); % εύρεση καλύτερου σωματιδίου
ffmin(ite,run)=fmin; % αποθήκευση καλύτερης τιμής
ffite(run)=ite; % αποθήκευση μετρητή επανάληψης
% ενημέρωση ολικού βέλτιστου και καλύτερης τιμής

if fmin<fmin0
    gbest=pbest(index,:);
    fmin0=fmin;
end

% υπολογισμός ανοχής

if ite>100;
    tolerance=abs(ffmin(ite-100,run)-fmin0);
end

% εμφάνιση αποτελεσμάτων
if ite==1
    disp(sprintf('Επανάληψη           Καλύτερο       Σωματίδιο
Αντικειμενική Συνάρτηση'));
end
disp(sprintf('%8g           %8g
%8.4f' , ite, index, fmin0));
ite=ite+1;
end

% τέλος αλγορίθμου pso

gbest;
fvalue=10*(gbest(1)-1)^2+20*(gbest(2)-
2)^2+30*(gbest(3)-3)^2;
fff(run)=fvalue;
rgbest(run,:)=gbest;

disp(sprintf('-----
-----'));
end

%pso main programm end

disp(sprintf('\n'));
disp(sprintf('*****
*****'));
disp(sprintf('Τελικά αποτελέσματα-----
-----'));
[bestfun,bestrun]=min(fff)
best_variables=rgbest(bestrun,:);
disp(sprintf('-----
-----'));
toc

%χαρακτηριστικά σύγκλισης του αλγορίθμου

plot(ffmin(1:ffite(bestrun),bestrun),'-k');

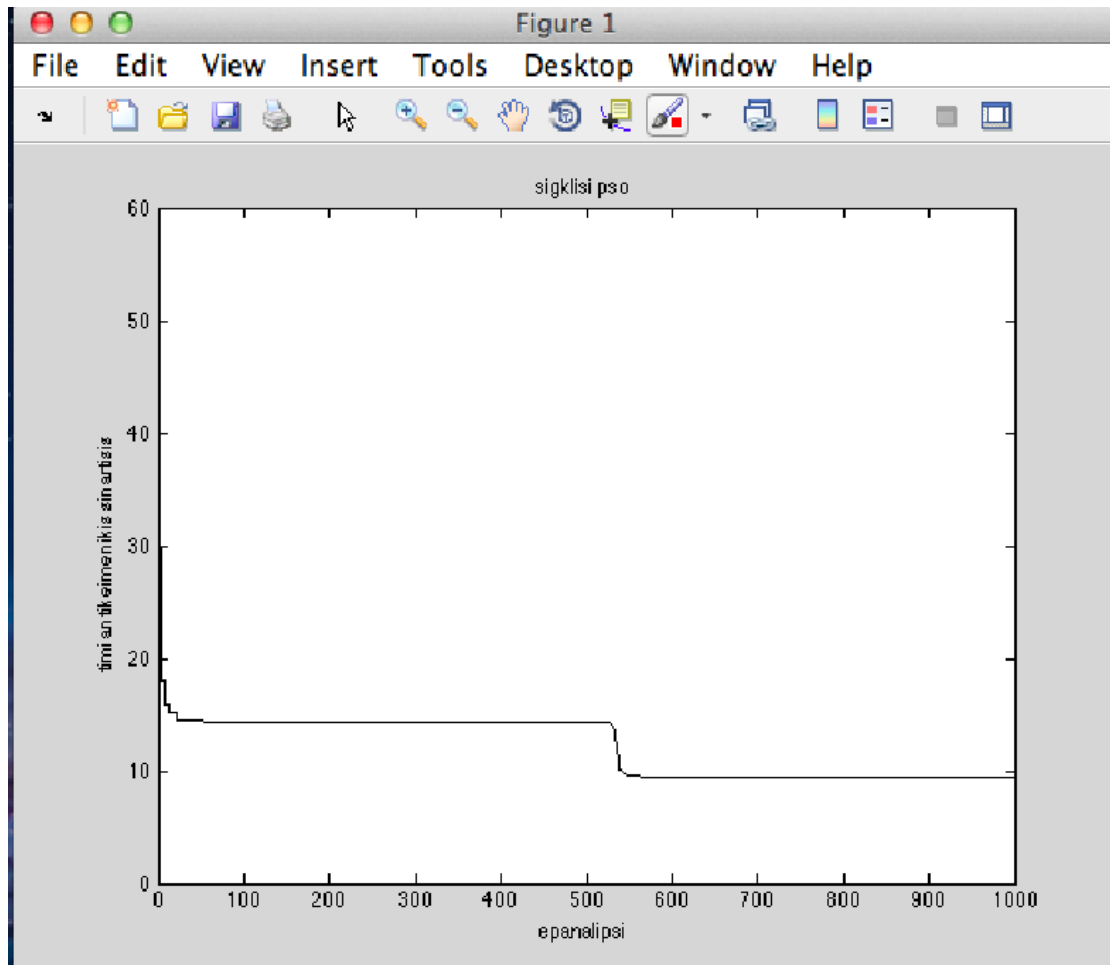
```

```
xlabel('επανάληψη');  
ylabel('Τιμή αντικειμενικής συνάρτησης');  
title('Χαρακτηριστικά σύγκλισης');
```

Τα αποτελέσματα που δίνει ο κώδικας μας στο matlab:

```
*****  
final results-----  
  
bestfun =  
    9.3941  
  
bestrun =  
    6  
  
best_variables =  
    0.4377    1.4569    3.1054  
  
-----  
Elapsed time is 64.338933 seconds.
```

Βλέπουμε ότι στις 10 φορές που τρέξαμε τον αλγόριθμο η τιμή της συνάρτησης είναι πλέον 9,3941 και οι τιμές των  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  είναι 0,4377 1,4569 & 3,1054 αντίστοιχα. Τα καλύτερα αποτελέσματα μας τα δίνει η 6<sup>η</sup> επανάληψη.



Εικόνα 11 η σύγκλιση του pso για τον αριθμό των επαναλήψεων

Ακόμα και μειώνοντας τον αριθμό των iterations από 1000 σε 100



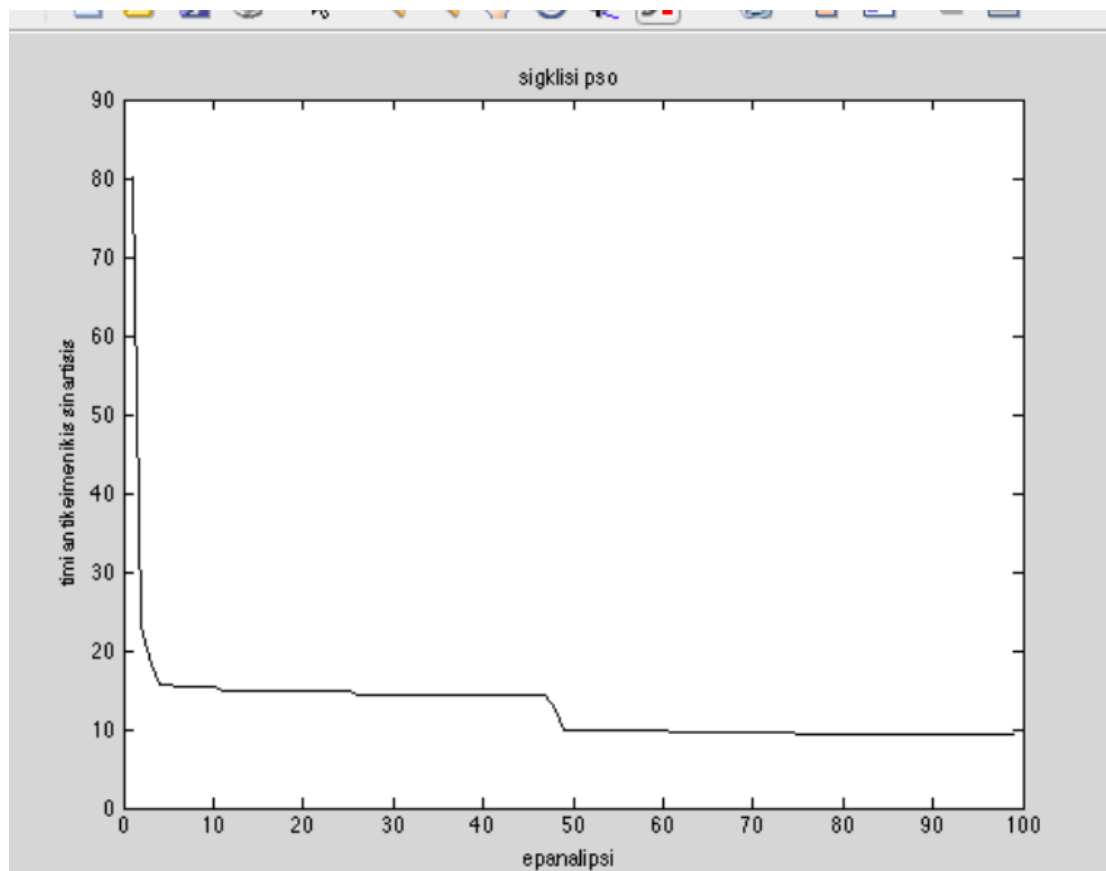
```
*****
final results-----
bestfun =
    9.3980

bestrun =
    2

best_variables =
    0.4432    1.4533    3.1031

-----
Elapsed time is 7.376247 seconds.
x >>
```

Τα αποτελέσματα της σύγκλισης παραμένουν σταθερές με πολύ μικρές αποκλίσεις.



## 5.2 Πειραματική εκτέλεση του αλγορίθμου

Στο σημείο αυτό θα παρουσιάσουμε ένα πείραμα το οποίο πραγματοποιήθηκε ο 2010 σε ένα διάστημα δύο ημερών, σε ένα εργοστάσιο συμπαραγωγής ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας για τον υπολογισμό των παραμέτρων του συστήματος με τη χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων.

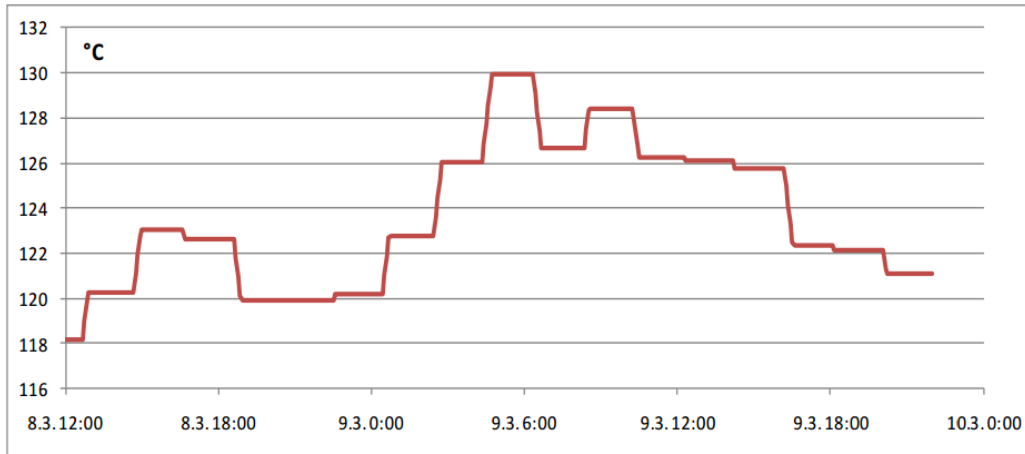
Το μοντέλο του πειράματος αποτελείται από το εργοστάσιο συμπαραγωγής ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας, που αντιστοιχεί στη πηγή, στο σημείο δηλαδή που παράγεται η ζητούμενη θερμική ενέργεια και του καταναλωτές της θερμικής ενέργειας, που στην περίπτωση μας το δίκτυο αφορά μια μεσαίου μεγέθους πόλη άρα οι καταναλωτές είναι κτήρια. Η σύνδεση μεταξύ των παραγωγών και των καταναλωτών θερμότητας γίνεται μέσω σωληνώσεων.

Το πρώτο βήμα του πειράματος είναι η απλοποίηση του δικτύου διανομής του συστήματος μας. Για τον σκοπό της προσομοίωσης και λόγω έλλειψης πληροφοριών για τα ποσά κατανάλωσης θερμικής ενέργειας απλοποιήθηκε το μοντέλο σε δώδεκα σημεία κατανάλωσης. Τα σημεία αυτά έχουν ίση απόσταση από το σημείο παραγωγής και έχουν όπως είναι φυσικό ίδιες ενεργειακές απαιτήσεις.

Χρειάζεται μετά να ορίσουμε τις μεταβλητές του αλγορίθμου και να δημιουργήσουμε το μοντέλο προσομοίωσης. Οι εξωτερικές συνθήκες του περιβάλλοντος δεν είναι γνωστές για την κάθε ημέρα έτσι επιλέγεται μια ημέρα που έχει καταγραφεί στο παρελθόν από το μοντέλο της προσομοίωσης με παρόμοια χαρακτηριστικά.

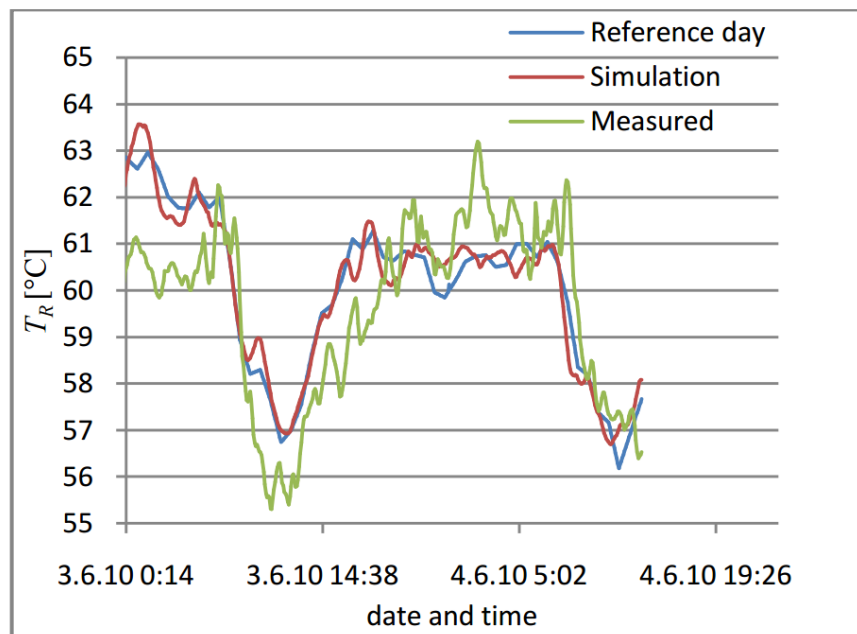
Οι παράμετροι της εισόδου λοιπόν υπολογίζονται με τη βοήθεια του αλγορίθμου PSO και υπολογίζονται τα πιθανά αποτελέσματα με τη χρήση των δεδομένων. Μπορούμε να προβλέψουμε λοιπόν τη θερμοκρασία στο σημείο παραγωγής και τη θερμοκρασία που επιστρέφει στο εργοστάσιο παραγωγής και να υπολογίσουμε την αναμενόμενη κατανάλωση ενέργειας. Το πείραμα εκτελείτε αξιοποιώντας όλα τα γνωστά μας δεδομένα και λαμβάνοντας τα αποτελέσματα μπορούμε να κάνουμε συγκρίσεις μεταξύ των τιμών που μετρήθηκαν από το πείραμα, των τιμών που είχαν υπολογιστεί από την προσομοίωση και των τιμών της ημέρας που χρησιμοποιήσαμε ως παράδειγμα.

Με βάση τις απαιτήσεις θερμότητας που προέκυψαν από το πείραμα [7] προβλέφθηκε η παροχή της θερμότητας και το υπολογιστικό μοντέλο λειτούργησε με την αξιοποίησή τους.



Εικόνα 12 Προβλεπόμενη ζήτηση θερμότητας.

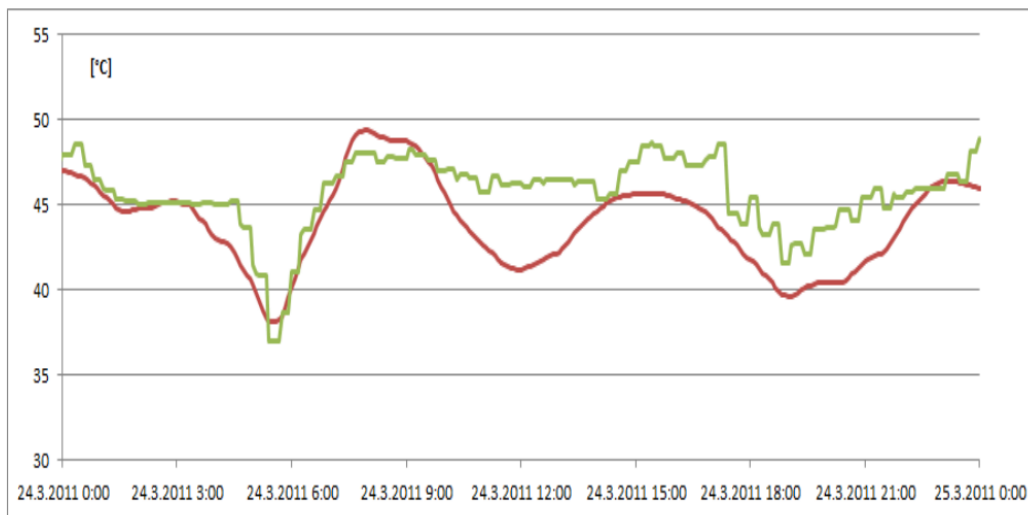
Στο τέλος του πειράματος μπορέσαμε να συγκρίνουμε τις διαφορετικές τιμές της επιστρεφόμενης, στην πηγή της παραγωγής, θερμοκρασίας.



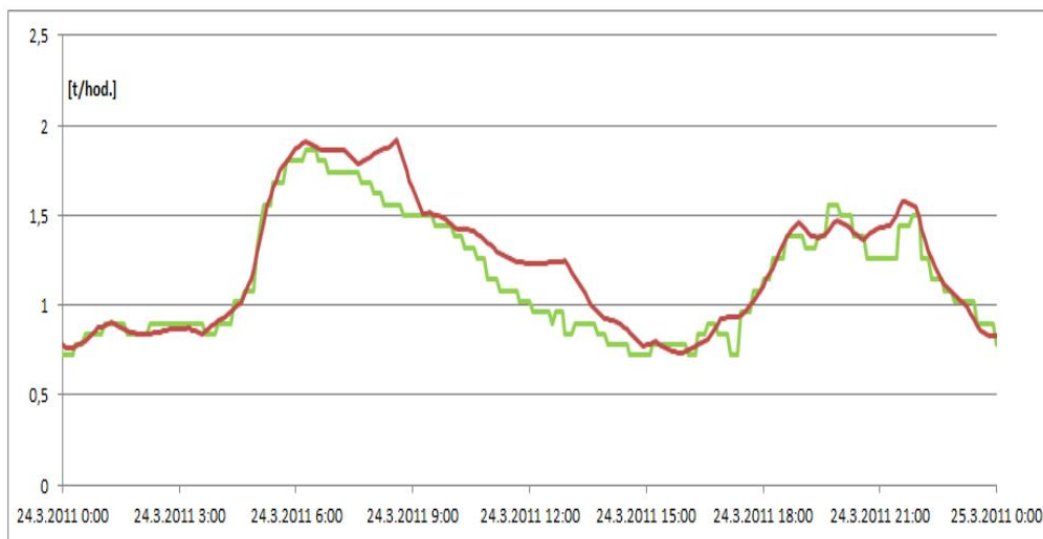
Εικόνα 13 αποτελέσματα πειράματος (σύγκριση των θερμοκρασιών επιστροφής στο σημείο παραγωγής)

Η βελτιστοποίηση με τον αλγόριθμο PSO πραγματοποιήθηκε πειραματικά [12] και σε δύο διαφορετικά δίκτυα διανομής θερμότητας πολύ μεγαλύτερου βεληνεκούς. Στην πρώτη περίπτωση εξετάζουμε μια πόλη μεσαίου μεγέθους με πενήντα χιλιάδες κατοίκους ενώ στην δεύτερη περίπτωση εξετάζουμε μια πόλη εβδομήντα χιλιάδων κατοίκων.

Στην πρώτη περίπτωση εξετάζουμε την προσομοίωση ενός δικτύου δευτερογενούς διανομής και παρατηρούμε τα μετρούμενα αποτελέσματα σε σύγκριση με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης.

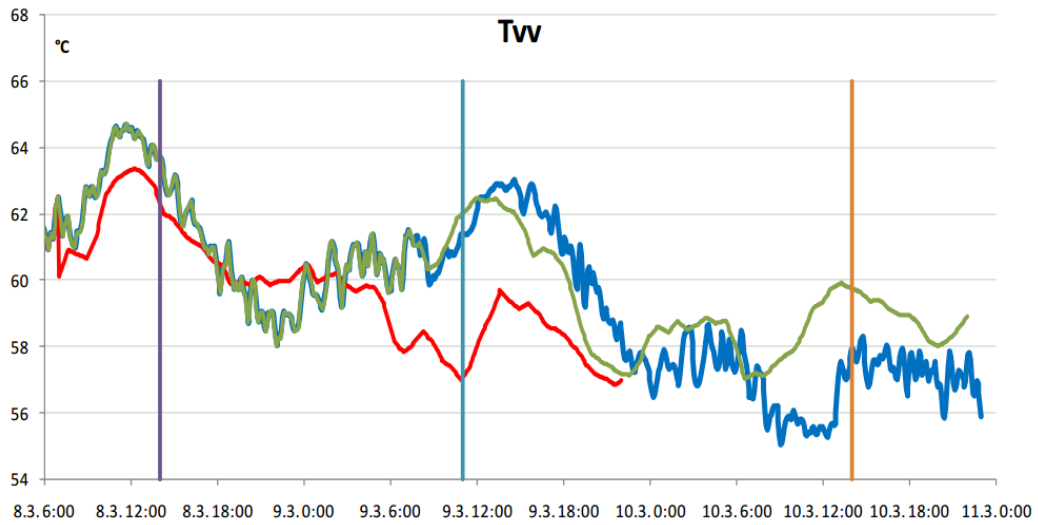


Εικόνα 14 προβλεπόμενη και μετρημένη θερμοκρασία

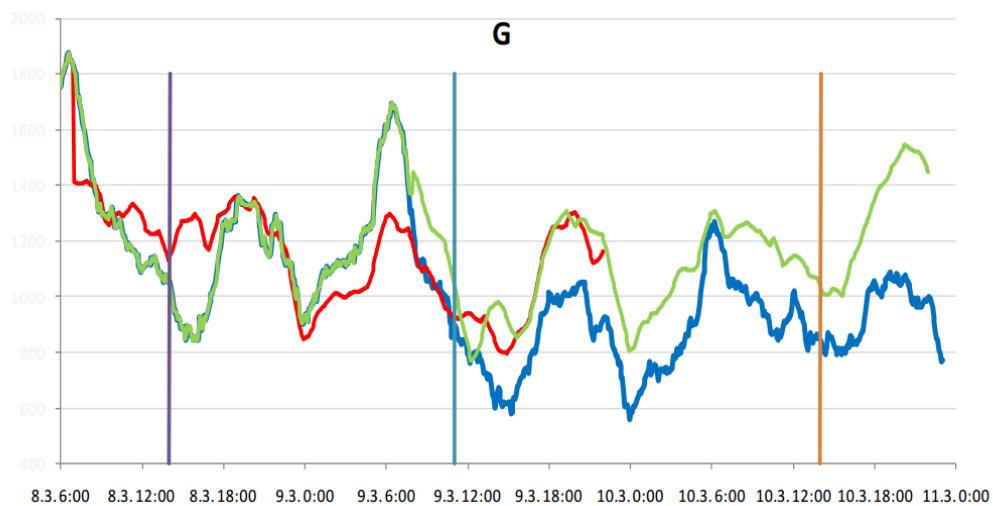


Εικόνα 15 τιμές ροής μάζας από μέτρηση και από προσομοίωση

Στη δεύτερη περίπτωση εξετάζουμε την προσομοίωση σε ένα μοντέλο πρωτογενούς διανομής, το οποίο είναι και πιο ευρέως διαδεδομένο.



Εικόνα 16 προβλεπόμενη και μετρημένη θερμοκρασία



Εικόνα 17 τιμές ροής μάζας από μέτρηση και από προσομοίωση

- οι προβλέψεις της πρώτης ημέρας
- οι προβλέψεις της δεύτερης ημέρας
- τα αποτελέσματα της μέτρησης

## Συμπεράσματα

Με βάση τα αποτελέσματα που παρατηρούμε από τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν αλλά και από τις παρατηρήσεις αλλά και από την έρευνα που πραγματοποιήσαμε, είναι εμφανές ότι ο αλγόριθμος που επιλέξαμε αντιδρά πολύ αποτελεσματικά και προσφέρει όντως βελτιστοποίηση στο προτεινόμενο σύστημα. Η αναγνώριση των παραμέτρων ήταν πολύ ακριβής και τα κριτήρια διακοπής που επιλέχθηκαν πολύ αποτελεσματικά, αυτό καθιστά τον αλγόριθμο μας αντάξιο να ανταπεξέλθει στις απαιτήσεις βελτιστοποίησης των συστημάτων παραγωγής και διανομής ενέργειας. Διαθέτει πλεονεκτήματα σε σύγκριση με άλλες μεθόδους που έχουν χρησιμοποιηθεί σε παρόμοια συστήματα καθώς τα αποτελέσματα της μοντελοποίησης είναι πιο ακριβή λόγω του της χρήσης του μοντέλου προσομοίωσης το οποίο είναι σχεδιασμένο με απόλυτη λεπτομέρεια και αναπαριστά όλα τα ξεχωριστά τμήματα του συστήματος που επιλέξαμε με μεγάλη ακρίβεια. Ένα μειονέκτημα που μπορούμε να παρατηρήσουμε για τη χρήση του αλγορίθμου είναι η άμεση εξάρτηση του με τα εξωτερικά καιρικά φαινόμενα, την ομοιότητα της μέρας που επιλέξαμε για το μοντέλο προσομοίωσης και τα καιρικά φαινόμενα της ημέρας διεξαγωγής της δοκιμής.

Ο αλγόριθμος μπορεί να επεκταθεί και σε άλλους τομείς του συστήματος. Μια πολύ αποτελεσματική εφαρμογή του αλγορίθμου θα ήταν η βελτιστοποίηση ου κόστους παραγωγής χρησιμοποιώντας διαφορετικές τεχνικές ελέγχου. Ακόμα μπορεί να δοκιμαστεί η εφαρμογή του στην βελτιστοποίηση των συνδέσεων και της επικοινωνίας μεταξύ των κόμβων και των παροχών και των καταναλωτών.

## Βιβλιογραφία

- [1] Kennedy J., Eberhart R.. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. IV. pp. 1942-1948.
- [2] Balate J., Navratil P., Chramcov, B. Qualitatively-quantitative method of heat power in the hot water supply for the district heating system. In: ARTEP 2008, TU Kosice
- [3] Swarm Intelligence (From Natural to Artificial Systems) - writers Bonabeau, Eric, Dorigo, Marco (Researcher, Free University of Brussels, Belgium), Theraulaz, Guy (Researcher, CNRS, University Paul Sabatier, France)
- [4] International Journal of Electrical Power & Energy Systems
- [5] Computational Optimization and Applications, An International Journal - Published by Springer US
- [6] ] Vařacha, P. (2009). Impact of Weather Inputs on Heating Plant - Agglomeration Modeling. Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Neural Networks, Prague, Mastorakis, N., pp. 159-162, ISBN 978-960- 474-065-9
- [7] Král, E.; Vařek, L. ; Dolinay V. ; Vařacha P. (2010). Usage of PSO Algorithm for Parameters Identification of District Heating Network Simulation Model. Proceedings of the 14th WSEAS International Conference on Systems. Corfu Island, Greece
- [8] Martí, L. García, J. Berlanga, A. Molina, M. (2009). An approach to stopping criteria for multi-objective optimization evolutionary algorithms: the MGBM criterion. In Proceedings of the Eleventh Conference on Congress on Evolutionary Computation (Trondheim, Norway, May 18 - 21, 2009). IEEE Press, Piscataway, NJ, 1263-1270
- [9] Vasek L. Dolinay V. (2013) Heat distribution and consumption model with continuous consumption part. INTERNATIONAL JOURNAL OF ENERGY, Issue 4, Vol. 7, 2013
- [10] Varacha P., Jasek R. ANN Synthesis for an Agglomeration Heating Power Consumption Approximation. In Recent Researches in Automatic Control. Montreux : WSEAS Press, 2011, s. 239-244. ISBN 978-1- 61804-004-6.
- [11] Incropera, F. P.; DeWitt, D. P. & Bergman, T. L. "Introduction to Heat Transfer", Wiley, ISBN: 978-0471457275, London, 2006.

- [12] Vasek L., Dolinay V. “Simulation Model of Heat Distribution and Consumption in Municipal Heating Network”. International journal of mathematical models in applied sciences, . ISSN 1998-0140, 2010.
- [13] Kral E., Vasek L.,Dolinay V. &Varacha P. “Usage of PSO Algorithm for Parameter Identification of District Heating Network Simulation”, Proceedings of 14th WSEAS International Conference on Systems, Corfu Island, Greece, July 22-25, 2010, pp. 657-659
- [14] Kennedy, J., Eberhart, R. C., & Shi, Y. (2001). Swarm intelligence. San Francisco: Morgan Kaufman
- [15] Varacha, P. Impact of Weather Inputs on Heating Plant - Agglomeration Modeling. Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Neural Networks, Mastorakis, N., pp. 159-162, ISBN 978-960-474-065-9, Prague, 2009.
- [16] Jiangjiang Wang , Zhiqiang (John) Zhai , Youyin Jing , Chunfa Zhang “Particle swarm optimization for redundant building cooling heating and power system”
- [17] Yudong Zhang, Praveen Agarwal, Vishal Bhatnagar, Saeed Balochian, and Jie Yan “Swarm Intelligence and Its Applications” Editorial.
- [18] <http://www.particleswarm.info/>