



ΑΝΩΤΑΤΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΠΕΙΡΑΙΑ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟΥ ΤΟΜΕΑ

ΑΝΩΤΑΤΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΠΕΙΡΑΙΑ

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟΥ ΤΟΜΕΑ

ΣΧΟΛΗ: ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ

ΤΜΗΜΑ: ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**“ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΕΛΕΓΚΤΩΝ PID ΠΟΥ
ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΣΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΜΗ ΕΠΑΝΔΡΩΜΕΝΩΝ
ΟΧΗΜΑΤΩΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΩΝ ΣΜΗΝΩΝ ”**

ΟΝΟΜΑΤΑ ΣΠΟΥΔΑΣΤΩΝ: ΟΔΥΣΣΕΑ Κ. ΑΝΑΣΤΑΣ

ΤΟΥΡΛΙΔΑΣ Π. ΙΩΑΝΝΗΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΔΡΟΣΟΣ ΧΡΗΣΤΟΣ

ΣΠΟΥΔΑΣΤΙΚΟ ΕΤΟΣ 2017 - 2018

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος ο ΑΝΑΣΤΑΣ ΟΔΥΣΣΕΑ του ΚΩΣΤΑΝΤΙΝ, με αριθμό μητρώου 41670, φοιτητής 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 όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα σε περίπτωση που το Ίδρυμα του έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφαση 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 6μήνου από την ημερομηνία ανάθεσης της. Κατά τα λοιπά εφαρμόζονται τα προβλεπόμενα στο άρθρο 18, παρ. 5 του ισχύοντος Εσωτερικού Κανονισμού.»

Επίσης δηλώνω υπεύθυνα ότι έχω παρακολουθήσει το σεμινάριο συγγραφής και εκπόνησης πτυχιακής εργασίας που διοργανώνεται από το Τμήμα Μηχανικών Αυτοματισμού Τ.Ε. κατά το Χειμερινό/Εαρινό Εξάμηνο του Ακ. Έτους 2016-2017

Ο Δηλών

ΑΝΑΣΤΑΣ ΟΔΥΣΣΕΑ

Ημερομηνία

15/01/2018

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος ΙΩΑΝΝΗΣ ΤΟΥΡΛΙΔΑΣ του ΠΑΝΤΕΛΗ, με αριθμό μητρώου 44600, φοιτητής 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 όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα σε περίπτωση που το Ίδρυμα του έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφαση 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 6μήνου από την ημερομηνία ανάθεσης της. Κατά τα λοιπά εφαρμόζονται τα προβλεπόμενα στο άρθρο 18, παρ. 5 του ισχύοντος Εσωτερικού Κανονισμού.»

Επίσης δηλώνω υπεύθυνα ότι έχω παρακολουθήσει το σεμινάριο συγγραφής και εκπόνησης πτυχιακής εργασίας που διοργανώνεται από το Τμήμα Μηχανικών Αυτοματισμού Τ.Ε. κατά το Χειμερινό/Εαρινό Εξάμηνο του Ακ. Έτους 2016-2017.

Ο Δηλών

ΙΩΑΝΝΗΣ ΤΟΥΡΛΙΔΑΣ

Ημερομηνία

15/01/2018

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	9
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	10

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο

<u>1</u> <u>Εισαγωγή στους PID ελεγκτές</u>.....	12
1.1 PID ελεγκτής	12
1.2 Ιστορία	14
1.3 Βασικός βρόχος ελέγχου	16
1.4 Οι όροι του PID ελεγκτή	17
1.4.1 Ο αναλογικός όρος.....	17
1.4.2 Σταθερή κατάσταση σφάλματος	19
1.4.3 Ο ολοκληρωτικός όρος.....	19
1.4.4 Ο παραγωγικός όρος.....	20
1.5 Ο συντονισμός του βρόγχου	21
1.6 Ευστάθεια	22
1.7 Η βέλτιστη συμπεριφορά	24

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

2 Ιδιότητες του PID ελεγκτή	25
2.1 Επισκόπηση των μεθόδων	25
2.1.1 2.1.1 Η μέθοδος Ziegler-Nichols.....	25
2.2 Περιορισμοί του ελεγκτή PID	26
2.3 Βασικός βρόχος ελέγχου	27
2.4 Θόρυβος στην παράγωγο	28

2.5 Υπερύψωση από γνωστές διαταραχές.....	29
2.6 Ο ελεγκτής PI	30
2.7 Σημείο αλλαγής βήματος.....	32
2.7.1 Σημείο αναπήδησης	32
2.7.2 Παράγωγος της μεταβλητής της διαδικασίας	32
2.7.3 Στάθμιση σημείου	33
2.8 Ο κλιμακωτός έλεγχος.....	34
2.9 Εναλλακτικές ονοματολογίες και μορφές PID	35
2.9.1 Ιδανική έναντι τυποποιημένης μορφής PID	35
2.9.2 Αμοιβαίο κέρδος	36
2.9.3 Παραγωγικός όρος βασιζόμενος στην πραγματική μετρούμενη τιμή	36
2.9.4 Αναλογικός όρος βασιζόμενος στην πραγματική μετρούμενη τιμή (PV).....	37
2.10 Η μορφή Laplace του PID ελεγκτή	38
2.11 Πόλοι, μηδενιστές και ρίζες ενός PID ελεγκτή.....	39
2.12 Η μορφή της αλληλεπίδρασης	40
2.13 Η διακριτή εφαρμογή	41

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο

3 Γενετικοί αλγόριθμοι	42
3.1 Εισαγωγή στους γενετικούς αλγόριθμους.....	42
3.2 Η λειτουργία του γενετικού αλγορίθμου.....	44
3.3 Τρόπος υλοποίησης αλγορίθμου	45
3.4 Εκδοχές αλγορίθμου	46
3.5 Χαρακτηριστικά.....	47

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο

4	Ιστορία και ιδιότητες των γενετικών αλγορίθμων	48
4.1	Προβλήματα βελτιστοποίησης.....	48
4.2	Αρχικοποίηση	50
4.3	Επιλογή	51
4.4	Οι γενετικοί φορείς	52
4.5	Τερματισμός	53
4.6	Η υπόθεση του δομικού στοιχείου	54
4.7	Περιορισμοί	55
4.8	Παραλλαγές	57
4.8.1	Χρωμοσωμική αναπαράσταση	57
4.8.2	Ελιτισμός	57
4.8.3	Παράλληλες υλοποιήσεις	58
4.9	Ιστορία	59

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο

5	Εξελικτικοί αλγόριθμοι.....	60
5.1	Σχετικοί τομείς.....	60
5.2	Διαδικασία	61
5.3	Εξελικτικός προγραμματισμός	66
5.3.1	Στρατηγική.....	66
5.3.2	Διαδικασία	67

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^ο

16 Μέθοδοι βελτιστοποίησης σμήνους	71
6.1 Νοημοσύνη σμήνους	71
6.2 Βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων	73
6.3 Νέα τροχιακή μέθοδος βελτιστοποίησης με χρήση εξελικτικών τελεστών	75

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7^ο

7 Εισαγωγή στα ρομποτικά σμήνη	76
7.1 Ρομποτικά σμήνη	76
7.2 Πηγαίνοντας από τα σμήνη της φύσης στα ρομποτικά σμήνη	77
7.2.1 Η συνεργασία των σμηνών της φύσης	77
7.2.2 Σμήνη ψαριών	77
7.2.3 Σμήνη μυρμηγκιών	78
7.2.4 Σμήνη πτηνών	78
7.2.5 Πρωτεύοντα	78
7.2.6 Ανθρώπινα όντα	79
7.3 Νοημοσύνη σμήνους	80
7.4 Ορισμός και χαρακτηριστικά	81
7.4.1 Ορισμός ρομποτικού σμήνους	81
7.4.2 Τα χαρακτηριστικά των σμηνών της φύσης	82
7.5 Τα πλεονεκτήματα των ρομποτικών σμηνών	83

7.5.1 Η σύγκριση με ένα απλό ρομπότ.....	83
7.5.2 Παραλληλισμός.....	84
7.5.3 Λειτουργική επέκταση.....	84
7.5.4 Επεκτασιμότητα.....	85
7.5.5 Οικονομικό κόστος.....	85
7.5.6 Ενεργειακή απόδοση.....	85
7.5.7 Διαφορές από άλλα συστήματα πολλαπλών ατόμων.....	86
7.6. Συμπεριφορά του ρομποτικού σμήνους.....	88
7.6.1 Αυτονομία.....	88
7.6.2 Αποκέντρωση.....	88
7.6.3 Τοπική ανίχνευση και επικοινωνίες.....	88
7.6.4 Ομοιογένεια.....	89
7.6.5 Ευελιξία.....	89
7.7 Πεδία εφαρμογής της ρομποτικής σμήνους.....	90
7.8 Διάφορες εργασίες που μπορεί να καλύψει ένα ρομποτικό σμήνος.....	91
7.8.1 Εργασίες που καλύπτουν μεγάλες περιοχές.....	91
7.8.2 Επικίνδυνες εργασίες για τα ρομπότ.....	91
7.8.3 Εργασίες που απαιτούν αύξηση του πληθυσμού.....	92
7.8.4 Εργασίες που απαιτούν πλεονασμό.....	92
7.9 Συστήματα ρομποτικών σμηνών στην πραγματική ζωή.....	93

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8^ο

8 Σχεδιασμός ρομποτικών σμηνών.....	95
8.1 Η γενική μορφή των ρομποτικών σμηνών.....	95
8.2 Ανταλλαγή πληροφοριών.....	96
8.3 Επικοινωνία.....	97
8.3.1 Άμεση επικοινωνία.....	97

8.3.2	Επικοινωνία μέσω του περιβάλλοντος.....	97
8.3.3	Αίσθηση.....	98
8.4	Μονάδες συμπεριφοράς.....	99
8.4.1	Βασική συμπεριφορά.....	99
8.4.2	Μονάδα προηγμένης συμπεριφοράς.....	99
8.5	Μέθοδοι μοντελοποίησης για ρομποτικά σμήνη.....	101
8.5.1	Μοντελοποίηση βασισμένη σε αισθητήρες.....	101
8.5.2	Μικροσκοπική μοντελοποίηση.....	102
8.5.3	Μακροσκοπική μοντελοποίηση.....	102
8.5.4	Μοντελοποίηση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους.....	103
8.6	Η συνεργασία του σμήνους.....	104
8.6.1	Συνεργασία μεταξύ των ρομπότ.....	104
8.6.2	Η αρχιτεκτονική του σμήνους.....	104
8.6.3	Εντοπισμός.....	105
8.6.4	Φυσικές συνδέσεις.....	105
8.7	Αυτο - οργάνωση και αυτοσυναρμολόγηση.....	107

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9^ο

9	Πρόγραμμα οντοτήτων και προσομοιώσεις.....	108
9.1	Πρόγραμμα SI.....	108
9.2	Πρόγραμμα ρομποτικών φερομονών.....	109
9.3	Πρόγραμμα σμήνους iRobot.....	110
9.4	Πρόγραμμα Kilobot.....	111

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10^ο

10	Πλατφόρμες προσομοίωσης	112
10.1	Usarsim	113
10.2	Enki	113
10.3	V-REP	114
10.4	TeamBots	115

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 11^ο

11	Βασικά καθήκοντα του ρομποτικού σμήνους	117
11.1	Στρατηγική συσσώρευσης και σχηματισμός.....	117
11.1.1	Κατευθυνόμενη συσσώρευση	119
11.2	Ενημερωμένο άτομο.....	120
11.3	Θέση και πλοήγηση	121
11.3.1	Θέση	122
11.3.2	Πλοήγηση	122
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....		125

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τους γονείς μας για την βοήθεια και την στήριξη.

Επίσης θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε μια ξεχωριστή φίλη μας η οποία μας στήριξε και μας βοήθησε στην εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας.

Θα θέλαμε, επίσης να ευχαριστήσουμε τον επιβλέποντα καθηγητή μας, κύριο Χρήστο Δρόσο, για την πολύτιμη βοήθεια του, την άριστη συνεργασία του και γενικότερα την προσφορά του, σε ότι αφορά την πτυχιακή εργασία.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η εργασία αυτή έχει ως σκοπό την ανάλυση και την αποσαφήνιση των ελεγκτών PID, καθώς επίσης των αλγόριθμων βελτιστοποίησης ελεγκτών PID. Έτσι, στην εργασία γίνεται μια λεπτομερή αναφορά σε αυτά τα δύο θέματα και στην χρήση των αλγόριθμων στα ρομποτικά σμήνη.

Ο PID ελεγκτής είναι ένας μηχανισμός που χρησιμοποιείται συχνά σε μονάδες βιομηχανικού ελέγχου και έχει τρεις όρους (τον αναλογικό, τον παραγωγικό και τον ολοκληρωτικό).

Η εξίσωση του PID ελεγκτή μπορεί να γραφτεί στη μορφή:

$$G(s) = K_d \frac{s^2 + \frac{K_p}{K_d} s + \frac{K_i}{K_d}}{s}$$

Η βελτιστοποίηση των ελεγκτών PID γίνεται με διάφορους αλγόριθμους. Μια από αυτές τις κατηγορίες είναι οι γενετικοί αλγόριθμοι. Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στον κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να οριστούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους, αλλά και σε προβλήματα όπου δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει τον καλύτερο συνδυασμό των τιμών των μεταβλητών, ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν καλύτερο τρόπο. Άλλη κατηγορία είναι οι εξελικτικοί αλγόριθμοι.

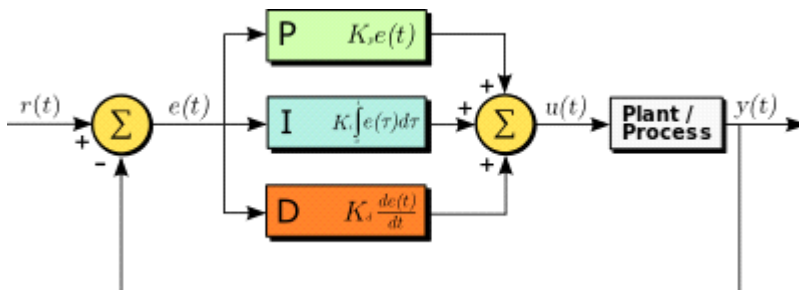
Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεδίο της εξελικτικής πληροφορικής. Επίσης, γίνεται αναφορά στους αλγόριθμους βελτιστοποίησης σμήνους, όπως, η νοημοσύνη σμήνους, η βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων και η νέα τροχιακή μέθοδος βελτιστοποίησης, με χρήση εξελικτικών τελεστών. Τέλος, παρουσιάζονται τα ρομποτικά σμήνη. Με την έννοια ρομποτικά σμήνη εννοούμε την μελέτη του τρόπου συντονισμού μεγάλων ομάδων, σχετικά απλών ρομπότ, μέσω της χρήσης τοπικών κανόνων. Τα ρομποτικά σμήνη έχουν εμπνευστεί από κοινωνίες εντόμων, τα οποία εκτελούν εργασίες που δεν μπορεί να εκτελέσει ένα άτομο μόνο του.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο

1 Εισαγωγή στους PID ελεγκτές

1.1 PID ελεγκτής

Ένας PID ελεγκτής (Proportional-Integral-Derivative-controller) είναι ένας μηχανισμός ελέγχου ανάδρασης βρόχου που χρησιμοποιείται συνήθως σε συστήματα βιομηχανικού ελέγχου. Ένας PID ελεγκτής υπολογίζει την τιμή σφάλματος ως την διαφορά ανάμεσα σε ένα επιθυμητό σημείο και μια μετρούμενη μεταβλητή της διαδικασίας. Ο ελεγκτής προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα συναρτήσει του χρόνου με προσαρμογή μιας μεταβλητής ελέγχου, όπως είναι η θέση μιας βαλβίδας ελέγχου, ένας αποσβεστήρας ή η ισχύς που παρέχεται σε ένα θερμαντικό στοιχείο, σε μια νέα τιμή που καθορίζεται από ένα σταθμισμένο άθροισμα:



Σχήμα 1. Το μπλοκ διάγραμμα ενός ελεγκτή PID με ανατροφοδότηση.

Όπου P, I και D, όλοι μη αρνητικοί, δηλώνουν τους συντελεστές για τους αναλογικούς, τους ολοκληρωτικούς και τους διαφορικούς όρους. Σε αυτό το μοντέλο το P αντιπροσωπεύει την παρούσα τιμή του σφάλματος. Για παράδειγμα, εάν το σφάλμα είναι μεγάλο και θετικό, η έξοδος ελέγχου θα είναι επίσης μεγάλη και θετική. Το I αντιπροσωπεύει τις παρελθοντικές τιμές του σφάλματος. Για παράδειγμα, αν το ρεύμα εξόδου δεν είναι αρκετά ισχυρό, το σφάλμα θα συσσωρευτεί με τον χρόνο και ο ελεγκτής θα ανταποκριθεί με την εφαρμογή μιας ισχυρότερης δράσης. Το D αντιπροσωπεύει τις πιθανές μελλοντικές τιμές του σφάλματος, με βάση τον τρέχον ρυθμό μεταβολής.

Ένας ελεγκτής PID βασίζεται μόνο στην μετρούμενη μεταβλητή της διαδικασίας και όχι από την γνώση της βασικής διαδικασίας. Με την ρύθμιση των τριών παραμέτρων ενός μοντέλου ένας ελεγκτής PID μπορεί να ασχοληθεί με τις συγκεκριμένες απαιτήσεις της διαδικασίας. Την απόκριση του ελεγκτή μπορούμε να την περιγράψουμε μέσω της ανταπόκρισης του σε ένα λάθος. Η χρήση του αλγόριθμου PID δεν εγγυάται τον βέλτιστο έλεγχο του συστήματος ή και την σταθερότητα του. Ορισμένες εφαρμογές μπορεί να απαιτούν μόνο έναν ή δύο όρους για να γίνει ο κατάλληλος έλεγχος του συστήματος. Αυτό επιτυγχάνεται με τον καθορισμό των άλλων παραμέτρων στο μηδέν. Ένας ελεγκτής PID θα λέγεται PI , PD , P ή I αν απουσιάζουν οι αντίστοιχοι όροι ελέγχου.

1.2 Ιστορία

Ο ελεγκτής PID χρονολογείται το 1890 στον σχεδιασμό του κυβερνήτη. Οι ελεγκτές PID στην συνέχεια αναπτύσσονται σε αυτόματο σύστημα διεύθυνσης του πλοίου. Ένα από τα πρώτα παραδείγματα του ελεγκτή PID αναπτύχθηκε από τον Elmer Sperry το 1911, ενώ η πρώτη δημοσιευμένη θεωρητική ανάλυση ενός ελεγκτή PID ήταν από τον Nicolas Minorsky (Minorsky 1922).

Ο Minorsky ήταν σχεδιαστής αυτομάτων συστημάτων διεύθυνσης για το πολεμικό ναυτικό των ΗΠΑ, βασίζοντας την ανάλυση του στην παρακολούθηση του πηδαλιούχου, σημειώνοντας ότι ο πηδαλιούχος ελέγχει το πλοίο όχι μόνο βασισμένος στο τρέχον σφάλμα αλλά και στο προηγούμενο σφάλμα. Στόχος του ήταν η σταθερότητα, όχι ο γενικός έλεγχος, κάτι το οποίο απλοποίησε σημαντικά το πρόβλημα. Ενώ ο αναλογικός έλεγχος όπου παρέχει σταθερότητα σε βάρος των μικρών διαταραχών ήταν ανεπαρκής για την αντιμετώπιση μιας σταθερής διαταραχής. Τέλος, ο όρος παράγωγος προστέθηκε για την βελτίωση της σταθερότητας του ελέγχου. Δοκιμές διεξήχθησαν στο New Mexico, με τον ελεγκτή που ελέγχει την γωνιακή ταχύτητα (όχι γωνία) του πηδαλίου.

Ο έλεγχος PI απέδωσε παρατεταμένη εκτροπή. Προσθέτοντας το στοιχείο D απέδωσε ένα σφάλμα εκτροπής $\pm 1/6^\circ$, καλύτερα από ότι οι περισσότεροι πηδαλιούχοι θα μπορούσαν να επιτύχουν.

Το πολεμικό ναυτικό τελικά δεν υιοθέτησε το σύστημα λόγω της αντίστασης από το προσωπικό. Παρόμοια εργασία πραγματοποιήθηκε και παρουσιάστηκε από αρκετούς άλλους την δεκαετία του 1930. Στην πρώιμη ιστορία της διαδικασίας του αυτομάτου ελέγχου ο ελεγκτής PID υλοποιήθηκε ως μια μηχανική συσκευή. Αυτοί οι μηχανικοί ελεγκτές χρησιμοποιούν έναν μοχλό, το ελατήριο και τη μάζα και συχνά ενεργοποιούνται με πεπιεσμένο αέρα. Αυτοί οι πνευματικοί ελεγκτές ήταν κάποτε τα πρότυπα της βιομηχανίας. Οι ηλεκτρονικοί αναλογικοί ελεγκτές μπορούν να είναι φτιαγμένοι από έναν ενισχυτή, έναν πυκνωτή και μια αντίσταση. Οι ηλεκτρονικοί αναλογικοί βρόχοι ελέγχου PID βρίσκονται συχνά στα πιο πολύπλοκα ηλεκτρονικά συστήματα, για παράδειγμα, η τοποθέτηση της κεφαλής του σκληρού δίσκου, η ρύθμιση της ισχύος ενός τροφοδοτικού ή ακόμα και το κύκλωμα κίνησης-ανίχνευσης ενός σεισμόμετρου. Σήμερα οι ηλεκτρονικοί ελεγκτές έχουν σε μεγάλο βαθμό αντικατασταθεί από τους ψηφιακούς ελεγκτές που υλοποιούνται από μικροελεγκτές ή FPGAS. Ωστόσο οι αναλογικοί ελεγκτές PID εξακολουθούν να χρησιμοποιούνται

σε ειδικές εφαρμογές που απαιτούν υψηλό εύρος ζώνης και απόδοση με χαμηλό βαθμό, όπως ο ελεγκτής μιας διόδου λείζερ.

Οι περισσότεροι σύγχρονοι PID ελεγκτές εφαρμόζονται σε προγραμματιζόμενους λογικούς ελεγκτές (PLC) ή ως ψηφιακοί ελεγκτές τοποθετημένου πίνακα. Οι υλοποιήσεις λογισμικού έχουν το πλεονέκτημα ότι είναι σχετικά φθηνές και είναι ευέλικτες σε σχέση με την εφαρμογή του ελεγκτή PID. Οι ελεγκτές θερμοκρασίας PID εφαρμόζονται σε βιομηχανικούς φούρνους, μηχανήματα έγχυσης πλαστικών, ζεστές μηχανές σφράγισης και στην βιομηχανία συσκευασίας.

1.3 Βασικός βρόχος ελέγχου

Ένας ρομποτικός βραχίονας μπορεί να τοποθετηθεί και να μετακινηθεί από έναν βρόχο ελέγχου. Με την εφαρμογή προς τα εμπρός και αντίστροφα της δύναμης σε έναν ηλεκτροκινητήρα για την ανύψωση και τη μείωση του βραχίονα, μπορεί να είναι αναγκαίο να καταστεί δυνατή η αδρανειακή μάζα του βραχίονα, οι δυνάμεις λόγω της βαρύτητας και για τη διόρθωση από εξωτερικές δυνάμεις επί του βραχίονα.

Η ανιχνευόμενη θέση είναι η μεταβλητή της διαδικασίας (PV). Η επιθυμητή θέση ονομάζεται επιθυμητή τιμή (SP). Η είσοδος για τη διαδικασία (το ηλεκτρονικό ρεύμα στον κινητήρα) είναι η έξοδος από τον ελεγκτή PID. Ονομάζεται είτε χειριζόμενη μεταβλητή ή μεταβλητή ελέγχου. Η διαφορά μεταξύ της παρούσας θέσης και της θέσης τιμής είναι το σφάλμα (ϵ), η οποία μας δείχνει το αν ο βραχίονας είναι πολύ χαμηλός ή πολύ υψηλός και κατά πόσο.

Με τη μέτρηση της θέσης (PV) και αφαιρώντας την από την ονομαστική τιμή (SP), βρίσκουμε το σφάλμα (ϵ) και από αυτό ο ελεγκτής υπολογίζει πόσο ηλεκτρικό ρεύμα πρέπει να παρέχει στον κινητήρα. Η προφανής μέθοδος είναι αναλογικός έλεγχος και το ρεύμα του κινητήρα ορίζεται σε αναλογία με το υφιστάμενο σφάλμα. Ένας πιο σύνθετος έλεγχος μπορεί να περιλαμβάνει έναν άλλον όρο, τη παράγωγο. Αυτό καθορίζει τον ρυθμό μεταβολής του σφάλματος, παρέχοντας περισσότερο ή λιγότερο ρεύμα ανάλογα με το πόσο γρήγορα το σφάλμα πλησιάζει το μηδέν.

Τέλος, ο όρος του ολοκληρώματος προσθέτει έναν τρίτο όρο, χρησιμοποιώντας το συσσωρευμένο σφάλμα του παρελθόντος για να εντοπίσει αν η θέση του μηχανικού βραχίονα είναι πολύ χαμηλή ή πολύ υψηλή και να καθοριστεί το ηλεκτρικό ρεύμα σε σχέση όχι μόνο με το σφάλμα αλλά και για πόσο χρόνο συνεχίζεται. Μια εναλλακτική διατύπωση του όρου του ολοκληρώματος είναι να αλλάξει το ηλεκτρικό ρεύμα σε μικρά βήματα που είναι ανάλογα με το ρεύμα σφάλματος. Με την πάροδο του χρόνου τα βήματα συσσωρεύονται και τα προσθέτουμε.

1.4 Οι όροι του PID ελεγκτή

1.4.1 Ο αναλογικός όρος

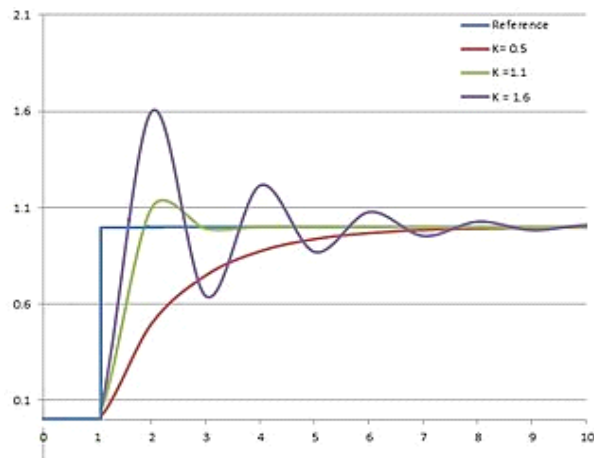
Ο αναλογικός όρος παράγει μια τιμή εξόδου η οποία είναι ανάλογη με την τρέχουσα τιμή σφάλματος. Η αναλογική απόκριση μπορεί να ρυθμιστεί από τον πολλαπλασιασμό του σφάλματος με μια σταθερά K_p , όπου ονομάζεται η σταθερά του αναλογικού κέρδους.

Ο αναλογικός όρος δίνεται από:

$$P_{\text{out}} = K_p e(t)$$

Ένα μεγάλο αναλογικό κέρδος είναι αποτέλεσμα μιας μεγάλης αλλαγής στην έξοδο για μια δεδομένη μεταβολή στο σφάλμα. Αν το αναλογικό κέρδος είναι πολύ μεγάλο, το σύστημα μπορεί να γίνει ασταθές. Αντίθετα ένα μικρό κέρδος μας δίνει μια μικρή απόκριση εξόδου, ένα μεγάλο σφάλμα εισαγωγής και έναν λιγότερο ευαίσθητο ελεγκτή. Αν το αναλογικό κέρδος είναι πολύ χαμηλό, η δράση ελέγχου μπορεί να είναι πάρα πολύ μικρή όταν ανταποκρίνεται σε διαταραχές του συστήματος.

Η θεωρία του συντονισμού και η βιομηχανική πρακτική μας δείχνουν ότι ο αναλογικός όρος θα πρέπει να συνεισφέρει στο μεγαλύτερο μέρος της αλλαγής στην έξοδο.



Σχήμα 2. Ανταπόκριση της PV στην βαθμιδωτή αλλαγή του SP σε σχέση με τον χρόνο για 3 τιμές της K_p (K_i και K_d σταθερές).

1.4.2 Σταθερή κατάσταση σφάλματος

Επειδή ένα μη μηδενικό σφάλμα απαιτεί να το προωθείς, ένας αναλογικός ελεγκτής λειτουργεί γενικά με τη λεγόμενη σταθερή κατάσταση σφάλματος. Η σταθερή κατάσταση σφάλματος είναι ανάλογη με την διαδικασία του κέρδους και αντιστρόφως ανάλογη προς το αναλογικό κέρδος.

1.4.3 Ο ολοκληρωτικός όρος

Η συνεισφορά του ολοκληρωτικού όρου είναι ανάλογη με τα δύο μεγέθη του σφάλματος και της διάρκειας του σφάλματος. Το ολοκλήρωμα σε έναν ελεγκτή PID είναι το άθροισμα των στιγμιαίων λαθών με τη πάροδο του χρόνου και δίνει το συσσωρευμένο σφάλμα που θα έπρεπε να είχε διορθωθεί στο παρελθόν. Το συσσωρευμένο σφάλμα πολλαπλασιάζεται στη συνέχεια με το ολοκλήρωμα κέρδους (K_i) και προστίθεται με την έξοδο του ελεγκτή.

Ο ολοκληρωτικός όρος είναι ίσος με:

$$I_{\text{out}} = K_i \int_0^t e(\tau) d\tau$$

Ο ολοκληρωτικός όρος βοηθάει έτσι ώστε η διαδικασία να φτάσει πιο γρήγορα την ονομαστική τιμή και εξαλείφει το υπολειπόμενο σφάλμα της σταθερής κατάστασης όπου εμφανίζεται με έναν καθαρό ελεγκτή. Ωστόσο, δεδομένου ότι ο ολοκληρωτικός όρος απαντά σε συσσωρευμένα σφάλματα του παρελθόντος, μπορεί να κάνει την παρούσα τιμή να υπερβεί την ονομαστική τιμή.

1.4.4 Ο παραγωγικός όρος

Η παράγωγος της διαδικασίας του σφάλματος υπολογίζεται με προσδιορισμό της κλίσης του σφάλματος με τη πάροδο του χρόνου, πολλαπλασιάζοντας αυτόν τον ρυθμό μεταβολής από την παράγωγο του κέρδους K_d . Το μέγεθος της συνεισφοράς του όρου της παραγωγού με τη συνολική δράση ελέγχου ονομάζεται η παράγωγος κέρδους K_d .

Ο παραγωγικός όρος δίνεται από τον τύπο:

$$D_{out} = K_d * de(t)/dt$$

Ο παραγωγικός όρος προβλέπει τη συμπεριφορά του συστήματος και ως εκ τούτου βελτιώνει την συμπεριφορά και τη σταθερότητα του συστήματος. Ένας ιδανικός όρος παραγωγού δεν είναι αιτιώδης, για αυτόν τον λόγο οι εφαρμογές των PID ελεγκτών περιλαμβάνουν ένα φίλτρο χαμηλής διέλευσης για τον παραγωγικό όρο, τον περιορισμό της υψηλής συχνότητας κέρδους και τον περιορισμό του θορύβου. Η παράγωγος σπάνια χρησιμοποιείται στη δράση.

1.5 Ο συντονισμός του βρόχου

Συντονισμός ενός βρόχου ελέγχου είναι η προσαρμογή των παραμέτρων ελέγχου προς τις βέλτιστες τιμές για την επιθυμητή ανταπόκριση ελέγχου. Η σταθερότητα είναι μια βασική απαίτηση, αλλά πέρα από αυτό, διαφορετικά συστήματα έχουν διαφορετική συμπεριφορά, διαφορετικές εφαρμογές έχουν διαφορετικές απαιτήσεις και οι απαιτήσεις μπορεί να έρχονται σε σύγκρουση η μια με την άλλη.

Ο συντονισμός ενός ελεγκτή PID είναι ένα δύσκολο πρόβλημα, ακόμα και αν υπάρχουν μόνο τρεις παράμετροι και είναι απλά για να περιγράψουν, επειδή πρέπει να πληρούν σύνθετα κριτήρια εντός των ορίων του ελέγχου PID. Υπάρχουν συνεπώς διάφορες μέθοδοι για τον συντονισμό ενός βρόχου.

Ο σχεδιασμός και ο συντονισμός ενός ελεγκτή PID φαίνονται να είναι εννοιολογικά διαισθητικά αλλά αυτό μπορεί να είναι δύσκολο στην πράξη εάν υπάρχουν πολλαπλοί (και συχνά αντικρουόμενοι) στόχοι, όπως αν πρέπει να επιτευχθούν μικρή και παροδική σταθερότητα και υψηλή σταθερότητα.

Οι PID ελεγκτές παρέχουν συχνά αποδεκτό έλεγχο χρησιμοποιώντας έναν προεπιλεγμένο συντονισμό αλλά η απόδοση μπορεί να βελτιωθεί γενικά με προσεκτική ρύθμιση, καθώς επίσης μπορεί να είναι αποδεκτή και με κακή ρύθμιση. Συνήθως ο αρχικός σχεδιασμός πρέπει να προσαρμόζεται κατ' επανάληψη μέσα από προσομοιώσεις σε υπολογιστή μέχρι το σύστημα κλειστού βρόχου να πραγματοποιήσει μια επιθυμητή εκτέλεση.

Ορισμένες διαδικασίες έχουν έναν βαθμό μη γραμμικότητας και έτσι οι παράμετροι που λειτουργούν καλά σε συνθήκες πλήρους φορτίου δεν λειτουργούν όταν η διαδικασία ξεκινάει χωρίς φορτίο. Αυτό μπορεί να διορθωθεί με χρονοπρογραμματισμό απολαβής (χρησιμοποιώντας διαφορετικές παραμέτρους σε διαφορετικές περιοχές λειτουργίας).

1.6 Ευστάθεια

Εάν οι παράμετροι του ελεγκτή PID έχουν επιλεγεί σωστά, η είσοδος της ελεγχόμενης διαδικασίας μπορεί να είναι ασταθής, δηλαδή διαφέρει από την έξοδο της, με ή χωρίς ταλάντωση και περιορίζεται μόνο από τον κορεσμό ή τη μηχανική θραύση. Η αστάθεια προκαλείται από μεγάλο κέρδος

Σε γενικές γραμμές, απαιτείται η σταθεροποίηση της απόκρισης και η διαδικασία δεν πρέπει να ταλαντεύεται για οποιοδήποτε συνδυασμό των συνθηκών της διαδικασίας και των επιθυμητών τιμών, αν και μερικές φορές η οριακή σταθερότητα είναι αποδεκτή ή επιθυμητή.

Μαθηματικά, την προέλευση της αστάθειας μπορούμε να την δούμε στο πεδίο Laplace.

Η συνολική συνάρτηση μεταφοράς του βρόχου είναι:

$$H(s) = \frac{K(s)G(s)}{1 + K(s)G(s)}$$

Όπου:

$K(s)$: συνάρτηση μεταφοράς του PID

$G(s)$: συνάρτηση μεταφοράς του συστήματος

Το σύστημα ονομάζεται ασταθές όταν η συνάρτηση μεταφοράς του κλειστού βρόχου αποκλίνει για κάποιο s . Αυτό συμβαίνει στις καταστάσεις όπου:

$$K(s)G(s) = -1.$$

Τυπικά αυτό συμβαίνει όταν:

$$|K(s)G(s)| = 1 \text{ (με 180 μοίρες διαφορά φάσεως).}$$

Η ευστάθεια είναι εγγυημένη όταν: $K(s)G(s) < 1$ (για τις συχνότητες που έχουν υψηλή φάση).

Μια πιο γενική μορφή αυτής της επίδρασης είναι γνωστή ως το κριτήριο του Nyquist.

1.7 Η βέλτιστη συμπεριφορά

Η βέλτιστη συμπεριφορά στην αλλαγή μιας διαδικασίας ή στην αλλαγή ενός σημείου διαφέρει ανάλογα με την εφαρμογή.

Δύο βασικά κριτήρια είναι ο κανονισμός και η εντολή παρακολούθησης.

Αυτά αναφέρονται στο κατά πόσο καλά η ελεγχόμενη μεταβλητή ακολουθεί την επιθυμητή τιμή. Τα ειδικά κριτήρια για την εντολή παρακολούθησης περιλαμβάνουν τον χρόνο ανόδου και την διευθέτηση χρόνου. Ορισμένες διαδικασίες δεν πρέπει να επιτρέπουν την υπερύψωση της μεταβλητής της διαδικασίας πέρα από την επιθυμητή τιμή, εάν για παράδειγμα θα είναι ανασφαλές. Άλλες διαδικασίες πρέπει ελαχιστοποιούν την ενέργεια που δαπανάται για την επίτευξη μιας νέας ρύθμισης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

2 Ιδιότητες του PID ελεγκτή

2.1 Επισκόπηση των μεθόδων

Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι για τη ρύθμιση ενός ελεγκτή PID. Οι πιο αποτελεσματικές μέθοδοι περιλαμβάνουν γενικά την ανάπτυξη κάποιου μοντέλου διεργασίας. Στη συνέχεια επιλέγουμε P, I και D με βάση τις δυναμικές παραμέτρους του μοντέλου.

Η επιλογή της μεθόδου θα εξαρτηθεί σε μεγάλο βαθμό από το εάν ή όχι ο βρόχος μπορεί να ληφθεί «εκτός σύνδεσης» για την ρύθμιση και από τον χρόνο απόκρισης του συστήματος.

Εάν το σύστημα μπορεί να ληφθεί χωρίς σύνδεση, η καλύτερη μέθοδος συντονισμού συχνά περιλαμβάνει την υποβολή του συστήματος σε μια σημαντική αλλαγή στην είσοδο, τη μέτρηση της εξόδου ως συνάρτηση του χρόνου και χρησιμοποιώντας αυτή την απόκριση προσδιορίζονται οι παράμετροι ελέγχου.

2.1.1 2.1.1 Η μέθοδος Ziegler-Nichols

Μια άλλη μέθοδος συντονισμού είναι η μέθοδος Ziegler-Nichols που εισήχθη από τον John.G Ziegler και τον Nathaniel.B Nichols τη δεκαετία του 1940.

Με τη μέθοδο αυτή τα κέρδη K_d και K_i μηδενίζονται. Το αναλογικό κέρδος αυξάνεται μέχρι να φτάσει στο τελικό κέρδος K_u , κατά το οποίο η έξοδος του βρόχου αρχίζει να ταλαντώνεται. Το K_u και η περίοδος ταλάντωσης T_u χρησιμοποιούνται για να ρυθμίσουμε τα κέρδη.

2.2 Περιορισμοί του ελεγκτή PID

Ενώ οι PID ελεγκτές έχουν εφαρμογή σε πολλά προβλήματα ελέγχου και συχνά λειτουργούν ικανοποιητικά χωρίς βελτιώσεις ή ρυθμίσεις, μπορούν να έχουν κακές επιδόσεις σε μερικές εφαρμογές και σε γενικές γραμμές δεν παρέχουν βέλτιστο έλεγχο. Η βασική δυσκολία με τον PID είναι ότι είναι σύστημα ελέγχου με ανατροφοδότηση, με σταθερές παραμέτρους και καμία άμεση γνώση της διαδικασίας.

Οι PID ελεγκτές όταν χρησιμοποιούνται μόνοι τους μπορεί να έχουν κακή απόδοση, όταν τα κέρδη ενός PID πρέπει να μειωθούν, έτσι ώστε το σύστημα ελέγχου να μην έχει υπερύψωση ή να μην ταλαντεύεται. Μπορούν επίσης να έχουν δυσκολία με την παρουσία της μη γραμμικότητας, να μην αντιδρούν στην αλλαγή της συμπεριφοράς της διαδικασίας και να έχουν κενά στην αντιμετώπιση μεγάλων αλλαγών.

Η πιο σημαντική βελτίωση είναι η ενσωμάτωση του ελέγχου τροφοδοσίας προς τα εμπρός, έχοντας γνώση σχετικά με το σύστημα και με τη χρήση των PID ελεγκτών μόνο για τον έλεγχο σφαλμάτων. Εναλλακτικά οι PID μπορούν να τροποποιηθούν με περισσότερους τρόπους, όπως με την αλλαγή των παραμέτρων ή τη βελτίωση της μέτρησης.

2.3 Γραμμικότητα

Ένα άλλο πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε με τους PID ελεγκτές είναι ότι είναι γραμμικοί και ειδικότερα συμμετρικοί. Έτσι η απόδοση των ελεγκτών PID σε μη γραμμικά συστήματα (όπως τα συστήματα HVAC) αλλάζει.

Για παράδειγμα, σε έλεγχο της θερμοκρασίας, μια συνηθισμένη περίπτωση χρήσης είναι η ενεργή θέρμανση (μέσω ενός θερμαντικού στοιχείου) αλλά και η παθητική ψύξη.

Έτσι η υπερύψωση μπορεί να διορθωθεί μόνο αργά. Στην περίπτωση αυτή ο PID πρέπει να είναι ρυθμισμένος ώστε να κάνει απόσβεση για την πρόληψη ή την μείωση της υπερύψωσης, αν και αυτό μειώνει την απόδοση.

2.4 Θόρυβος στην παράγωγο

Ένα πρόβλημα με τον παραγωγικό όρο είναι ότι ενισχύει την υψηλή συχνότητα ή τον θόρυβο της διαδικασίας που μπορεί να προκαλέσει μεγάλες αλλαγές στην έξοδο. Συχνά είναι χρήσιμο να φιλτράρουμε τις μετρήσεις με ένα φίλτρο χαμηλής διέλευσης ώστε να αφαιρεθούν τα συστατικά του θορύβου της υψηλής συχνότητας. Το φιλτράρισμα χαμηλής διέλευσης και ο παραγωγικός έλεγχος μπορεί να αλληλοεξουδετερώνονται.

2.5 Υπερύψωση από γνωστές διαταραχές

Για παράδειγμα, ένας βρόχος PID χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της θερμοκρασίας μιας ηλεκτρικής αντίστασης κλιβάνου, όταν το σύστημα έχει σταθεροποιηθεί. Εάν όμως η πόρτα ανοίξει και μπει κάτι κρύο εντός του κλιβάνου, τότε η θερμοκρασία πέφτει κάτω από το σημείο ρύθμισης. Το ολοκλήρωμα της λειτουργίας του ελεγκτή τείνει να αντισταθμίσει το σφάλμα εισάγοντας ένα νέο σφάλμα στην θετική κατεύθυνση. Αυτή η υπερύψωση μπορεί να αποφευχθεί με την κατάψυξη του ολοκληρώματος λειτουργίας του ελεγκτή.

2.6 Ο ελεγκτής PI

Ένας PI ελεγκτής (αναλογικός – ολοκληρωτικός ελεγκτής) είναι μια ειδική περίπτωση του ελεγκτή PID στην οποία δεν χρησιμοποιείται η παράγωγος του σφάλματος.

Η έξοδος του ελεγκτή δίνεται από:

$$K_P \Delta + K_I \int \Delta dt$$

όπου Δ είναι το σφάλμα ή η απόκλιση πραγματικής μετρούμενης τιμής (PV) από την ονομαστική τιμή (SP).

$$\Delta = SP - PV$$

Ένας ελεγκτής PI μπορεί να διαμορφωθεί εύκολα με λογισμικό όπως "Simulink" ή "XCOS" χρησιμοποιώντας ένα διάγραμμα ροής και με συμμετοχή φορέων Laplace:

$$C = \frac{G(1 + \tau s)}{\tau s}$$

Όπου:

$G=K_p$ = αναλογικό κέρδος

$G/\tau = K_i$ ολοκληρωτικό κέρδος

Βάζοντας μια τιμή για το G είναι ένας συμβιβασμός που κάνουμε συχνά μεταξύ της μείωσης της υπερύψωσης και αύξησης του χρόνου.

Η έλλειψη του παραγωγικού όρου μπορεί να κάνει το σύστημα πιο σταθερό στην σταθερή κατάσταση σε περίπτωση θορύβου. Αυτό συμβαίνει γιατί ο παραγωγικός όρος είναι πιο ευαίσθητος όταν έχουμε όρους υψηλής συχνότητας στην είσοδο.

Χωρίς τον παραγωγικό όρο ένα σύστημα PI είναι σχετικά γρήγορο σε αλλαγές και έτσι το σύστημα θα αργήσει να φτάσει στο σημείο ρύθμισης και θα αργήσει να ανταποκριθεί σε διαταραχές σε σχέση με ένα καλά συντονισμένο σύστημα PI

2.7 Σημείο αλλαγής βήματος

Οι αναλογικοί και παραγωγικοί όροι μπορούν να παράγουν υπερβολική κίνηση στην έξοδο όταν ένα σύστημα υποβάλλεται σε μια στιγμιαία αύξηση βήματος στο σφάλμα, όπως μια μεγάλη αλλαγή της ονομαστικής τιμής. Στην περίπτωση του παραγωγικού όρου, αυτό οφείλεται στη λήψη του παραγωγικού σφάλματος, το οποίο είναι πολύ μεγάλο όταν υπάρχει στιγμιαία αλλαγή βήματος. Για αυτό κάποιοι ελεγκτές PID κάνουν κάποιες από τις ακόλουθες τροποποιήσεις:

2.7.1 Σημείο αναπήδησης

Σε αυτή την τροποποίηση το σημείο ρύθμισης μετακινείται από την παλιά θέση σε μια νέα θέση, η οποία έχει καθοριστεί πρόσφατα, χρησιμοποιώντας μια γραμμική ή πρώτης τάξεως διαφορική συνάρτηση ράμπας. Έτσι αποφεύγεται η ασυνέχεια που υπάρχει σε μια απλή αλλαγή βήματος.

2.7.2 Παράγωγος της μεταβλητής της διαδικασίας

Στην περίπτωση αυτή ο ελεγκτής PID μετρά την παράγωγο της μετρούμενης μεταβλητής της διαδικασίας παρά την παράγωγο του σφάλματος. Αυτή η μεταβλητή είναι πάντα συνεχής (δηλαδή δεν έχει ποτέ μια σημαντική αλλαγή ως αποτέλεσμα της μεταβολής των ονομαστικών τιμών).

Η τροποποίηση αυτή είναι μια απλή περίπτωση της στάθμισης της ρύθμισης.

2.7.3 Στάθμιση σημείου

Το σημείο στάθμισης προσθέτει ρυθμιζόμενους παράγοντες (συνήθως μεταξύ 0 και 1) στην επιθυμητή τιμή του σφάλματος του αναλογικού και παραγωγικού στοιχείου του ελεγκτή.

Το σφάλμα του ολοκληρωτικού όρου πρέπει να είναι το πραγματικό σφάλμα ελέγχου για να αποφευχθούν τα σφάλματα ελέγχου της σταθερής κατάστασης.

2.8 Ο κλιμακωτός έλεγχος

Ένα ξεχωριστό πλεονέκτημα των ελεγκτών PID είναι ότι δύο ελεγκτές PID μπορούν να χρησιμοποιηθούν μαζί για να έχουμε μια καλύτερη δυναμική επίδοση. Αυτό ονομάζεται κλιμακωμένος έλεγχος PID. Στον κλιμακωμένο έλεγχο υπάρχουν δύο PID τοποθετημένοι με έναν άλλον PID για την ρύθμιση του άλλου PID. Ένας PID ελεγκτής ενεργεί σαν ελεγκτής εξωτερικού βρόχου ο οποίος ελέγχει την κύρια φυσική παράμετρο, όπως τη στάθμη του υγρού ή την ταχύτητα.

Ο άλλος ελεγκτής λειτουργεί σαν ελεγκτής εσωτερικού βρόχου, ο οποίος έχει σαν ονομαστική τιμή την έξοδο του ελεγκτή εσωτερικού βρόχου και συνήθως ελέγχει μια πιο γρήγορη αλλαγή παραμέτρου, την παροχή ή την επιτάχυνση. Επίσης, μπορεί να αποδειχθεί και μαθηματικά ότι η συχνότητα λειτουργίας του ελεγκτή είναι αυξημένη και η σταθερά χρόνου του αντικειμένου μειώνεται με την χρήση του κλιμακωτού ελεγκτή PID.

Για παράδειγμα, ένα λουτρό με ελεγχόμενη θερμοκρασία έχει δύο κλιμακωτούς ελεγκτές PID, τον καθένα με δικό του αισθητήρα θερμοκρασίας. Ο εξωτερικός ελεγκτής ελέγχει την θερμοκρασία του νερού χρησιμοποιώντας ένα θερμοηλεκτρικό που βρίσκεται μακριά από τον θερμοαντήρα που διαβάζει με ακρίβεια την θερμοκρασία του νερού. Το σφάλμα για αυτόν τον ελεγκτή PID είναι η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής θερμοκρασίας του λουτρού και της μετρημένης θερμοκρασίας. Αντί να ελέγχει άμεσα την θερμάστρα, ο εξωτερικός ελεγκτής PID θέτει ως στόχο την θερμοκρασία του θερμοαντήρα για τον εσωτερικό ελεγκτή PID. Ο εσωτερικός ελεγκτής PID ελέγχει την θερμοκρασία του θερμοαντήρα χρησιμοποιώντας ένα θερμοστοιχείο που συνδέεται με τον θερμοαντήρα. Το σφάλμα του εσωτερικού ελεγκτή είναι η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής τιμής της θερμοκρασίας του θερμοσίφωνα και της μετρούμενης θερμοκρασίας του θερμοαντήρα. Η έξοδος του ελεγκτή ελέγχει την θερμάστρα εάν θα μείνει κοντά στο σημείο ρύθμισης.

Οι αναλογικοί, διαφορικοί και παραγωγικοί όροι των δύο ελεγκτών είναι πολύ διαφορετικοί. Ο εξωτερικός ελεγκτής έχει μια μεγάλη χρονική σταθερά. Ο εσωτερικός ελεγκτής αποκρίνεται πιο γρήγορα. Κάθε ελεγκτής πρέπει να ρυθμιστεί για να ταιριάζει με το σύστημα.

2.9 Εναλλακτικές ονοματολογίες και μορφές PID

2.9.1 Ιδανική έναντι τυποποιημένης μορφής PID

Η μορφή του ελεγκτή PID που συναντάται πιο συχνά στην βιομηχανία και αυτό που είναι πιο σχετικό με την ρύθμιση των αλγορίθμων είναι η τυποποιημένη μορφή. Σε αυτήν την μορφή το κέρδος K_p εφαρμόζεται στο I_{OUT} και στο D_{OUT} , δίνοντας:

$$MV(t) = K_p \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{d}{dt} e(t) \right)$$

Όπου:

T_i : ολοκληρωτικός χρόνος

T_d : παραγωγικός χρόνος

Σε αυτήν την μορφή οι παράμετροι έχουν σαφή φυσική σημασία. Ειδικότερα το εσωτερικό άθροισμα παράγει μια νέα τιμή σφάλματος που έχει αποζημιωθεί από τα λάθη του μέλλοντος και του παρελθόντος. Η προσθήκη των αναλογικών και των παραγωγικών όρων θα προβλέπει αποτελεσματικά την τιμή του σφάλματος στο T_d στο μέλλον, με την προϋπόθεση ότι ο έλεγχος του βρόχου παραμένει αμετάβλητος. Το ολοκληρωτικό στοιχείο ρυθμίζει την τιμή του σφάλματος για να αντισταθμίσει το άθροισμα όλων των σφαλμάτων του παρελθόντος.

Σε μια παράλληλη ιδανική μορφή:

$$U(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{d}{dt} e(t)$$

οι παράμετροι κέρδους που σχετίζονται με τις παραμέτρους της τυποποιημένης μορφής μέσω $K_i = K_p/T_i$ και $K_d = K_p T_d$. Αυτή η παράλληλη μορφή, όπου οι παράμετροι αντιμετωπίζονται ως απλά κέρδη, είναι η πιο γενική και ευέλικτη μορφή. Ωστόσο, είναι η μορφή όπου οι παράμετροι έχουν τις λιγότερες πρακτικές ερμηνείες και γενικά προορίζονται για θεωρητική επεξεργασία του ελεγκτή PID. Η τυποποιημένη μορφή, παρά το γεγονός ότι έχει πιο πολύπλοκα μαθηματικά, χρησιμοποιείται πιο συχνά στην βιομηχανία.

2.9.2 Αμοιβαίο κέρδος

Σε πολλές περιπτώσεις η μεταβλητή εξόδου που επηρεάζεται από τον ελεγκτή PID είναι ένα κλάσμα μεταξύ 0 και 100% και η μετάφραση σε πραγματικές μονάδες είναι έξω από τον ελεγκτή. Πολύ συχνά σε αυτήν την περίπτωση το κέρδος δεν εκφράζεται ως «έξοδος ανά βαθμό», αλλά με την μορφή μιας θερμοκρασίας $1/K_p$ το οποίο είναι «μοίρες ανά πλήρες έξοδο». Αυτή είναι η περιοχή στην οποία η έξοδος πάει από 0 μέχρι 1 (0% έως 100%).

2.9.3 Παραγωγικός όρος βασισμένος στην πραγματική μετρούμενη τιμή

Στα περισσότερα εμπορικά συστήματα ελέγχου, ο παραγωγικός όρος βασίζεται στην πραγματική μετρούμενη τιμή (PV) παρά στο σφάλμα. Αυτό συμβαίνει επειδή η ψηφιοποιημένη έκδοση του αλγορίθμου παράγει μια μεγάλη ανεπιθύμητη άνοδο όταν η ονομαστική τιμή (SP) αλλάζει.

Αν η ονομαστική τιμή είναι σταθερή (SP), τότε οι αλλαγές της πραγματικής μετρούμενης τιμής (PV) θα είναι ίδιες με τις αλλαγές του σφάλματος. Ως εκ τούτου, η τροποποίηση αυτή δεν κάνει καμία διαφορά στον τρόπο που ο ελεγκτής ανταποκρίνεται στις διαταραχές.

2.9.4 Αναλογικός όρος βασιζόμενος στην πραγματική μετρούμενη τιμή (PV)

Τα περισσότερα εμπορικά συστήματα ελέγχου προσφέρουν επίσης την επιλογή του αναλογικού όρου βασιζόμενου στην πραγματική μετρούμενη τιμή (PV). Αυτό σημαίνει ότι μόνο ο ολοκληρωτικός όρος ανταποκρίνεται στις αλλαγές της ονομαστικής τιμής (SP). Η τροποποίηση του αλγόριθμου δεν επηρεάζει τον τρόπο με τον οποίο ο ελεγκτής ανταποκρίνεται στις διαταραχές.

Η αλλαγή στον αναλογικό όρο στην πραγματική μετρούμενη τιμή (PV) εξαλείφει την άμεση και ενδεχομένως πολύ μεγάλη αλλαγή στην έξοδο σε μια γρήγορη αλλαγή στην ονομαστική τιμή (SP). Ανάλογα με τη διαδικασία και την ρύθμιση αυτό μπορεί να είναι καλό για ένα στάδιο της ονομαστικής τιμής (SP).

2.10 Η μορφή Laplace του PID ελεγκτή

Μερικές φορές είναι χρήσιμο να γράψουμε τον PID ελεγκτή στην μορφή του στον μετασχηματισμό Laplace:

$$G(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s = \frac{K_d s^2 + K_p s + K_i}{s}$$

Αφού έχουμε τον ελεγκτή γραμμένο στη μορφή του στον μετασχηματισμό Laplace και την συνάρτηση μεταφοράς του ελεγχόμενου συστήματος, τότε μπορούμε να υπολογίσουμε την συνάρτηση μεταφοράς του κλειστού βρόχου του συστήματος.

2.11 Πόλοι, μηδενιστές και ρίζες ενός PID ελεγκτή

Η εξίσωση του PID ελεγκτή μπορεί να γραφτεί στη μορφή:

$$G(s) = K_d \frac{s^2 + \frac{K_p}{K_d} s + \frac{K_i}{K_d}}{s}$$

Όταν χρησιμοποιούμε αυτήν τη μορφή είναι εύκολο να υπολογίσουμε την συνάρτηση μεταφοράς του κλειστού βρόχου:

Αν:

$$H(s) = \frac{1}{s^2 + 2\zeta\omega_0 s + \omega_0^2}$$

$$\frac{K_p}{K_d} = 2\zeta\omega_0$$

Τότε:

$$G(s)H(s) = \frac{K_d}{s}$$

Αν και αυτό φαίνεται να είναι πολύ χρήσιμο για την απομάκρυνση των ασταθών πόλων, στη πραγματικότητα δεν ισχύει. Η συνάρτηση μεταφοράς του κλειστού βρόχου παρόλο που υπάρχει μια διαταραχή στην έξοδο εξακολουθεί να έχει ασταθείς πόλους.

2.12 Η μορφή της αλληλεπίδρασης

Μια άλλη αναπαράσταση του PID ελεγκτή στη μορφή της αλληλεπίδρασης είναι:

$$G(s) = K_c \frac{(\tau_i s + 1)}{\tau_i s} (\tau_d s + 1)$$

όπου οι παράμετροι σχετίζονται με τις παραμέτρους του τυποποιημένου εντύπου μέσω

$$K_p = K_c \cdot \alpha, T_i = \tau_i \cdot \alpha \text{ και}$$

$$T_d = \frac{\tau_d}{\alpha} \text{ με}$$

$$\alpha = 1 + \frac{\tau_d}{\tau_i}$$

Αυτή η μορφή αποτελείται ουσιαστικά από έναν ελεγκτή PI και έναν ελεγκτή PD σε σειρά.

2.13 Η διακριτή εφαρμογή

Η ανάλυση για τον σχεδιασμό μιας ψηφιακής εφαρμογής ενός ελεγκτή PID σε έναν μικροελεγκτή ("MCU") ή συσκευή "FPGA" απαιτεί την τυποποιημένη μορφή του ελεγκτή PID για να επιλυθεί. Οι προσεγγίσεις για της παραγώγους πρώτης τάξης έχουν από πίσω πεπερασμένες διαφορές.

Ο ολοκληρωτικός όρος είναι υπολογισμένος με χρόνο Δt ως εξής:

$$\int_0^{t_k} e(\tau) d\tau = \sum_{i=1}^k e(t_i) \Delta t$$

Ο παραγωγικός όρος προσεγγιστικά είναι:

$$\frac{de(t_k)}{dt} = \frac{e(t_k) - e(t_{k-1})}{\Delta t}$$

Έτσι ένας αλγόριθμος ταχύτητας για την εφαρμογή του υπολογισμένου ελεγκτή PID σε "MCU" λαμβάνεται με διαφορά $u(t)$, χρησιμοποιώντας τους αριθμητικούς ορισμούς τις πρώτης και της δεύτερης παραγώγου και λύνοντας ως προς $u(t_k)$ τελικά παίρνουμε:

$$u(t_k) = u(t_{k-1}) + K_p \left[\left(1 + \frac{\Delta t}{T_i} + \frac{T_d}{\Delta t} \right) e(t_k) + \left(-1 - \frac{2T_d}{\Delta t} \right) e(t_{k-1}) + \frac{T_d}{\Delta t} e(t_{k-2}) \right]$$

$$T_i = K_p / K_i, T_d = K_d / K_p$$

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο

3 Γενετικοί αλγόριθμοι

3.1 Εισαγωγή στους γενετικούς αλγόριθμους

Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στον κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να οριστούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους και σε προβλήματα όπου δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει τον καλύτερο συνδυασμό των τιμών των μεταβλητών ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν καλύτερο τρόπο.

Ο τρόπος με τον οποίο λειτουργούν οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι εμπνευσμένος από την βιολογία. Η ιδέα που χρησιμοποιείται σε αυτόν τον τρόπο είναι αυτή της εξέλιξης μέσω της γενετικής μετάλλαξης, της φυσικής επιλογής και διασταύρωσης. Η υλοποίηση των γενετικών αλγορίθμων είναι αρκετά απλή. Οι τιμές των παραμέτρων του συστήματος πρέπει να είναι κωδικοποιημένες έτσι ώστε να μπορούν να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων η δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται τον γενετικό κώδικα που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά, ο γενετικός αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γεννητικού κώδικα, τα οποία συνήθως έχουν τυχαίες τιμές, δημιουργώντας έναν πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμή για την παράμετρο του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας.

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η συνάρτηση ικανότητας, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή την διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε σχέση με την επιβίωση και την αναπαραγωγή των γονιδίων/λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την συνάρτηση ικανότητας.

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους γενετικούς αλγορίθμους από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και την διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να βρει το αποτέλεσμα όσο πιο γρήγορα γίνεται. Καθώς υπάρχει το τυχαίο συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του γενετικού αλγορίθμου μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του γενετικού αλγορίθμου εξαρτάται πιο πολύ από την συνάρτηση ικανότητας και πιο συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο, δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης, θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν την λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού λύσεων του προβλήματος.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια τεχνική που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο John H. Holland, ερευνητής του ινστιτούτου της Santa Fe.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαραγάγει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί της διαδικασίες της γνώσης.

Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

3.2 Η λειτουργία του γενετικού αλγορίθμου

Ο τρόπος λειτουργίας των γενετικών αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία.

Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων του προβλήματος που μας ενδιαφέρει, πάνω στον οποίο δουλεύουν, σε αντίθεση με άλλες αναζητήσεις που επεξεργάζονται μόνο ένα σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Έτσι ένας γενετικός αλγόριθμος πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις και υποστηρίζει καταγραφή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων. Ο πληθυσμός υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη χρησιμοποιώντας διάφορους γενετικούς τελεστές όπως η επιλογή, η διασταύρωση και μετάλλαξη. Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινάει με ένα σύνολο λύσεων που ονομάζονται γονιδιώματα, οι οποίες έχουν δανειστεί το όνομα τους από την βιολογία και συνιστούν τον πληθυσμό.

Κατόπιν, ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των γονιδιωμάτων.

Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου επιβιώσουν οι καλύτερες. Συνήθως, όσες περισσότερες γενιές περνούν, τόσες καλύτερες λύσεις βρίσκονται. Μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από το οποίο δεν μπορεί να προχωρήσει λόγω του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για τον λόγο αυτό υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγορίθμου ανάλογα με την μορφή του προβλήματος.

3.3 Τρόπος υλοποίησης αλγορίθμου

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίηση τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων η δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται τον γενετικό κώδικα (γονιδίωμα) που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς.

Αρχικά, ο γενετικός αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας.

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η συνάρτηση ικανότητας αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή γονιδιωμάτων/λύσεων που πλησιάζουν πολύ κοντά στο επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν μια λύση που θα έχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν πιο πολύ στην συνάρτηση ικανότητας.

3.4 Εκδοχές αλγόριθμου

Υπάρχουν πολλές εκδοχές της διαδικασίας που αναφέραμε παραπάνω για τους γενετικούς αλγόριθμους και κάποιες από αυτές περιλαμβάνουν το ζευγάρι λύσεων για να φτάσει όσο πιο γρήγορα ο αλγόριθμος στο αποτέλεσμα. Αφού μπορεί να υπάρξει το τυχαίο συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, η κάθε εκτέλεση του γενετικού αλγόριθμου μπορεί να μας δώσει διαφορετική λύση για διαφορετικό χρόνο.

Το αποτέλεσμα που θα δώσει ο γενετικός αλγόριθμος εξαρτάται κυρίως από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση.

3.5 Χαρακτηριστικά

Η μέθοδος με την οποία οι γενετικοί αλγόριθμοι επιλύουν το πρόβλημα δεν είναι μαθηματική αλλά βιολογική. Λόγω αυτού έχουν μεγαλύτερη ελευθερία να επιλέξουν μια βέλτιστη λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης, δηλαδή προσπαθούν να βρουν την λύση του προβλήματος που τους έχουμε αναθέσει.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο

4 Ιστορία και ιδιότητες των γενετικών αλγορίθμων

4.1 Προβλήματα βελτιστοποίησης

Σε έναν γενετικό αλγόριθμο το πλήθος των υποψήφιων λύσεων για ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης έχει εξελιχθεί και έτσι μπορούμε να έχουμε καλύτερες λύσεις. Η κάθε λύση έχει κάποιες ιδιότητες, οι οποίες μπορεί να αλλάξουν. Η εξέλιξη ξεκινά από έναν πληθυσμό με τυχαία άτομα και είναι μια διαδικασία που επαναλαμβάνεται, με τον πληθυσμό σε κάθε επανάληψη να λέγεται γενιά. Σε κάθε γενιά αξιολογείται αν το κάθε άτομο είναι κατάλληλο.

Η καλή φυσική κατάσταση του ατόμου είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης, η οποία επιλύεται στο πρόβλημα βελτιστοποίησης. Τα περισσότερα άτομα επιλέγονται προσεκτικά από τον πληθυσμό. Η νέα γενιά των υποψηφίων λύσεων χρησιμοποιείται στην επόμενη επανάληψη του αλγόριθμου. Συνήθως ο αλγόριθμος τερματίζει όταν έχει παραχθεί ένας μέγιστος αριθμός γενεών ή όταν η φυσική κατάσταση του πληθυσμού έχει φτάσει σε ένα ικανοποιητικό επίπεδο.

Ένας συνηθισμένος γενετικός αλγόριθμος απαιτεί:

- Μια γενετική αναπαράσταση της περιοχής της λύσης
- Μια συνάρτηση για την αξιολόγηση της περιοχής της λύσης

Μια αναπαράσταση της κάθε υποψήφιας λύσης είναι σαν μία συστοιχία από bits.

Συστοιχίες από άλλους τύπους και δομές μπορούν να χρησιμοποιηθούν ουσιαστικά με τον ίδιο τρόπο. Η κύρια ιδιότητα που κάνει αυτές τις γενετικές αναπαραστάσεις βολικές είναι ότι τα μέρη τους μπορούν εύκολα να ευθυγραμμιστούν λόγω του σταθερού μεγέθους τους.

Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν αναπαραστάσεις μεταβλητού μήκους.

Ένας γενετικός αλγόριθμος, αφού βρεθούν η γενετική αντιπροσώπευση και η συνάρτηση, προχωράει στην προετοιμασία ενός πληθυσμού λύσεων και στην συνέχεια στη βελτίωση

μέσα από επαναλαμβανόμενες εφαρμογές των φορέων μετάλλαξης, αναστροφής και επιλογής.

4.2 Αρχικοποίηση

Το μέγεθος του πληθυσμού εξαρτάται από την φύση του προβλήματος, αλλά τυπικά περιέχει αρκετές εκατοντάδες ή χιλιάδες λύσεις. Συχνά ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται τυχαία, επιτρέποντας όλο το φάσμα των πιθανών λύσεων. Περιστασιακά οι λύσεις μπορούν να εμβολιάζονται σε περιοχές όπου είναι πιθανόν να βρεθούν οι βέλτιστες λύσεις.

4.3 Επιλογή

Σε κάθε γενιά ένα ποσοστό του υπάρχοντος πληθυσμού επιλέγεται να αναπαράγει μια νέα γενιά. Οι μεμονωμένες λύσεις επιλέγονται μέσω μιας διαδικασίας που βασίζεται στη φυσική κατάσταση. Ορισμένες μέθοδοι επιλογής αξιολογούν αν είναι κατάλληλη η κάθε λύση και επιλέγουν τις καλύτερες λύσεις. Η συνάρτηση καταλληλότητας καθορίζεται από την γενετική αναπαράσταση και μετράει την ποιότητα της εκπροσωπούμενης λύσης. Η συνάρτηση καταλληλότητας είναι ένα εξαρτώμενο πρόβλημα.

Για παράδειγμα, στο πρόβλημα με το σακίδιο κάποιος θέλει να μεγιστοποιήσει των συνολικό αριθμό των αντικειμένων που μπορεί να τοποθετήσει σε ένα σακίδιο σταθερής χωρητικότητας. Μια αναπαράσταση μιας λύσης θα μπορούσε να είναι μια σειρά από bits, όπου κάθε bit αντιπροσωπεύει ένα διαφορετικό αντικείμενο και η τιμή του bit (0 ή 1) μας δείχνει αν το bit είναι ή όχι στο σακίδιο. Κάθε τέτοια αναπαράσταση δεν είναι έγκυρη, αφού το μέγεθος των αντικειμένων μπορεί να υπερβεί την χωρητικότητα του σακιδίου. Η καταλληλότητα της λύσης είναι το άθροισμα των αντικειμένων στο σακίδιο, εάν αν η αναπαράσταση είναι έγκυρη, ή διαφορετικά 0. Σε κάποια προβλήματα είναι δύσκολο ή και αδύνατο να καθοριστεί η έκφραση της καταλληλότητας. Σε αυτές τις περιπτώσεις μια προσομοίωση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό της τιμής της συνάρτησης καταλληλότητας ενός φαινοτύπου.

4.4 Οι γενετικοί φορείς

Το επόμενο βήμα είναι να δημιουργηθεί μία δεύτερη γενιά πληθυσμού λύσεων που επιλέγονται μέσω ενός συνδυασμού γενετικών φορέων, crossover και μετάλλαξης. Για να παραχθεί μια νέα λύση επιλέγεται ένα νέο ζεύγος λύσεων. Με την παραγωγή μιας νέας λύσης με την χρήση των παραπάνω μεθόδων crossover και μετάλλαξης ουσιαστικά δημιουργείται μια νέα λύση η οποία συνήθως έχει πολλά χαρακτηριστικά από τους «γονείς» του. Νέοι γονείς επιλέγονται για κάθε παιδί, και η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να δημιουργηθεί ένας νέος πληθυσμός λύσεων κατάλληλου μεγέθους.

Αυτές οι διαδικασίες τελικά θα οδηγήσουν τελικά στην επόμενη γενιά του πληθυσμού των χρωμοσωμάτων που είναι διαφορετική από την πρώτη γενιά. Γενικά, η μέση καταλληλότητα θα αυξηθεί για τον πληθυσμό κατά την διάρκεια της διαδικασίας, δεδομένου ότι μόνο οι καλύτεροι οργανισμοί από την πρώτη γενιά επιλέγονται για αναπαραγωγή, μαζί με ένα μικρό ποσοστό λιγότερο κατάλληλων λύσεων. Αυτές οι λιγότερο κατάλληλες λύσεις εξασφαλίζουν την γενετική ποικιλομορφία εντός του γενετικού αποθέματος των «γονέων» και επομένως, την διασφάλιση της γενετικής ποικιλομορφίας της επόμενης γενιάς των «παιδιών».

Οι γνώμες δίστανται για την σημασία της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

Αν και η διασταύρωση και η μετάλλαξη είναι οι κύριοι γενετικοί φορείς, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και άλλοι φορείς, όπως η ομαδοποίηση, ο αποικισμός-εξαφάνιση ή η μετανάστευση σε γενετικούς αλγόριθμους.

4.5 Τερματισμός

Αυτή η γενετική διαδικασία επαναλαμβάνεται συνεχώς μέχρι να τερματιστεί. Οι πιο συνηθισμένες συνθήκες τερματισμού είναι:

- Να βρεθεί μια λύση που να ικανοποιεί ελάχιστα τα κριτήρια.
- Να επιτευχθεί ένας καθορισμένος αριθμός γενεών.
- Η υψηλότερη κατάταξη της καταλληλότητας της λύσης έχει φτάσει ή είχε φτάσει σε ένα οροπέδιο, έτσι ώστε οι διαδοχικές επαναλήψεις δεν παράγουν πλέον καλύτερα αποτελέσματα.
- Συνδυασμός όλων των παραπάνω.

4.6 Η υπόθεση του δομικού στοιχείου

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι απλοί στην εφαρμογή τους αλλά η συμπεριφορά τους είναι δύσκολο να κατανοηθεί. Ειδικότερα είναι δύσκολο να καταλάβουμε γιατί αυτοί οι αλγόριθμοι συχνά έχουν επιτυχία στην δημιουργία λύσεων υψηλής φυσικής κατάστασης όταν εφαρμόζονται σε πρακτικά προβλήματα. Η υπόθεση του δομικού στοιχείου αποτελείται από:

- Περιγραφή μιας ευρετικής που εκτελεί προσαρμογή με τον εντοπισμό και τον ανασυνδυασμό των «δομικών στοιχείων», δηλαδή χαμηλής τάξης.
- Υπόθεση ότι ένας γενετικός αλγόριθμος εκτελεί προσαρμογή σιωπηρά και αποτελεσματικά εφαρμόζοντας την συγκεκριμένη ευρετική.

4.7 Περιορισμοί

Υπάρχουν περιορισμοί για την χρήση ενός γενετικού αλγορίθμου σε σύγκριση με εναλλακτικούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης:

1. Η επαναλαμβανόμενη συνάρτηση καταλληλότητας για αξιολόγηση σύνθετων προβλημάτων είναι συχνά το πιο απαγορευτικό και περιοριστικό τμήμα των τεχνητών εξελικτικών αλγορίθμων. Βρίσκοντας την βέλτιστη λύση σε σύνθετα προβλήματα μεγάλων διαστάσεων παρατηρούμε συχνά ότι οι συναρτήσεις καταλληλότητας απαιτούν πολύ ακριβές αξιολογήσεις. Σε πραγματικά προβλήματα, όπως διαρθρωτικά προβλήματα βελτιστοποίησης μια ενιαία αξιολόγηση της συνάρτησης χρειάζεται αρκετές ώρες έως αρκετές ημέρες πλήρους προσομοίωσης. Τυπικές μέθοδοι βελτιστοποίησης δεν μπορούν να ασχοληθούν με τέτοιου είδους προβλήματα. Σε αυτήν την περίπτωση, μπορεί να μην χρησιμοποιηθεί μια ακριβή αξιολόγηση και να χρησιμοποιείται μια προσεγγιστική καταλληλότητα που είναι υπολογιστικά αποδοτική. Είναι προφανές ότι η συγχώνευση των κατά προσέγγιση μοντέλων μπορεί να είναι μια από τις πιο υποσχόμενες προσεγγίσεις για την πειστική χρήση των γενετικών αλγορίθμων για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων στην πραγματική ζωή.
2. Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν τα πάνε καλά με την πολυπλοκότητα. Δηλαδή, όταν ο αριθμός των στοιχείων που εκτίθενται σε μετάλλαξη είναι μεγάλος, υπάρχει συχνά μια εκθετική αύξηση στο μέγεθος του χώρου αναζήτησης. Αυτό καθιστά εξαιρετικά δύσκολο την χρησιμοποίηση της τεχνικής σε προβλήματα όπως ο σχεδιασμός μίας μηχανής, ενός σπιτιού ή αεροπλάνου. Για να γίνουν τέτοια προβλήματα πρακτικά στην εξελικτική αναζήτησης θα πρέπει να αναλύονται όσο πιο πολύ γίνεται. Ως εκ τούτου, βλέπουμε συνήθως σχέδια κωδικοποίησης εξελικτικών αλγορίθμων για πτερύγια του ανεμιστήρα αντί των μηχανών, σχήματα κτηρίων αντί για λεπτομερή σχέδια κατασκευής, και αεροτομές αντί των σχεδίων ολόκληρου του αεροσκάφους. Το δεύτερο πρόβλημα της πολυπλοκότητας είναι το θέμα του πως να προστατευτούν μέρη που έχουν εξελιχθεί για να αντιπροσωπεύουν καλές λύσεις από την περαιτέρω μετάλλαξη καταστροφής, ιδιαίτερα όταν η αξιολόγηση καταλληλότητας τους απαιτεί από αυτούς να συνδυαστούν καλά με τα άλλα μέρη τους.

3. Η κατάλληλη λύση είναι μόνο σε σχέση με άλλες λύσεις. Ως αποτέλεσμα, το κριτήριο διακοπής δεν είναι σαφές σε όλα τα προβλήματα.
4. Σε πολλά προβλήματα, οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να συγκλίνουν προς τοπικά βέλτιστα ή πολύ περιορισμένα σημεία αντί για την γενικά βέλτιστη λύση. Με άλλα λόγια, δεν γνωρίζουν πως να θυσιάσουν βραχυπρόθεσμα την ικανότητα για να αποκτήσουν μεγαλύτερη ικανότητα μακροπρόθεσμα. Αυτό μπορεί να εξαρτάται από το πρόβλημα. Το πρόβλημα αυτό μπορεί να μειωθεί χρησιμοποιώντας εναλλακτικές συναρτήσεις ικανότητας, αυξάνοντας τον ρυθμό μετάλλαξης ή να χρησιμοποιούν κάποιο μοντέλο λύσεων.
5. Για συγκεκριμένα προβλήματα βελτιστοποίησης ή διαφορετικές περιπτώσεις ενός προβλήματος, άλλοι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης μπορεί να είναι πιο αποτελεσματικοί. Εναλλακτικοί ή συμπληρωματικοί αλγόριθμοι μπορεί να περιλαμβάνουν στρατηγικές εξέλιξης, εξελικτικό προγραμματισμό, προσαρμογή Gauss, αναρριχητικούς αλγόριθμους, αλγόριθμους σμήνους (πχ βελτιστοποίηση μυρμηγκοφωλιάς). Η καταλληλότητα των γενετικών αλγορίθμων εξαρτάται από την υπάρχουσα γνώση του προβλήματος. Περισσότερες πληροφορίες για ένα πρόβλημα συχνά δίνουν καλύτερες, πιο εξειδικευμένες προσεγγίσεις.

4.8 Παραλλαγές

4.8.1 Χρωμοσωμική αναπαράσταση

Ο απλούστερος αλγόριθμος αντιπροσωπεύει κάθε χρωμόσωμα ως bit string.

Τυπικά, τα αριθμητικά μπορεί να αντιπροσωπεύονται από ακέραιους αριθμούς και αν είναι δυνατόν μπορεί να χρησιμοποιεί floating point αναπαράσταση. Η αναπαράσταση floating point είναι φυσιολογική στις στρατηγικές εξελίξεις και τον εξελικτικό προγραμματισμό. Η έννοια των γενετικών αλγορίθμων πραγματικής αξίας (real-valued) έχει προσφερθεί αλλά είναι πραγματικά εσφαλμένη, επειδή δεν αντιπροσωπεύει πραγματικά τη θεωρία οικοδομικό τετράγωνο που προτάθηκε από τον John H. Holland στη δεκαετία του 1970. Ο βασικός αλγόριθμος εκτελεί διασταυρώσεις και μεταλλάξεις σε επίπεδο bit. Άλλες παραλλαγές αντιμετωπίζουν το χρωμόσωμα ως μια λίστα των αριθμών που είναι δείκτες σε έναν πίνακα της διδασκαλίας, οι κόμβοι σε μια συνδεδεμένη λίστα, hashes, αντικείμενα ή οποιαδήποτε άλλη δομή δεδομένων μπορεί να φανταστεί κανείς.

4.8.2 Ελιτισμός

Μια πρακτική παραλλαγή της γενικής διαδικασίας της κατασκευής ενός νέου πληθυσμού είναι να επιτρέψει στον καλύτερο οργανισμό ή οργανισμούς από την σημερινή γενιά να μεταφερθεί στο επόμενο αναλλοίωτος. Η στρατηγική αυτή είναι γνωστή ως ελιτιστική επιλογή και εγγυάται ότι η ποιότητα που λαμβάνεται από τον γενετικό αλγόριθμο δεν θα μειωθεί από τη μια γενιά στην επόμενη.

4.8.3 Παράλληλες υλοποιήσεις

Οι παράλληλες υλοποιήσεις των γενετικών αλγορίθμων χωρίζονται σε δύο είδη
Χονδροειδούς παράλληλοι γενετικών αλγορίθμων, που προσομοιώνουν πληθυσμούς σε κάθε έναν από τους κόμβους του υπολογιστή και τη μετανάστευση των ατόμων μεταξύ των κόμβων. Λεπτοειδούς παράλληλοι γενετικοί αλγόριθμοι, που υποθέτουν ότι είναι ένα άτομο σε κάθε κόμβο του επεξεργαστή που αλληλοεπιδρά με τα γειτονικά άτομα για την επιλογή και την αναπαραγωγή.

4.9 Ιστορία

Το 1950, ο Alan Turing πρότεινε τη "μηχανική μάθηση", η οποία θα ήταν παράλληλη με τις αρχές εξέλιξης. Η υπολογιστική προσομοίωση της εξέλιξης που ξεκίνησε ήδη από το 1954 με το έργο του Nils Aall Baricelli, ο οποίος χρησιμοποιούσε τον υπολογιστή στο Ινστιτούτο των προηγμένων μελετών στο Princeton του New Jersey. Η δημοσίευση του το 1954 δεν είχε ευρέως παρατηρηθεί. Ξεκινώντας το 1957, ο Αυστραλός γενετιστής Alex Fraser δημοσίευσε μια σειρά εγγράφων για την προσομοίωση της τεχνητής επιλογής των οργανισμών με πολλαπλές θέσεις που ελέγχουν ένα μετρήσιμο χαρακτηριστικό. Από αυτές τις αρχές, η προσομοίωση της εξέλιξης από τους βιολόγους έγινε περισσότερο σύνθητες φαινόμενο στις αρχές της δεκαετίας του 1960 και οι μέθοδοι περιγράφονται σε βιβλία από τον Fraser, τον Burnell (1970) και τον Crosby (1973).

Οι προσομοιώσεις του Fraser περιλαμβάνονται σε όλα τα ουσιώδη στοιχεία των σύγχρονων γενετικών αλγορίθμων. Επιπλέον, ο Hans-Joachim Bremermann δημοσίευσε μια σειρά εγγράφων το 1960, που ενέκρινε επίσης ένα πλήθος λύσεων στα προβλήματα βελτιστοποίησης, που υποβάλλονται σε ανασυνδυασμό, μετάλλαξη και επιλογή. Η ερεύνα του Bremermann περιελάμβανε επίσης τα στοιχεία των σύγχρονων γενετικών αλγορίθμων. Άλλοι αξιοσημείωτοι πρωτοπόροι είναι οι Richard Friedberg, George Friedman και Michael Conrad. Πολλές αρχικές εργασίες ανατυπώθηκαν από τον Fogel (1998). Παρά το γεγονός ότι ο Baricelli, στην εργασία που αναφέρθηκε το 1963, είχε προσομοιώσει την εξέλιξη της ικανότητας να παίζει ένα απλό παιχνίδι, η τεχνητή εξέλιξη έγινε ευρέως αναγνωρισμένη μέθοδος βελτιστοποίησης, ως αποτέλεσμα των εργασιών του Ingo Rechenberg και του Hans-Paul Schwefel στη δεκαετία του 1960 και στις αρχές της δεκαετίας του 1970. Η ομάδα του Rechenberg ήταν σε θέση να επιλύει πολύπλοκα προβλήματα μηχανικής μέσω στρατηγικών εξέλιξης. Μια άλλη προσέγγιση ήταν η εξελικτική τεχνική προγραμματισμού του Lawrence J. Fogel, η οποία προτάθηκε για την δημιουργία τεχνητής νοημοσύνης.

Ο εξελικτικός προγραμματισμός χρησιμοποιεί αρχικά μηχανές πεπερασμένων καταστάσεων για την πρόβλεψη του περιβάλλοντος και χρησιμοποιεί διακυμάνσεις και επιλογές για την βελτιστοποίηση των προβλέψεων. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έγιναν δημοφιλής μέσα από το έργο του John H. Holland στις αρχές του 1970 και ιδίως μέσω του βιβλίου του *Adaption in natural and artificial systems* (1975).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο

5 Εξελικτικοί αλγόριθμοι

5.1 Σχετικοί τομείς

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεδίο της εξελικτικής πληροφορικής.

Η στρατηγική εξέλιξης είναι ένας γενικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης και αποτελεί παράδειγμα ενός εξελικτικού αλγόριθμου από το πεδίο του εξελικτικού υπολογισμού. Οι στρατηγικές εξέλιξης είναι μια αδελφική τεχνική με άλλους εξελικτικούς αλγόριθμους, όπως γενετικούς αλγόριθμους, γενετικό προγραμματισμό, συστήματα ταξινομικής εκμάθησης και εξελικτικό προγραμματισμό.

Οι στρατηγικές εξέλιξης (ES) εξελίσσουν τα άτομα με την βοήθεια της μετάλλαξης και του ενδιάμεσου ή διακριτού ανασυνδυασμού αλγόριθμοι ES σχεδιάζονται ειδικά για την επίλυση προβλημάτων στον τομέα της πραγματικής αξίας. Χρησιμοποιούν αυτοπροσαρμογή για να προσαρμόσουν τις παραμέτρους ελέγχου της αναζήτησης.

Ο αλγόριθμος αυτός εμπνέεται από τη θεωρία της εξέλιξης μέσω της φυσικής επιλογής. Συγκεκριμένα, η τεχνική εμπνέεται από τη διεργασία εξέλιξης σε επίπεδο ειδών (φαινότυπος, κληρονομικότητα, παραλλαγή) και δεν ασχολείται με τους γενετικούς μηχανισμούς της εξέλιξης (χρωμοσώματα, γονίδια).

Ο στόχος του αλγόριθμου στρατηγικής εξέλιξης είναι να μεγιστοποιηθεί η καταλληλότητα της συλλογής υποψήφιων λύσεων στο πλαίσιο μιας αντικειμενικής συνάρτησης από έναν τομέα. Ο στόχος μπορεί να επιτευχθεί με την κλασική μέθοδο μέσω της υιοθέτησης της δυναμικής διακύμανσης, ενός υποκατάστατου για κάθοδο με τροποποίηση.

5.2 Διαδικασία

Οι περιπτώσεις αλγορίθμων στρατηγικής εξέλιξης μπορούν να περιγράψουν συνοπτικά με μια προσαρμοσμένη ορολογία στη μορφή (μ, λ) -ES, όπου μ είναι ο αριθμός των υποψηφίων λύσεων στη γενεαλογική γενιά και λ είναι ο αριθμός των υποψηφίων λύσεων που παράγονται από τη γενεαλογική γενιά. Σε αυτή τη διαμόρφωση, τα καλύτερα μ διατηρούνται αν $\lambda > \mu$, όπου λ πρέπει να είναι μεγάλα ή ίσα με μ . Εκτός από τον λεγόμενο αλγόριθμο στρατηγικής εξέλιξης, μπορεί να οριστεί μια παραλλαγή συν-επιλογής $(\mu + \lambda)$ -ES, όπου τα καλύτερα μέλη της ένωσης των μ και λ ανταγωνίζονται με βάση την αντικειμενική ικανότητα για μια θέση στην επόμενη γενιά. Ο αλ-

γόριθμος (παρακάτω) παρέχει έναν κατάλογο ψευδοκώδικα του (μ, λ) - ES αλγόριθμου για την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους.

Ο αλγόριθμος δείχνει την προσαρμογή υποψηφίων λύσεων που συν-προσαρμόζουν τις δικές τους παραμέτρους στρατηγικής που επηρεάζουν την ποσότητα της μετάλλαξης που εφαρμόζεται σε υποψήφιες λύσεις:

Input: μ, λ , Problemize

Output: \mathbf{S}_{best}

Population \leftarrow InitializePopulation (μ , ProblemSize)

EvaluatePopulation (Population)

$\mathbf{S}_{best} \leftarrow$ GetBest (Population, 1)

While (\neg StopCondition ())

Children $\leftarrow \emptyset$

For ($i = 1$) To λ)

Parent $_i \leftarrow$ GetParent (Population, i)

$\mathbf{S}_{i \leftarrow \emptyset}$

$\mathbf{S}_{i \text{ problem}} \leftarrow$ Mutate (P_i Problem, P_i strategy)

$\mathbf{S}_{i \text{ strategy}} \leftarrow$ Mutate (P_i strategy)

Children $\leftarrow \mathbf{S}_i$

End

Evaluate Population (Children)

$\mathbf{S}_{\text{best}} \leftarrow$ GetBest (Children + \mathbf{S}_{best} , 1)

Population \leftarrow SelectBest (Population, Children, μ)

End

Return (**S** _{best})

Ψευδοκώδικας για την στρατηγική εξέλιξης.

Οι στρατηγικές εξέλιξης χρησιμοποιούν συγκεκριμένες παραστάσεις, όπως είναι οι πραγματικές τιμές για τη συνεχή βελτιστοποίηση των λειτουργιών.

- Ο αλγόριθμος είναι συνήθως διαμορφωμένος έτσι ώστε $1 \leq \mu \leq \lambda$.
- Ο λόγος του μ προ λ επηρεάζει την ποσότητα της πίεσης επιλογής που ασκείται από τον αλγόριθμο.
- Μια σύγχρονη ενημέρωση της αλγορίθμου σημειογραφίας περιλαμβάνει ένα ρ για το $(\mu/\rho, \lambda)$ - ES που καθορίζει τον αριθμό των γονέων που θα συνεισφέρουν σε κάθε νέα υποψήφια λύση χρησιμοποιώντας έναν χειριστή ανασυνδυασμού.
- Ένας κλασικός κανόνας που χρησιμοποιείται για τη ρύθμιση της ποσότητας μετάλλαξης (τυπική απόκλιση που χρησιμοποιείται στη μετάλλαξη για συνεχή βελτιστοποίηση της λειτουργίας) ήταν ο 1/5 κανόνας, όπου η αναλογία των επιτυχημένων μεταλλάξεων πρέπει να είναι όσο το 1/5 όλων των μεταλλάξεων. Εάν είναι μεγαλύτερη, η διακύμανση αυξάνεται, διαφορετικά εάν ο λόγος είναι μικρότερος, η διακύμανση μειώνεται.
- Η παραλλαγή επιλογής του αλγορίθμου μπορεί να είναι καλή για περιπτώσεις δυναμικών προβλημάτων δεδομένης της ικανότητάς της για συνεχή εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης, ενώ η παραλλαγή συν-επιλογής μπορεί να είναι καλή για τη βελτίωση και τη σύγκλιση.

Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα των στρατηγικών εξέλιξης που εφαρμόστηκε στην γλώσσα προγραμματισμού Ruby:

```
def objective_function(vector)
  return vector.inject(0.0) {|sum, x| sum + (x ** 2.0)}
end

def random_vector(minmax)
  return Array.new(minmax.size) do |i|
    minmax[i][0] + ((minmax[i][1] - minmax[i][0]) * rand())
  end
end

def random_gaussian(mean=0.0, stdev=1.0)
  u1 = u2 = w = 0
  begin
    u1 = 2 * rand() - 1
    u2 = 2 * rand() - 1
    w = u1 * u1 + u2 * u2
  end while w >= 1
  w = Math.sqrt((-2.0 * Math.log(w)) / w)
  return mean + (u2 * w) * stdev
end

def mutate_problem(vector, stdevs, search_space)
  child = Array(vector.size)
  vector.each_with_index do |v, i|
    child[i] = v + stdevs[i] * random_gaussian()
    child[i] = search_space[i][0] if child[i] < search_space[i][0]
    child[i] = search_space[i][1] if child[i] > search_space[i][1]
  end
  return child
end

def mutate_strategy(stdevs)
  tau = Math.sqrt(2.0*stdevs.size.to_f)**-1.0
  tau_p = Math.sqrt(2.0*Math.sqrt(stdevs.size.to_f))**-1.0
  child = Array.new(stdevs.size) do |i|
    stdevs[i] * Math.exp(tau_p*random_gaussian() + tau*random_gaussian())
  end
  return child
end

def mutate(par, minmax)
  child = {}
  child[:vector] = mutate_problem(par[:vector], par[:strategy], minmax)
  child[:strategy] = mutate_strategy(par[:strategy])
  return child
end

def init_population(minmax, pop_size)
  strategy = Array.new(minmax.size) do |i|
```

```

    [0, (minmax[i][1]-minmax[i][0]) * 0.05]
  end
  pop = Array.new(pop_size) { Hash.new }
  pop.each_index do |i|
    pop[i][:vector] = random_vector(minmax)
    pop[i][:strategy] = random_vector(strategy)
  end
  pop.each{|c| c[:fitness] = objective_function(c[:vector])}
  return pop
end

def search(max_gens, search_space, pop_size, num_children)
  population = init_population(search_space, pop_size)
  best = population.sort{|x,y| x[:fitness] <=> y[:fitness]}.first
  max_gens.times do |gen|
    children = Array.new(num_children) do |i|
      mutate(population[i], search_space)
    end
    children.each{|c| c[:fitness] = objective_function(c[:vector])}
    union = children+population
    union.sort!{|x,y| x[:fitness] <=> y[:fitness]}
    best = union.first if union.first[:fitness] < best[:fitness]
    population = union.first(pop_size)
    puts " > gen #{gen}, fitness=#{best[:fitness]}"
  end
  return best
end

if __FILE__ == $0
  # problem configuration
  problem_size = 2
  search_space = Array.new(problem_size) {|i| [-5, +5]}
  # algorithm configuration
  max_gens = 100
  pop_size = 30
  num_children = 20
  # execute the algorithm
  best = search(max_gens, search_space, pop_size, num_children)
  puts "done! Solution: f=#{best[:fitness]}, s=#{best[:vector].inspect}"
end

```

Στρατηγικές εξέλιξης στην γλώσσα Ruby

5.3 Εξελικτικός προγραμματισμός

Ο εξελικτικός προγραμματισμός (EP) περιλαμβάνει πλήθος λύσεων με πρωταρχική μετάλλαξη, επιλογή και αυθαίρετες αναπαραστάσεις. Χρησιμοποιούν αυτοπροσαρμογή για να προσαρμόζουν τις παραμέτρους και μπορούν να περιλαμβάνουν και άλλες λειτουργίες παραλλαγής, όπως ο συνδυασμός πληροφοριών από πολλούς γονείς. Ο εξελικτικός προγραμματισμός είναι ένας αλγόριθμος γενικής βελτιστοποίησης. Ο εξελικτικός προγραμματισμός εμπνέεται από τη θεωρία της εξέλιξης μέσω της φυσικής επιλογής. Συγκεκριμένα, η τεχνική είναι εμπνευσμένη από τη διαδικασία της εξέλιξης σε επίπεδο ειδών (φαινότυπο, κληρονομικότητα, παραλλαγή) και δεν ασχολείται με τους γενετικούς μηχανισμούς της εξέλιξης (χρωμοσώματα, γονίδια). Ένας πληθυσμός ενός είδους αναπαράγεται, δημιουργώντας απογόνους με μικρή διακύμανση. Οι απόγονοι και οι γονείς ανταγωνίζονται με βάση την προσαρμογή τους στο περιβάλλον (όπου γενικά τα άτομα που προσαρμόζονται πιο εύκολα στο περιβάλλον είναι η επόμενη γενιά και τους δίνεται η ευκαιρία να αναπαραχθούν). Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται, βελτιώνοντας την δυνατότητα της προσαρμογής μεταξύ του είδους και του περιβάλλοντος.

5.3.1 Στρατηγική

Ο στόχος του αλγορίθμου της εξέλιξης προγραμματισμού είναι να μεγιστοποιήσει τον βαθμό έτσι ώστε να είναι κατάλληλο μια ομάδα υποψήφιας λύσεων στο πλαίσιο μιας αντικειμενικής συνάρτησης από τον τομέα. Αυτός ο στόχος επιδιώκεται με τη χρήση ενός προσαρμοστικού μοντέλου με βοηθήματα για τις διεργασίες εξέλιξης, ειδικά κληρονομικά (αναπαραγωγή με μεταβολή) κάτω από τον ανταγωνισμό. Η αναπαράσταση που χρησιμοποιείται για υποψήφιας λύσεις μπορεί να εκτιμηθεί άμεσα από μια αντικειμενική λειτουργία του τομέα.

5.3.2 Διαδικασία

Ο αλγόριθμος αυτός παρέχει έναν ψευδοκώδικα του αλγόριθμου της εξέλιξης προγραμματισμού για την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους:

```
Input: Population size, ProblemSize, BoutSize  
Output: S best  
  
Population InitializePopulation ( Population size, ProblemSize )  
  
EvaluatePopulation (Population )  
  
S best ← GetBestSolution ( Population )  
  
while ( StopCondition ( ) )  
Children ←  $\emptyset$   
  
    For ( Parent  $_i$  (←Population )  
  
        Child $_i$  ← Mutate( Parent  $_i$  )  
  
    Children ← Child  $_i$   
  
    End  
  
EvaluatePopulation (Children )  
  
S best ← GetBestSolution(Children, S best )
```

Union Population + Children

For (S_i (- Union)

For (To BoutSize)

$S_j \leftarrow$ RandomSelection (Union)

If (Cost (S_i) < Cost (S_j))

$S^i_{\text{wins}} \leftarrow S^i_{\text{wins}} + 1$

End

End

End

Population SelectBestByWins (Union, *Population size*)

End

Return (S_{best})

Pseudocode for Evolutionary Programming

Ο αλγόριθμος εκτίμησης διανομής (EDA) υποκαθιστά τους παραδοσιακούς χειριστές αναπαραγωγής από φορείς που καθοδηγούνται από το μοντέλο. Τέτοια μοντέλα μαθαίνονται από τον πληθυσμό χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης και παρουσιάζονται ως πιθανά γραφικά μοντέλα, από τα οποία μπορούν να λαμβάνονται δείγματα από νέες λύσεις ή να δημιουργούνται από καθοδηγούμενη διασταύρωση. Ο προγραμματισμός έκφρασης γονιδίων (GEP) χρησιμοποιεί επίσης πληθυσμούς προγραμμάτων υπολογιστών. Αυτά τα πολύπλοκα προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών κωδικοποιούνται σε απλούστερα γραμμικά χρωμοσώματα σταθερού μήκους, τα οποία στη συνέχεια εκφράζονται ως δέντρα έκφρασης. Τα δέντρα έκφρασης ή τα προγράμματα υπολογιστών εξελίσσονται επειδή τα χρωμοσώματα υφίστανται μετάλλαξη και ανασυνδυασμού κατά τρόπο παρόμοιο με τον κανονικό γενετικό αλγόριθμο. Αλλά χάρη στην ειδική οργάνωση των χρωμοσωμάτων GEP, αυτές οι γενετικές τροποποιήσεις οδηγούν πάντοτε σε έγκυρα προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών. Ο γενετικός προγραμματισμός (GP) είναι μια σχετική τεχνική που διαδόθηκε από τον John Koza, όπου τα προγράμματα υπολογιστών, παρά οι παράμετροι λειτουργίας, έχουν βελτιστοποιηθεί. Ο γενετικός προγραμματισμός συχνά χρησιμοποιεί εσωτερικές δομές δεδομένων με βάση το δέντρο για να αντιπροσωπεύει τα προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών για προσαρμογή αντί για τις δομές καταλόγων που είναι χαρακτηριστικές των γενετικών αλγορίθμων.

Ο συνδυασμός γενετικού αλγόριθμου (GGA) είναι μια εξέλιξη του γενετικού αλγόριθμου όπου η εστίαση μετατοπίζεται από μεμονωμένα στοιχεία, όπως συμβαίνει με τα κλασικά GA, σε ομάδες ή υποσύνολο αντικειμένων. Η ιδέα πίσω από αυτή την εξέλιξη του γενετικού αλγόριθμου που προτάθηκε από τον Emanuel Falkenauer είναι ότι η επίλυση ορισμένων σύνθετων προβλημάτων, γνωστών ως συστοιχιών ή διαχωριστικών προβλημάτων, όπου ένα σύνολο αντικειμένων πρέπει να χωριστεί σε μια διαφορετική ομάδα αντικειμένων με βέλτιστο τρόπο, θα επιτυγχανόταν καλύτερα κάνοντας τα χαρακτηριστικά των ομάδων των αντικειμένων ισοδύναμα με τα γονίδια. Αυτά τα προβλήματα περιλαμβάνουν τη συσσώρευση δοχείων, την εξισορρόπηση γραμμών, τη συσσώρευση σε σχέση με ένα μέτρο απόστασης, την ισότητα σωρών, κλπ, για τα οποία οι κλασικοί γενετικοί αλγόριθμοι αποδείχθηκαν ανεπαρκείς. Η δημιουργία ισοδύναμων γονιδίων με τις ομάδες συνεπάγεται με χρωμοσώματα, τα οποία είναι γενικά μεταβλητού μήκους με ειδικούς γενετικούς χειριστές που χειρίζονται ολόκληρες ομάδες αντικειμένων. Για τη συσκευασία των δεξαμενών ειδικότερα, ένα GGA που υβριδοποιήθηκε με το κριτήριο δεσπόζουσας θέσης των Martello και Toth, είναι αναμφισβήτητα η καλύτερη τεχνική μέχρι σήμερα. Οι διαδραστικοί εξελικτικοί αλγόριθμοι

είναι εξελικτικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν την ανθρώπινη αξιολόγηση. Συνήθως εφαρμόζονται σε τομείς όπου είναι δύσκολο να σχεδιαστεί μια υπολογιστική λειτουργία φυσικής κατάστασης, για παράδειγμα, εξελισσόμενες εικόνες, μουσική, καλλιτεχνικά σχέδια και φόρμες που να ταιριάζουν με την αισθητική προτίμηση των χρηστών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^ο

6 Μέθοδοι βελτιστοποίησης σμήνους

6.1 Νοημοσύνη σμήνους

Η νοημοσύνη του σμήνους είναι ένα πεδίο της εξελικτικής πληροφορικής. Με τον όρο νοημοσύνη σμήνους (swarm intelligence) στην επιστήμη των υπολογιστών, χαρακτηρίζουμε όλους εκείνους τους αλγόριθμους και τις καταναμημένες μεθόδους επίλυσης προβλημάτων που έχουν σαν πηγή έμπνευσης την συλλογική συμπεριφορά και την εκδηλούμενη νοημοσύνη που εμφανίζεται σε πληθυσμούς. Στην αρχή αυτός ο όρος χρησιμοποιήθηκε σε εφαρμογές για να χαρακτηρίσει την συμπεριφορά ομάδων αυτόματων μηχανισμών, οι οποίες υπακούοντας η καθεμία σε κάποιους απλούς κανόνες, εμφάνιζαν μετά από λίγο χρόνο κάποιου είδους συλλογική συμπεριφορά. Τέτοιες συμπεριφορές παρατηρούνται και στη φύση σε ομάδες εντόμων, ζώων και σε ομάδες ανθρώπων. Κοινωνιολογικά ο όρος χρησιμοποιούνταν για να καταδείξει το αποτέλεσμα των αλληλεπιδράσεων μεταξύ οντοτήτων, από την πλευρά της ομάδας ή του σμήνους. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελούν τα σμήνη μυρμηγκιών, όπου ενώ κάθε μυρμηγκί σαν μονάδα έχει πολύ περιορισμένο αριθμό δυνατοτήτων και αντιδράσεων στο περιβάλλον του, οι ομάδες μυρμηγκιών παρουσιάζουν μια τρομερή οργάνωση και δομή.

Ο πρώτος αλγόριθμος νοημοσύνης σμήνους που εμφανίστηκε ήταν η βελτιστοποίηση με αποικία μυρμηγκιών, ο οποίος μιμείται τον τρόπο με τον οποίο οι τερμίτες αναζητούν τροφή επιλέγοντας την συντομότερη διαδρομή μεταξύ της πηγής τροφής και της βάσης τους.

Ο αλγόριθμος δοκιμάστηκε σε πολλά προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης με εντυπωσιακά αποτελέσματα και μέχρι σήμερα έχει υιοθετηθεί σε πολλές εφαρμογές του πραγματικού κόσμου, όπως η οργάνωση δρομολογίων αεροσκαφών και η δρομολόγηση τηλεπικοινωνιακών δορυφόρων. Επίσης, έχει αποτελέσει την αφετηρία για το πρόγραμμα ANTS: Autonomous Nano-Technology Swarm της NASA (National Aeronautics and Space Administration, USA), με στόχο την εξερεύνηση ζωνών αστεροειδών με μικρά, μη επανδρωμένα διαστημικά σκάφη, με ικανότητες αυτο-

οργάνωσης, κατανεμημένης αυτόνομης λειτουργίας και λήψης αποφάσεων σε ομάδες με ιεραρχία. Η βελτιστοποίηση με αποικία μυρμηγκιών (ACO) χρησιμοποιεί πολλά μυρμηγκία (ή παράγοντες) που είναι εφοδιασμένα με μοντέλο φερομόνης για να διασχίσουν το χώρο της λύσης και να βρουν τοπικές παραγωγικές περιοχές. Στην επιστήμη των υπολογιστών και στην έρευνα των λειτουργιών, ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (ACO) είναι μια πιθανολογική τεχνική για την επίλυση υπολογιστικών προβλημάτων που μπορούν να περιοριστούν στην εύρεση καλών διαδρομών μέσω γραφημάτων. Αυτός ο αλγόριθμος είναι μέλος της οικογένειας των αλγορίθμων αποικιών μυρμηγκιών στις μεθόδους έξυπνης πλοήγησης (αρχικά προτάθηκε από τον Marco Dorigo το 1992). Ο πρώτος αλγόριθμος στόχευε στην αναζήτηση μιας βέλτιστης διαδρομής σε ένα γράφημα, με βάση τη συμπεριφορά των μυρμηγκιών που αναζητούν μια διαδρομή μεταξύ της αποικίας τους και μιας πηγής τροφής. Η αρχική ιδέα έχει διαφοροποιηθεί από τότε για να επιλύσει μια ευρύτερη τάξη αριθμητικών προβλημάτων και ως εκ τούτου προέκυψαν διάφορα προβλήματα, βασισμένα σε διάφορες πτυχές της συμπεριφοράς των μυρμηγκιών. Από μια ευρύτερη προοπτική, ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης της αποικίας μυρμηγκιών εκτελεί μια αναζήτηση βάσει μοντέλου και μοιράζεται κάποιες ομοιότητες με την αλγόριθμο εκτίμησης διανομής.

Το κενό που υπήρχε στα προβλήματα αριθμητικής βελτιστοποίησης καλύφθηκε από την βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων, η οποία ήταν η πρώτη μέθοδος νοημοσύνης σμηγών για τέτοια προβλήματα.

6.2 Βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων

Οι ακούσιοι κανόνες που ακολουθούν τα μέλη σμηνών στη φύση και τους επιτρέπουν να κινούνται συγχρονισμένα, χωρίς συγκρούσεις, σε εντυπωσιακούς σχηματισμούς αποτέλεσαν πηγή έρευνας και προσομοιώσεων για ερευνητές σε διάφορα επιστημονικά πεδία.

Στις προσομοιώσεις, η κίνηση του σμήνους ήταν απόρροια της προσπάθειας των μελών του σμήνους να διατηρήσουν μια βέλτιστη απόσταση από τα μέλη που βρίσκονται κοντά τους. Πολλοί νόμοι που διέπουν την κοινωνική συμπεριφορά των ζώων χαρακτηρίζουν και τις ομάδες ανθρώπων. Πρόδρομος της βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων υπήρξε ένας εξομοιωτής κοινωνικής συμπεριφοράς, ο οποίος αναπτύχθηκε από τους Eberhart και Kennedy για την προσομοίωση της κίνησης σμηνών σωματιδίων. Στην πορεία αναπτύχθηκαν πολλές παραλλαγές του εξομοιωτή, οι οποίες ενσωμάτωναν ιδέες όπως η επιτάχυνση από απόσταση και ο συντονισμός ταχυτήτων μεταξύ μελών του σμήνους που βρίσκονται το ένα κοντά στο άλλο. Σκοπός των προσομοιώσεων ήταν η μελέτη της κίνησης του σμήνους προς συγκεκριμένες θέσεις-στόχους.

Όταν έγινε αντιληπτό ότι το μοντέλο κίνησης που είχε αναπτυχθεί θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως τεχνική βελτιστοποίησης, ξεκίνησε μια μεγάλη διαδικασία προσθαφαίρεσης ιδεών και παραμέτρων του μοντέλου ώσπου παρουσιάστηκε η πρώτη έκδοση της μεθόδου βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων για προβλήματα αριθμητικής βελτιστοποίησης. Η βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων παρουσιάζει πολλά κοινά με τους εξελικτικούς αλγόριθμους. Πρόκειται για μια στοχαστική μέθοδο που χρησιμοποιεί πληθυσμούς για την αναζήτηση λύσεων εντός του χώρου αναζήτησης. Ωστόσο, μια μμεγάλη διαφορά με τους εξελικτικούς αλγόριθμους είναι η κίνηση κάθε μέλους του πληθυσμού με μια προσαρμόσιμη ταχύτητα (adaptable velocity) στον χώρο αναζήτησης. Επιπλέον, κάθε μέλος του πληθυσμού έχει μια μνήμη στην οποία διατηρεί την καλύτερη θέση που επισκέφτηκε ποτέ. Σε προβλήματα ελαχιστοποίησης, αυτή η θέση είναι το σημείο του χώρου με την μμικρότερη συναρτησιακή τιμή που έχει επισκεφτεί ποτέ το μέλος του πληθυσμού. Επιπλέον, τα μέλη του πληθυσμού ανταλλάσσουν μμεταξύ τους πληροφορία σχετικά με την καλύτερη θέση (μνήμη) που έχει το καθένα. Έτσι, ορίζοντας γειτονιές μμεταξύ των μελών του πληθυσμού, υπάρχει ροή πληροφορίας μμεταξύ των μελών που τις απαρτίζουν και η κίνηση του

σμήνους είναι απόρροια της στοχαστικής επιτάχυνσης των μελών του προς τις προσωπικές καλύτερες θέσεις τους και προς τις καλύτερες θέσεις των γειτόνων τους.

Αυτή η έννοια της «επιτάχυνσης» η οποία χρησιμοποιούταν ιδιαίτερος σε συστήματα σωματιδίων της σωματιδιακής φυσικής έδωσε την ιδέα στους Eberhart και Kennedy να ονομάσουν τα μέλη του πληθυσμού σωματίδια (particles). Η ιδέα των «γειτονιών» ανάμεσα στα σωματίδια του σμήνους οδήγησε στην ανάπτυξη δύο θεμελιωδών παραλλαγών της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, με ολική γειτονιά ή ολική και με τοπική γειτονιά ή τοπική.

Στην ολική παραλλαγή, το σμήνος θεωρείται η γειτονιά του κάθε σωματιδίου.

Οπότε το κάθε σωματίδιο εκτός από την δική του θέση γνωρίζει και την καλύτερη θέση που έχει επισκεφτεί ποτέ κάθε σωματίδιο του σμήνους, δηλαδή την καλύτερη λύση που υπάρχει μέχρι εκείνη την στιγμή στον χώρο αναζήτησης. Στην τοπική παραλλαγή, ένας αριθμός σωματιδίων (συνήθως μικρός) ορίζονται ως γειτονιά ενός σωματιδίου και το σωματίδιο αυτό, εκτός από την προσωπική του καλύτερη θέση, γνωρίζει την καλύτερη θέση που έχει ποτέ επισκεφτεί οποιοδήποτε άλλο σωματίδιο της γειτονιάς του. Προφανώς η ολική παραλλαγή αποτελεί ειδική περίπτωση της τοπικής αλλά αντιμετωπίζονται σαν ξεχωριστές περιπτώσεις λόγω των έντονων διαφορών που παρουσιάζονται στις ιδιότητες του αλγόριθμου.

Αν και θεωρήθηκε σαν ένας αλγόριθμος εκτίμησης διανομής, η βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων (PSO) είναι μια υπολογιστική μέθοδος για βελτιστοποίηση πολλαπλών παραμέτρων, η οποία χρησιμοποιεί επίσης προσέγγιση βάσει πληθυσμού. Ένας πληθυσμός (σμήνος) των υποψήφιων λύσεων (σωματιδίων) κινείται στον χώρο αναζήτησης και η κίνηση των σωματιδίων επηρεάζεται τόσο από τη δική τους γνωστή θέση όσο και από την γενική πιο γνωστή θέση του σμήνους. Όπως και οι γενετικοί αλγόριθμοι, η μέθοδος PSO εξαρτάται από την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των μελών του πληθυσμού. Σε ορισμένα προβλήματα, το PSO είναι συχνά πιο αποδοτικό στους υπολογισμούς από τον γενετικό αλγόριθμο, ειδικά σε προβλήματα χωρίς περιορισμούς με συνεχείς μεταβλητές.

6.3 Νέα τροχιακή μέθοδος βελτιστοποίησης με χρήση εξελικτικών τελεστών

Μια από τις μεθόδους που είναι πιο συνηθισμένες για την επίλυση των προβλημάτων ολικής βελτιστοποίησης είναι αυτή της επανεκκίνησης. Στην μέθοδο της επανεκκίνησης λαμβάνονται αρχικά κάποια τυχαία σημεία εντός του χώρου αναζήτησης και από το καθένα ξεκινάει μια μέθοδος τοπικής αναζήτησης. Ένας από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους που συνδυάζει αυτήν την μέθοδο με μια τροχιακή μέθοδο τοπικής αναζήτησης είναι ο αλγόριθμος ολικής ελαχιστοποίησης με επανεκκίνηση και δυναμικές τροχιές αναζήτησης των Snyman και Fatti. Αυτός ο αλγόριθμος περιλαμβάνει δύο στάδια, αυτό της ολικής αναζήτησης, στο οποίο γίνεται η επιλογή των αρχικών σημείων και αυτό της τοπικής αναζήτησης, όπου γίνεται χρήση της τροχιακής αναζήτησης.

Τα αρχικά σημεία δίνονται τυχαία στην πρώτη επανάληψη, ενώ στην συνέχεια συνδυάζονται με ελαχιστοποιητές που ήδη έχουν βρεθεί και με προηγούμενα αρχικά σημεία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7^ο

7 Εισαγωγή στα ρομποτικά σμήνη

7.1 Ρομποτικά σμήνη

Με την έννοια ρομποτικά σμήνη εννοούμε την μελέτη του τρόπου συντονισμού μεγάλων ομάδων σχετικά απλών ρομπότ, μέσω της χρήσης τοπικών κανόνων. Τα ρομποτικά σμήνη έχουν εμπνευστεί από κοινωνίες εντόμων που εκτελούν εργασίες που δεν μπορεί να εκτελέσει ένα άτομο μόνο του.

Μια ομάδα ρομπότ δεν είναι μια απλή ομάδα. Σε αυτές τις ομάδες βλέπουμε κάποια χαρακτηριστικά που συναντάμε σε ομάδες εντόμων, όπως αποκεντρωμένο έλεγχο, έλλειψη συγχρονισμού, απλά και ταυτόσημα μέλη.

Η έρευνα για την ρομποτική σμήνους γίνεται με πολύ λεπτομέρεια. Τα ρομποτικά σμήνη είναι εμπνευσμένα από την φύση και είναι συνδυασμός της νοημοσύνης σμήνους και της ρομποτικής. Στα ρομποτικά σμήνη έχουμε συνεργασία των σμηνών της φύσης και της νοημοσύνης σμήνους και σαν αποτέλεσμα έχουμε τα ρομποτικά σμήνη και διάφορα άλλα πολύπλοκα ρομποτικά συστήματα.

7.2 Πηγαίνοντας από τα σμήνη της φύσης στα ρομποτικά σμήνη

7.2.1 Η συνεργασία των σμηνών της φύσης

Η περισσότερες έρευνες σχετικά με την νοημοσύνη σμήνους είναι εμπνευσμένες από το πως τα σμήνη της φύσης (δηλαδή τα έντομα), τα ψάρια ή τα θηλαστικά αλληλοεπιδρούν στην πραγματική ζωή στο σμήνος. Τα μεγέθη των σμηνών κυμαίνονται από λίγα άτομα που ζουν σε μικρές περιοχές, σε αποικίες πολύ οργανωμένες που καταλαμβάνουν μεγάλες περιοχές και αποτελούνται από εκατομμύρια μέλη. Οι συμπεριφορές που παρουσιάζονται από τα άτομα στα σμήνη δείχνουν μεγάλη ευελιξία, όπως ο σχεδιασμός φωλιών, η κατανομή εργασιών και άλλες συμπεριφορές που εμφανίζονται σε διάφορα σμήνη στην φύση.

7.2.2 Σμήνη ψαριών

Τα σμήνη των ψαριών κολυμπούν πειθαρχημένα και πηγαίνουν πάνω κάτω με μεγάλες ταχύτητες και κάνουν απότομες αλλαγές στο σχήμα του σμήνους χωρίς να συγκρούονται μεταξύ τους. Το κάθε ψάρι δίνει μεγάλη προσοχή στα ψάρια που είναι κοντά του στα σμήνη των ψαριών. Τα ψάρια έχουν μεγάλα οφέλη από το σμήνος, όπως στην αναζήτηση της τροφής και στο να προστατευτούν από τους θηρευτές.

7.2.3 Σμήνη μυρμηγκιών

Η επικοινωνία μεταξύ των μυρμηγκιών γίνεται με φερόμενες, μέσω του ήχου και μέσω του αγγίγματος. Ένα μυρμήγκι αφήνει ένα ίχνος για τον συντομότερο δρόμο για την επιστροφή του.

Τα επιτυχημένα μονοπάτια ακολουθούνται από περισσότερα μονοπάτια και έτσι καθορίζεται η καλύτερη διαδρομή για το σμήνος.

7.2.4 Σμήνη πτηνών

Τα πουλιά όταν μεταναστεύουν συγκεντρώνονται σε ειδικούς σχηματισμούς και εντοπίζουν τις περιοχές στις οποίες θέλουν να πάνε με διάφορους τρόπους, όπως με την βοήθεια του ηλίου, με τον υπολογισμό του χρόνου, μέσω των μαγνητικών πεδίων καθώς και με την όσφρηση τους.

7.2.5 Πρωτεύοντα

Η συνεργασία μεταξύ των πρωτεύοντων μπορεί να είναι σύνθετη. Για παράδειγμα, μπορούν να φτιάχνουν εργαλεία και να τα χρησιμοποιούν για φαγητό, αλλά μπορούν και να αναγνωρίζουν τους συγγενείς τους. Επίσης τα πρωτεύοντα χρησιμοποιούν την φωνή, τις χειρονομίες και την έκφραση του προσώπου για να μεταδώσουν την ψυχολογική κατάσταση.

7.2.6 Ανθρώπινα όντα

Σε μια ομάδα ανθρώπων η ηγεσία και η λήψη αποφάσεων μπορούν να γίνουν χωρίς λεκτική επικοινωνία. Έχει διαπιστωθεί ότι μια μικρή ενημερωμένη ομάδα θα μπορούσε να καθοδηγήσει μια μικρή ομάδα αφελών ατόμων σε έναν στόχο.

Από όλα αυτά που ειπώθηκαν πιο πάνω φαίνεται πως η συνεργασία του σμήνους αυξάνεται, οι συμπεριφορές της ομάδας γίνονται πιο σύνθετες, ενώ το μέγεθος του πληθυσμού μειώνεται και κάθε άτομο παίζει σημαντικότερο ρόλο στην συμπεριφορά της ομάδας. Δύσκολα μπορεί να φανταστεί κάποιος πως τέτοιες εξελιγμένες ικανότητες μπορούν να προκύψουν από μια ομάδα με απλά άτομα και με περιορισμένες γνωστικές και επικοινωνιακές ικανότητες. Αυτές οι ομάδες στις περισσότερες περιπτώσεις έχουν την ικανότητα να λύνουν σύνθετα και δύσκολα προβλήματα, ενώ ένα άτομο της ίδιας ομάδας δεν μπορεί.

7.3 Νοημοσύνη σμήνους

Η νοημοσύνη σμήνους τράβηξε την προσοχή πολλών ερευνητών από τότε που η ιδέα προτάθηκε για πρώτη φορά την δεκαετία του 80. Τώρα πλέον πολλοί επιστημονικοί κλάδοι, όπως η τεχνητή νοημοσύνη, η οικονομία, η κοινωνιολογία και η βιολογία εστιάζουν πάνω σε αυτό το ερευνητικό πεδίο. Εδώ και πολύ καιρό έχει παρατηρηθεί ότι πολλά είδη επιβιώνουν από την δύναμη του σμήνους και όχι από τις ικανότητες των ατόμων. Τα άτομα σε ένα τέτοιο σμήνος δεν είναι ιδιαίτερα ευφυή, αλλά ολοκληρώνουν τα καθήκοντα τους μέσω της συνεργασίας και του καταμερισμού εργασίας και παρουσιάζουν υψηλό επίπεδο νοημοσύνης ως σμήνος.

Η νοημοσύνη του σμήνους παρουσιάζει τις κοινωνικές δομές και τις αλληλεπιδράσεις του σμήνους παρά τη δομή ενός ατόμου στη παραδοσιακή τεχνητή νοημοσύνη. Τα άτομα μπορούν να θεωρηθούν ως πράκτορες με απλές και μεμονωμένες ικανότητες. Ορισμένα από αυτά τα άτομα έχουν την ικανότητα να εξελιχθούν όταν αντιμετωπίζουν ορισμένα προβλήματα που έχουν να κάνουν με την βελτίωση της συμβατότητας τους. Ένα σύστημα νοημοσύνης σμήνους αποτελείται συνήθως από μια ομάδα απλών ατόμων που ελέγχονται αυτόνομα από ένα απλό σύνολο κανόνων και τοπικών αλληλεπιδράσεων. Αυτά τα άτομα, δεν είναι αναγκαστικά άδικο, αλλά είναι σχετικά απλά σε σύγκριση με την παγκόσμια νοημοσύνη που επιτυγχάνεται μέσω του συστήματος.

Κάποιες έξυπνες συμπεριφορές που δεν παρατηρήθηκαν ποτέ σε ένα άτομο θα προκύψουν σύντομα όταν πολλά άτομα αρχίσουν να συνεργάζονται ή να ανταγωνίζονται. Το σμήνος μπορεί να ολοκληρώσει τις εργασίες που μπορεί να κάνει ένα πολύπλοκο άτομο, ενώ έχει υψηλή ευρωστία, ευελιξία και χαμηλό κόστος. Η ευφυΐα των σμηνών εκμεταλλεύεται πλήρως το σμήνος χωρίς την ανάγκη κεντρικού ελέγχου και παγκόσμιου μοντέλου και προσφέρει μια εξαιρετική λύση για μεγάλης κλίμακας εξελιγμένα προβλήματα.

7.4 Ορισμός και χαρακτηριστικά

7.4.1 Ορισμός ρομποτικού σμήνους

Τα ρομποτικά σμήνη είναι μια νέα προσέγγιση στο συντονισμό των συστημάτων πολλαπλών ρομπότ που αποτελούνται από μεγάλο αριθμό πιο απλών ρομπότ. Υποτίθεται ότι η επιθυμητή συλλογική συμπεριφορά προκύπτει από την αλληλεπίδραση μεταξύ των ρομπότ και την αλληλεπίδραση των ρομπότ με το περιβάλλον. Αυτή η προσέγγιση προέκυψε στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης σμήνους από την βιολογική μελέτη εντόμων, μυρμηγκιών και άλλων πεδίων στη φύση, όπου έχουμε επίσης μια συμπεριφορά σμήνους.

Η έρευνα σχετικά με τη ρομποτική σμήνους εστιάζεται στη μελέτη του σχεδιασμού μεγάλου αριθμού σχετικά απλών ρομπότ, την δομή τους και τις συμπεριφορές τους. Τα άτομα στο σμήνος είναι συνήθως απλά, μικρά και χαμηλού κόστους, έτσι ώστε να προκύπτει μεγάλος αριθμός ατόμων. Ένα βασικό στοιχείο του συστήματος είναι η επικοινωνία μεταξύ των παραγόντων της ομάδας που είναι συνήθως τοπικά και εγγύαται το σύστημα να είναι κλιμακωτό και ανθεκτικό.

Ένα απλό σύνολο κανόνων σε ατομικό επίπεδο μπορεί να παράγει ένα μεγάλο σύνολο πολύπλοκων συμπεριφορών στο επίπεδο του σμήνους. Το σμήνος είναι κατανεμημένο και αποκεντρωμένο, ενώ το σύστημα παρουσιάζει υψηλή απόδοση, παραλληλισμό, επεκτασιμότητα και ευρωστία.

Οι πιθανές εφαρμογές των ρομποτικών σμηνών περιλαμβάνουν τα καθήκοντα που απαιτούν σμίκρυνση, όπως τα κατανεμημένα καθήκοντα αίσθησης σε μικρά μηχανήματα ή το ανθρώπινο σώμα. Από την άλλη πλευρά, η ρομποτική των σμηνών μπορεί να είναι κατάλληλη για τα καθήκοντα που απαιτούν φτηνά σχέδια, όπως η εργασία εξόρυξης ή η αναζήτηση γεωργικών ειδών. Η ρομποτική των σμηνών μπορεί επίσης να εμπλέκεται στα καθήκοντα που απαιτούν μεγάλο χώρο και χρόνο και είναι επικίνδυνα για τον άνθρωπο ή τα ίδια τα ρομπότ, όπως η περίθαλψη μετά από μια καταστροφή, η αναζήτηση στόχων, οι στρατιωτικές εφαρμογές κλπ.

7.4.2 Τα χαρακτηριστικά των σμηνών της φύσης

Δεδομένου ότι τα ρομποτικά σμήνη είναι κυρίως εμπνευσμένα από τα σμήνη της φύσης, είναι απαραίτητο να γίνει και μια ανάλυση των χαρακτηριστικών των σμηνών της φύσης. Η έρευνα της ρομποτικής σμήνους ξεκίνησε πριν από έναν αιώνα.

Η πρώτη υπόθεση είναι αρκετά προσωποποιημένη και υποθέτει ότι κάθε άτομο έχει μια μοναδική εργασία για συνεργασία και επικοινωνία. Η ανταλλαγή πληροφοριών στο σμήνος θεωρείται σαν ένα κεντρικό δίκτυο. Οι βασίλισσες στις αποικίες των μυρμηγκιών και των μελισσών υποτίθεται ότι είναι υπεύθυνες για την μετάδοση και την ανάθεση των πληροφοριών σε κάθε άτομο του σμήνους. Όμως έχει αποδειχθεί ότι το δίκτυο στο σμήνος είναι αποκεντρωμένο. Κανένα άτομο δεν μπορεί να έχει πρόσβαση σε όλες τις πληροφορίες στο δίκτυο .

Οι βιολόγοι πιστεύουν τώρα ότι τα κοινωνικά σμήνη είναι οργανωμένα ως ένα αποκεντρωμένο σύστημα που διανέμεται σε ολόκληρο το περιβάλλον, το οποίο μπορεί να περιγράψει με ένα πιθανοτικό μοντέλο. Οι πράκτορες στο σμήνος ακολουθούν τους δικούς τους κανόνες σύμφωνα με τις τοπικές πληροφορίες. Οι συμπεριφορές της ομάδας εξέρχονται από αυτούς τους τοπικούς κανόνες που επηρεάζουν την ανταλλαγή πληροφοριών και τη δομή της τοπολογίας στο σμήνος. Οι κανόνες είναι επίσης το βασικό συστατικό για να διατηρήσουμε όλη την δομή και για να είναι το σμήνος ευέλικτο και ισχυρό ακόμη και όταν προκύπτουν οι περίπλοκες συμπεριφορές.

7.5 Τα πλεονεκτήματα των ρομποτικών σμηνών

Τα πλεονεκτήματα και τα χαρακτηριστικά των συστημάτων των ρομποτικών σμηνών παρουσιάζονται συγκρίνοντας ένα απλό ρομπότ και άλλα παρόμοια συστήματα με συστήματα πολλαπλών ατόμων. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι αρκετά παρόμοια με αυτά των σμηνών της φύσης.

7.5.1 Η σύγκριση με ένα απλό ρομπότ

Ένα απλό ρομπότ είναι ευάλωτο, ειδικά όταν ένα μικρό σπασμένο τμήμα του ρομπότ μπορεί να επηρεάσει ολόκληρο το σύστημα και είναι δύσκολο να προβλέψουμε τι θα συμβεί. Η ρομποτική σμήνους μπορεί να επιτύχει την ίδια ικανότητα μέσω της συνεργασίας μεταξύ ομάδων και έχει το πλεονέκτημα της επαναχρησιμοποίησης των απλών παραγόντων και του χαμηλού κόστους κατασκευής και συντήρησης. Η ρομποτική σμήνους έχει επίσης το πλεονέκτημα του υψηλού παραλληλισμού και είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για εργασίες μεγάλης κλίμακας.

Ένα απλό ρομπότ είναι εμπνευσμένο από τις ανθρώπινες συμπεριφορές, συγκρίνοντας τα αντίστοιχα είδη της φύσης αυτών των ερευνητικών περιοχών, ενώ η ρομποτική των σμηνών εμπνέεται από τα κοινωνικά ζώα. Λόγω του περιορισμού της τρέχουσας τεχνολογίας, είναι δύσκολο να προσομοιωθούν οι ανθρώπινες αλληλεπιδράσεις με τη χρήση μηχανών ή υπολογιστών, ενώ οι μηχανισμοί των ομάδων ζώων είναι ευκολότερο να εφαρμοστούν. Αυτό δίνει στο ρομποτικό σμήνους ένα λαμπρό μέλλον στην αντιμετώπιση πολύπλοκων και μεγάλων προβλημάτων.

7.5.2 Παραλληλισμός

Το μέγεθος του πληθυσμού του ρομποτικού σμήνους είναι συνήθως αρκετά μεγάλο και μπορεί να αντιμετωπίσει πολλαπλούς στόχους σε μια εργασία. Αυτό δείχνει ότι το σμήνος μπορεί να εκτελέσει τα καθήκοντα που αφορούν πολλαπλούς στόχους που διανέμονται σε ένα ευρύ φάσμα στο περιβάλλον και η αναζήτηση που κάνει εξοικονομεί σημαντικό χρόνο.

7.5.3 Λειτουργική επέκταση

Η αλληλεπίδραση στο σμήνος είναι τοπική, επιτρέποντας στα άτομα να συμμετάσχουν ή να σταματήσουν την εργασία ανά πάσα στιγμή χωρίς να διακόψουν ολόκληρο το σμήνος.

Το σμήνος μπορεί να προσαρμοστεί στην αλλαγή του πληθυσμού μέσω προγραμμάτων σιωπηρής ανακατανομής εργασιών χωρίς την ανάγκη οποιασδήποτε εξωτερικής λειτουργίας. Αυτό δείχνει επίσης ότι το σύστημα είναι προσαρμόσιμο για διαφορετικά μεγέθη πληθυσμού χωρίς καμία τροποποίηση του software ή του hardware που είναι πολύ χρήσιμο για πραγματικές εφαρμογές.

7.5.4 Επεκτασιμότητα

Τα συστήματα ρομπότ σμήνους δεν επηρεάζονται πολύ ακόμα και όταν ένα μέρος του σμήνους κλείνει λόγω των παραγόντων ανωτέρας βίας. Το σμήνος μπορεί ακόμα να εργαστεί προς την κατεύθυνση του στόχου της εργασίας, αν και οι επιδόσεις του μπορεί να υποβαθμιστούν αναπόφευκτα με λιγότερα ρομπότ. Αυτή η λειτουργία είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τις εργασίες σε επικίνδυνο περιβάλλον.

7.5.5 Οικονομικό κόστος

Το κόστος του ρομποτικού σμήνους είναι σημαντικά χαμηλό στον σχεδιασμό, την κατασκευή και την καθημερινή συντήρηση. Το όλο σύστημα είναι φθηνότερο από ένα σύνθετο ενιαίο ρομπότ, ακόμη και αν υπάρχουν εκατοντάδες ή χιλιάδες ρομπότ σε ένα σμήνος. Δεδομένου ότι τα άτομα στο σμήνος μπορούν να παραχθούν μαζικά, ενώ ένα μόνο ρομπότ απαιτεί μηχανική ακρίβεια.

7.5.6 Ενεργειακή απόδοση

Δεδομένου ότι τα άτομα στο σμήνος είναι πολύ μικρότερα και απλούστερα από ένα γιγαντιαίο ρομπότ, το κόστος ενέργειας είναι πολύ μικρότερο από το κόστος ενός μόνο ρομπότ, σε σύγκριση με το μέγεθος της μπαταρίας. Αυτό σημαίνει ότι ο χρόνος ζωής του σμήνους είναι διευρυμένος. Σε ένα περιβάλλον χωρίς εγκαταστάσεις καύσης ή όπου απαγορεύεται η ενσύρματη ηλεκτρική ενέργεια, το ρομποτικό σμήνος μπορεί να είναι πολύ πιο χρήσιμο από ένα παραδοσιακό ρομπότ. Συνοψίζοντας, το ρομποτικό σμήνος μπορεί να εφαρμοστεί σε περίπλοκα προβλήματα που αφορούν μεγάλο χρονικό διάστημα, χώρο ή στόχους και μπορεί να υπάρχει κάποιος κίνδυνος στο

περιβάλλον. Οι τυπικές εφαρμογές είναι οι εξής: έλεγχος UAV, διάσωση μετά από μια καταστροφή, εξόρυξη, γεωλογική έρευνα, στρατιωτικές εφαρμογές και μεταφορά. Το ρομποτικό σμήνος μπορεί να ολοκληρώσει αυτά τα καθήκοντα μέσω ομαδικής συμπεριφοράς που προέκυψε από τα άτομα, ενώ ένα μόνο ρομπότ μπορεί να προσαρμοστεί ελάχιστα σε τέτοια κατάσταση. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο τα ρομποτικά σμήνη έχουν γίνει ένα σημαντικό πεδίο έρευνας την τελευταία δεκαετία.

7.5.7 Διαφορές από άλλα συστήματα πολλαπλών ατόμων

Υπάρχουν πολλά ερευνητικά πεδία εμπνευσμένα από τα σμήνη της φύσης, τα οποία συχνά συγχέονται με τη ρομποτική του σμήνους, όπως το σύστημα πολλαπλών πρακτόρων και το δίκτυο αισθητήρων. Αυτοί οι ερευνητικοί τομείς χρησιμοποιούν επίσης την ομαδική συμπεριφορά που προέκυψε από τα πολλαπλά άτομα της ομάδας για εξειδικευμένα καθήκοντα. Ωστόσο, υπάρχουν πολλές διαφορές μεταξύ αυτών των συστημάτων, οι οποίες φαίνονται στον Πίνακα 1.

Πίνακας 1

Σύγκριση ρομποτικών σμηνών με άλλα συστήματα

	Ρομποτικό σμήνος	Σύστημα πολλαπλών ρομπότ	Δίκτυο αισθητήρων	Σύστημα με πολλά άτομα
Μέγεθος πληθυσμού	Μεγάλης εμβέλειας	Μικρό	Σταθερό	Μικρής εμβέλειας
Έλεγχος	Αποκεντρωμένο και αυτόνομο	Κεντρικό ή απομακρυσμένο	Κεντρικό ή απομακρυσμένο	Κεντρικό ή ιεραρχικό δίκτυο
Ομοιογένεια	Ομοιογενής	Συνήθως ετερογενής	Ομοιογενής	Ομοιογενής ή ετερογενής
Ευελιξία	Υψηλή	Χαμηλή	Χαμηλή	Μεσαία

Επεκτασιμότητα	Υψηλή	Χαμηλή	Μεσαία	Μεσαία
Περιβάλλον	Άγνωστο	Γνωστό ή άγνωστο	Γνωστό	Γνωστό
Κίνηση	Ναι	Ναι	Όχι	Σπάνια
Τυπικές εφαρμογές	Μετά από καταστροφή, στρατιωτικές εφαρμογές, επικίνδυνες εφαρμογές	Μεταφορά	Επιτήρηση, Ιατρική φροντίδα, προστασία του περιβάλλοντος	Διαχείριση πόρων, κατανομή μένος έλεγχος

Από τον Πίνακα 1, προκύπτει πως οι κύριες διαφορές μεταξύ των ρομποτικών σμηνών και άλλων συστημάτων είναι ο πληθυσμός, ο έλεγχος, η ομοιογένεια και η λειτουργική επέκταση.

Τα συστήματα με πολλά άτομα και τα δίκτυα αισθητήρων επικεντρώνονται κυρίως στις συμπεριφορές πολλών στατικών παραγόντων σε γνωστά περιβάλλοντα, ενώ τα ρομπότ στα συστήματα πολλαπλών ρομπότ είναι αρκετά μικρά, συνήθως ετερογενή και ελέγχονται εξωτερικά.

Δεδομένου ότι η ομοιογένεια και η επεκτασιμότητα γίνονται στην αρχή του σχεδιασμού του συστήματος, τα ρομποτικά σμήνη δείχνουν μεγάλη ευελιξία και προσαρμοστικότητα σε σύγκριση με άλλα συστήματα. Τα συστήματα πολλαπλών ρομπότ συνήθως περιλαμβάνουν ετερογενή ρομπότ και μπορούν να επιτύχουν καλύτερες επιδόσεις σε εξειδικευμένες εργασίες με κόστος ευελιξίας, επαναχρησιμοποίησης και κλιμάκωσης. Εκτός από την επεκτασιμότητα που εισάγεται σε προηγούμενη ενότητα, τα χαρακτηριστικά της ρομποτικής σμήνους μεταξύ άλλων τριών συνεργατικών συστημάτων παρατίθενται στον Πίνακα 1.

7.6. Συμπεριφορά του ρομποτικού σμήνους

7.6.1 Αυτονομία

Τα άτομα σε συστήματα ρομποτικών σμηνών πρέπει να είναι αυτόνομα, δηλαδή ικανά να αλληλεπιδρούν και να μετακινούνται στο περιβάλλον. Με αυτές τις βασικές λειτουργίες, οι συνεταιριστικοί μηχανισμοί που εμπνέονται από τα σμήνη της φύσης μπορούν να εισαχθούν στη ρομποτική του σμήνους. Αν και αυτά τα συστήματα, όπως τα δίκτυα αισθητήρων, είναι πολύ διαφορετικά από τα ρομποτικά σμήνη από αυτή την άποψη, η έρευνα σε αυτό το πεδίο μπορεί πράγματι να ρίξει κάποια φώτα στην έρευνα της ρομποτικής σμήνους.

7.6.2 Αποκέντρωση

Με ένα καλό σύνολο συνεταιριστικών κανόνων, τα άτομα μπορούν να ολοκληρώσουν το έργο χωρίς κεντρικούς ελέγχους που υπόσχονται την επεκτασιμότητα και την ευελιξία του σμήνους. Ταυτόχρονα, το σμήνος μπορεί να ωφεληθεί περισσότερο σε περιβάλλοντα στα οποία η επικοινωνία διακόπτεται ή καθυστερεί και βελτιώνεται η ταχύτητα αντίδρασης και η ακρίβεια του σμήνους.

7.6.3 Τοπική ανίχνευση και επικοινωνίες

Λόγω του περιορισμού του εξοπλισμού και του κόστους, τα ρομπότ στο σμήνος έχουν συνήθως περιορισμένο εύρος αίσθησης και επικοινωνίας, με αποτέλεσμα ολόκληρο το σμήνος να διανέμεται στο περιβάλλον. Στην πραγματικότητα, η χρήση των ομαδικών επικοινωνιών θα οδηγήσει σε

σημαντική μείωση της επεκτασιμότητας και της ευελιξίας, καθώς το κόστος επικοινωνίας μεγαλώνει εκθετικά με την αύξηση του πληθυσμού. Εντούτοις, ορισμένες ομαδικές επικοινωνίες ελέγχου είναι αποδεκτές, για παράδειγμα, η ενημέρωση των στρατηγικών ελέγχου ή η αποστολή των τερματικών σημάτων, εφόσον δεν χρησιμοποιούνται στην αλληλεπίδραση μεταξύ ατόμων.

7.6.4 Ομοιογένεια

Σε ένα σύστημα ρομποτικού σμήνους, τα ρομπότ πρέπει να χωρίζονται σε ρόλους όσο το δυνατόν λιγότερους και ο αριθμός των ρομπότ που δρουν σε κάθε ρόλο πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερος. Ο ρόλος εδώ υποδεικνύει τη φυσική δομή του ρομπότ ή άλλες καταστάσεις που δεν μπορούν να αλλάξουν μεταξύ τους δυναμικά κατά τη διάρκεια της εργασίας. Μια κατάσταση σε μια πεπερασμένη μηχανική κατάσταση δεν μετράει στον ορισμό αυτό. Αυτός ο ορισμός υποδεικνύει ένα σμήνος, ανεξάρτητα από το πόσο μεγάλο είναι και δεν θεωρείται ρομποτικό σμήνος εάν οι ρόλοι των ρομπότ χωρίζονται σχολαστικά.

7.6.5 Ευελιξία

Ένα σμήνος με μεγάλη ευελιξία μπορεί να ασχοληθεί με διαφορετικά καθήκοντα με το ίδιο υλικό και μικρές αλλαγές στο λογισμικό, όπως στην φύση ένα σμήνος μπορεί να ολοκληρώσει διάφορες εργασίες. Τα άτομα στο σμήνος παρουσιάζουν διαφορετικές ικανότητες και στρατηγικές συνεργασίας όταν ασχολούνται με διαφορετικά καθήκοντα. Η ρομποτική σμήνους θα πρέπει να παρέχει τέτοια ευελιξία, ειδικά σε παρόμοια καθήκοντα, όπως συσσώρευση ή αναζήτηση. Το σμήνος μπορεί να χρησιμοποιεί διαφορετικές στρατηγικές ανάλογα με το περιβάλλον. Τα ρομπότ μπορούν να προσαρμοστούν στο περιβάλλον μέσω της μηχανικής μάθησης από τις προηγούμενες κινήσεις και μπορούν να αλλάξουν και να χρησιμοποιήσουν μια καλύτερη στρατηγική.

7.7 Πεδία εφαρμογής της ρομποτικής σμήνους

Η μελέτη των εφαρμογών της ρομποτικής στην αναζήτηση στόχου έχει αυξηθεί σημαντικά τα τελευταία χρόνια. Το ρομποτικό σμήνος είναι προτιμότερο για έναν επικίνδυνο ή δυσπρόσιτο χώρο, στον οποίο θα γίνει μια εργασία. Τα προβλήματα που εμπλέκονται στην έρευνα των ρομποτικών σμηνών μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο κατηγορίες. Μια τάξη των προβλημάτων βασίζεται κυρίως στα πρότυπα, όπως η συσσωμάτωση, η χαρτογράφηση, η μετανάστευση, τα αυτοοργανωτικά δίκτυα, η ανάπτυξη των κατανεμημένων παραγόντων και η κάλυψη της περιοχής.

Μια άλλη κατηγορία προβλημάτων επικεντρώνεται στις οντότητες στο περιβάλλον, π.χ. η αναζήτηση των στόχων, η ανίχνευση των πηγών οσμής, η τοποθέτηση, η αναζήτηση τροφής, η διάσωση των θυμάτων σε περιοχές που έχει γίνει μια καταστροφή κλπ.. Εκτός από αυτά τα προβλήματα, τα ρομποτικά σμήνη μπορούν να συμμετάσχουν σε πιο περίπλοκα προβλήματα, κυρίως υβριδικά από αυτές τις δύο κατηγορίες, συμπεριλαμβανομένης της συνεταιριστικής μεταφοράς, της αποναρκοθέτησης, της εξερεύνησης ενός πλανήτη και της πλοήγησης σε μεγάλη περιοχή.

7.8 Διάφορες εργασίες που μπορεί να καλύψει ένα ρομποτικό σμήνος

7.8.1 Εργασίες που καλύπτουν μεγάλες περιοχές

Τα συστήματα ρομποτικών σμηνών εξειδικεύονται στις εργασίες που απαιτούν κάλυψη μεγάλης επιφάνειας. Τα ρομποτικά σμήνη σκορπίζονται στην περιοχή και μπορούν να ανιχνεύσουν τη δυναμική αλλαγή ολόκληρης της περιοχής, όπως χημικές διαρροές ή ρύπανση. Ένα ρομποτικό σμήνος μπορεί να ολοκληρώσει τέτοιες εργασίες με έναν καλύτερο τρόπο από το δίκτυο αισθητήρων, αφού κάθε ρομπότ μπορεί να περιπολεί σε μια περιοχή αντί να παραμένει ακίνητο. Αυτό σημαίνει ότι το σμήνος μπορεί να παρακολουθεί την περιοχή με λιγότερους παράγοντες.

Εκτός από την παρακολούθηση, τα ρομπότ στο σμήνος μπορούν να εντοπίσουν την πηγή, να κινηθούν προς την περιοχή και να λάβουν γρήγορα μέτρα. Σε μια επείγουσα περίπτωση, τα ρομπότ μπορούν να συγκεντρωθούν σε μια περιοχή για να μπλοκάρουν την πηγή ως προσωρινή λύση.

7.8.2 Επικίνδυνες εργασίες για τα ρομπότ

Χάρη στην επεκτασιμότητα και τη σταθερότητα, το σμήνος παρέχει πλεονασμό για την αντιμετώπιση επικίνδυνων εργασιών. Το σμήνος μπορεί να υποστεί απώλεια ρομπότ σε μεγάλο βαθμό πριν τερματιστεί η εργασία. Τα ρομπότ είναι πολύ φτηνά και προτιμώνται για τις περιοχές που πιθανώς μπορούν να πάθουν κάτι οι εργάτες. Σε ορισμένες εργασίες, τα ρομπότ μπορούν να υποστούν μια βλάβη, η οποία να είναι ανεπανόρθωτη και η χρήση σύνθετων και δαπανηρών ρομπότ είναι επομένως οικονομικά απαράδεκτη, ενώ η χρήση ρομποτικού σμήνους μπορεί να προσφέρει πιο λογικές λύσεις.

7.8.3 Εργασίες που απαιτούν αύξηση του πληθυσμού

Ο φόρτος εργασίας ορισμένων εργασιών μπορεί να αλλάξει με την πάροδο του χρόνου και το μέγεθος του σμήνους θα πρέπει να αυξηθεί ανάλογα με τον τρέχοντα φόρτο εργασίας για υψηλή απόδοση τόσο σε χρόνο όσο και σε οικονομικά θέματα. Για παράδειγμα, στο έργο της εκκαθάρισης της διαρροής πετρελαίου μετά από ατυχήματα στη δεξαμενή, το σμήνος θα πρέπει να διατηρεί υψηλό πληθυσμό όταν το πετρέλαιο διαρρέει γρήγορα στην αρχή της εργασίας και σταδιακά ο αριθμός των ρομπότ να μειωθεί όταν η πηγή διαρροής είναι βουλωμένη και η περιοχή διαρροής έχει σχεδόν εκκαθαριστεί. Επίσης, το σμήνος πρέπει να έχει μεγάλο αριθμό ρομπότ, μεταξύ διαφορετικών περιοχών, εάν η πρόοδος αυτών των περιοχών καθίσταται ασύμμετρη.

7.8.4 Εργασίες που απαιτούν πλεονασμό

Η ανθεκτικότητα στα συστήματα ρομποτικών σμηνών οφείλεται κυρίως στον πλεονασμό του σμήνους, δηλαδή η αφαίρεση ορισμένων ρομπότ δεν έχει σημαντικό αντίκτυπο στην απόδοση. Ορισμένες εργασίες επικεντρώνονται στο αποτέλεσμα παρά στη διαδικασία, δηλαδή το σύστημα θα πρέπει να βεβαιωθεί ότι η εργασία θα ολοκληρωθεί με επιτυχία, κυρίως με τον τρόπο της αύξησης του πλεονασμού.

7.9 Συστήματα ρομποτικών σμηνών στην πραγματική ζωή

Τα τελευταία χρόνια, οι ερευνητές έχουν ήδη χρησιμοποιήσει τα ρομποτικά σμήνη σε διάφορες εφαρμογές στην πραγματική ζωή.

Ο William πρότεινε ένα σχέδιο που ονομάζεται *physicomimetics*, για τον καταναμημένο έλεγχο των σμηνών. Σε αυτό το σχέδιο επικεντρώθηκε στις συμπεριφορές των ρομπότ, οι οποίες είναι παρόμοιες με εκείνες που εμφανίζουν τα υγρά, τα στερεά και τα αέρια. Διαφορετικοί σχηματισμοί υιοθετούνται για διάφορα καθήκοντα, συμπεριλαμβανομένης της καταναμημένης ανίχνευσης, της αποφυγής εμποδίων, της επιτήρησης και της σάρωσης.

Ο Correll πρότεινε ένα ευφύες σύστημα επιθεώρησης για την επιθεώρηση των λεπίδων σε έναν αεριοστρόβιλο. Το σύστημα βασίζεται σε ένα σμήνος από αυτόνομα, μικροσκοπικά ρομπότ, χρησιμοποιώντας μόνο επί τόπου, τοπικούς αισθητήρες.

Το "Roombots" είναι ένα νέο αυτοδιαμορφωτικό αρθρωτό ρομποτικό σύστημα, το οποίο μπορεί να μεταμορφωθεί σε ένα έπιπλο στα σπίτια μας.



Η εικόνα ενός Roombots.

Το "Formica" είναι μια κλιμακωτή ρομποτική πλατφόρμα με ρομπότ, εμπνευσμένη από βιολογικά στοιχεία. Ο νέος μηχανικός σχεδιασμός του επιτρέπει την παραγωγή σε τυποποιημένες γραμμές συναρμολόγησης. Το σύστημα εκμεταλλεύεται τα μικρά φτηνά ρομπότ μεγάλης διάρκειας ζωής, υποστηρίζει τα περιφερειακά και μπορεί να κλιμακωθεί σε πληθυσμό με αρκετές εκατοντάδες άτομα. Οι επιστήμονες πιστεύουν ότι τέτοια σμήνη είναι κατάλληλες λύσεις για τα καθήκοντα όπως η αναγνώριση του Άρη, η αποκατάσταση μετά από έναν σεισμό κλπ..

Τα ρομποτικά σμήνη είναι πολύ χρήσιμα και για στρατιωτικές εφαρμογές.

Ο Pettinaro πρότεινε ένα σύστημα ρομπότ για αναζήτηση και διάσωση, το οποίο έχει τη δυνατότητα να αντιμετωπίσει την περιστασιακή αποτυχία. Οι στρατιωτικοί εμπειρογνώμονες πιστεύουν ότι τα οχήματα των bionic aero που εμπνέονται από την τεχνολογία πληροφοριών των σμηνών θα μπορούν να εφαρμοστούν σε λίγα χρόνια. Μπορεί να προβλεφθεί ότι μηχανικές μέλισσες ή κατσαρίδες με εξοπλισμό αναγνώρισης και βόμβες θα εμφανιστούν ενδεχομένως σε τυχόν μελλοντικό πόλεμο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8^ο

8 Σχεδιασμός ρομποτικών σμηγών

8.1 Η γενική μορφή των ρομποτικών σμηγών

Το μοντέλο των ρομποτικών σμηγών είναι ένα βασικό στοιχείο του συνεταιριστικού αλγόριθμου που ελέγχει τις συμπεριφορές και τις αλληλεπιδράσεις όλων των ατόμων. Στο μοντέλο αυτό, τα ρομπότ του σμήνους θα πρέπει να έχουν ορισμένες βασικές λειτουργίες, όπως η αίσθηση, η επικοινωνία, η κίνηση κλπ.

Το μοντέλο χωρίζεται σε τρία κομμάτια με βάση τις λειτουργίες που χρησιμοποιεί το κάθε κομμάτι για την επίτευξη συγκεκριμένων συμπεριφορών: ανταλλαγή πληροφοριών, βασική και προηγμένη συμπεριφορά. Η ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των τριών κομματιών διαδραματίζει τον σημαντικότερο ρόλο στο μοντέλο. Τα ρομπότ στο σμήνος ανταλλάσσουν πληροφορίες μεταξύ τους και διαδίδουν τις πληροφορίες σε ολόκληρο το σμήνος μέσω αυτόνομων συμπεριφορών που έχουν ως αποτέλεσμα τη συνεργασία σε επίπεδο σμήνους.

8.2 Ανταλλαγή πληροφοριών

Η ανταλλαγή πληροφοριών είναι αναπόφευκτη όταν τα ρομπότ συνεργάζονται μεταξύ τους και είναι το βασικό μέρος για τον έλεγχο των συμπεριφορών των σμηνών. Οι κύριες λειτουργίες των ατόμων που εμπλέκονται σε αυτή την ενότητα είναι η περιορισμένη αίσθηση και η τοπική επικοινωνία. Η ανταλλαγή πληροφοριών ενός ρομπότ εμπίπτει σε δύο κατηγορίες: αλληλεπίδραση με το ρομπότ ή με το περιβάλλον. Οι στρατηγικές μπορεί να είναι ίδιες ή διαφορετικές για το σμήνος λόγω διαφορετικών εφαρμογών.

Στα σμήνη της φύσης, τα άτομα μπορούν να έχουν άμεση αλληλεπίδραση, όπως πλοκάμια, χειρονομία ή φωνή. Ωστόσο, οι έμμεσες αλληλεπιδράσεις είναι πολύ πιο λεπτές. Τα άτομα αισθάνονται τις πληροφορίες στο περιβάλλον, αντιδρούν και αφήνουν τα μηνύματα πίσω στο περιβάλλον. Ένας τέτοιος μηχανισμός με θετική ανατροφοδότηση μπορεί να βελτιστοποιήσει τις συμπεριφορές σε επίπεδο ρομπότ και μπορεί να κάνει τις συμπεριφορές σε επίπεδο σμήνους να εμφανιστούν.

Υπάρχουν τρεις τρόποι ανταλλαγής πληροφοριών στο σμήνος : άμεση επικοινωνία, επικοινωνία μέσω περιβάλλοντος και ανίχνευση. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν περισσότεροι από ένας τύποι αλληλεπίδρασης σε ένα σμήνος. Για παράδειγμα, κάθε ρομπότ αισθάνεται το περιβάλλον και επικοινωνεί με τον γείτονά του.

8.3 Επικοινωνία

8.3.1 Άμεση επικοινωνία

Η άμεση επικοινωνία είναι παρόμοια με το ασύρματο δίκτυο, καθώς επίσης αποτελείται από δύο τύπους: peer-to-peer και μετάδοση. Χάρη στην ανάπτυξη σε κινητές συσκευές, πολλές υπάρχουσες τεχνολογίες μπορούν να υιοθετηθούν αμέσως. Ο Hawick πρότεινε μια φυσική αρχιτεκτονική για ένα σμήνος ρομπότ με τρεις τροχούς που χρησιμοποιούν τόσο IEEE802.11b ασύρματη ethernet και bluetooth. Ωστόσο, οι ασύρματοι αισθητήρες κοστίζουν σχεδόν το ήμισυ του συνολικού ρομπότ. Ένα άλλο μειονέκτημα ενός τέτοιου σχεδίου είναι ότι το απαιτούμενο εύρος ζώνης θα μεγαλώσει εκθετικά, καθώς ο πληθυσμός μεγαλώνει. Με αυτόν τον τρόπο, η άμεση επικοινωνία στο σμήνος θα πρέπει να περιοριστεί.

Αν και αρκετές υπάρχουσες ασύρματες τεχνολογίες είναι διαθέσιμες, τα πρωτόκολλα και οι τοπολογίες που εξειδικεύονται στη ρομποτική του σμήνους παραμένουν άγνωστα. Τα υπάρχοντα δίκτυα υπολογιστών σχεδιάζονται για την επεξεργασία δεδομένων και την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των κόμβων. Οι επικοινωνίες στην ρομποτική του σμήνους θα πρέπει να αξιοποιούν πλήρως τις τοπικές ικανότητες ανίχνευσης και εντοπισμού, ενώ δίνουν ιδιαίτερη προσοχή για να ενισχύσουν τις συμπεριφορές για συνεργασία των ατόμων και τις δυναμικές τοπολογίες του σμήνους.

8.3.2 Επικοινωνία μέσω του περιβάλλοντος

Το περιβάλλον μπορεί να βοηθήσει στην επικοινωνία των ρομπότ. Τα ρομπότ αφήνουν τα ίχνη τους στο περιβάλλον μετά από μια ενέργεια για να τα ακολουθήσουν άλλα ρομπότ που μπορούν να ανιχνεύσουν το ίχνος, χωρίς άμεση επικοινωνία μεταξύ των ατόμων. Με αυτόν τον τρόπο οι επακόλουθες ενέργειες ενισχύουν την συνεργασία μεταξύ των ρομπότ, οδηγώντας στην

αυθόρμητη εμφάνιση δραστηριοτήτων σε επίπεδο σμήνους. Το σμήνος μιμείται τα μυρμήγκια ή τις μέλισσες και γίνεται μια αλληλεπίδραση με τη βοήθεια εικονικών φερομονών.

Ο Ranjbar-Sahraei εφάρμοσε μια προσέγγιση κάλυψης, χρησιμοποιώντας τους δείκτες στο περιβάλλον χωρίς άμεση επικοινωνία. Ο Payton πρότεινε μια ρομποτική σμήνους, χρησιμοποιώντας τη βιολογικά εμπνευσμένη έννοια της «εικονικής φερομόνης» για κατανεμημένο υπολογιστικό πλέγμα ενσωματωμένο στο περιβάλλον. Οι εικονικές φερομόνες εκτός από το περιβάλλον διαδίδονται και στο σμήνος. Οι Grushin και Reggia επίλυσαν ένα πρόβλημα 3D αποσυναρμολόγησης προκαθορισμένων δομών από τα μπλοκ διαφορετικών μεγεθών με ένα ρομποτικό σμήνος, χρησιμοποιώντας στιγματισμό.

8.3.3 Αίσθηση

Τα άτομα μπορούν να αισθανθούν τα ρομπότ που βρίσκονται κοντά τους και το περιβάλλον στο οποίο βρίσκονται, χρησιμοποιώντας αισθητήρες. Τα ρομπότ αισθάνονται τα αντικείμενα ή τους στόχους στο περιβάλλον και μπορούν να κάνουν αποφυγή εμποδίων, αναζήτηση στόχων, συσσώρευση κλπ.

Το κύριο θέμα αυτού του σχεδίου είναι πως να ενσωματωθούν όλοι οι αισθητήρες στο σμήνος αποτελεσματικά και να συνεργάζονται. Ο Cortes διερεύνησε τον τρόπο ελέγχου και συντονισμού μιας ομάδας αυτόνομων οχημάτων, που θεωρούνται ως παράγοντες με αισθητήρες, με προσαρμοστικό, κατανεμημένο και ασύγχρονο τρόπο.

8.4 Μονάδες συμπεριφοράς

8.4.1 Βασική συμπεριφορά

Οι βασικές συμπεριφορές των ατόμων περιλαμβάνουν λειτουργίες, όπως η κίνηση και ο τοπικός προγραμματισμός, που είναι μια από τις πιο σημαντικές διαφορές των ρομποτικών σμηνών από τα συστήματα πολλαπλών παραγόντων και αισθητήρων. Τα ρομπότ και οι έλεγχοι συμπεριφοράς τους είναι ομοιογενείς και αποτελούν τη βάση των ομαδικών συμπεριφορών. Με βάση την είσοδο από την επικοινωνία ή την ανίχνευση, τα ρομπότ υπολογίζουν τις επιθυμητές κινήσεις τους. Με μια εξαιρετική μονάδα ελέγχου, το σμήνος μπορεί να στηριχθεί λιγότερο στην επικοινωνία, με τη βοήθεια της πρόβλεψης και περισσότερο στις άμεσες αλληλεπιδράσεις αντί να μεταδίδει. Το σμήνος μπορεί να βελτιώσει την απόδοση με λιγότερη ανταλλαγή πληροφοριών και υψηλή επεκτασιμότητα.

8.4.2 Μονάδα προηγμένης συμπεριφοράς

Τα ρομπότ σε σύνθετα ρομποτικά συστήματα σμήνους μπορεί να έχουν πρόσθετες λειτουργίες και δεν περιορίζονται στην απλή κατανομή των εργασιών. Τα ρομπότ με αυτές τις λειτουργίες στο hardware μπορούν να απλοποιήσουν το σχεδιασμό του αλγορίθμου και να οδηγήσουν σε ένα πιο περίπλοκο φυσικό σχεδιασμό του πραγματικού ρομπότ. Τα ρομπότ μπορούν επίσης να επιτύχουν παρόμοιες λειτουργίες με προσεκτικά σχεδιασμένους συνεταιριστικούς αλγόριθμους. Η εφαρμογή τέτοιων λειτουργιών σε hardware ή software εξαρτάται από τα φυσικά σχέδια των ρομπότ, των ελεγκτών και των αισθητήρων, ώστε να γίνεται καλύτερη χρήση των εξαρτημάτων.

Εδώ δίνεται έμφαση στην κατανομή των καθηκόντων και την εκμάθηση, καθώς είναι αρκετά σημαντικά για ένα σμήνος ρομπότ. Η αποσύνθεση και η κατανομή των εργασιών μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την αποτελεσματικότητα για πολύπλοκα καθήκοντα. Η μάθηση είναι επίσης

χρήσιμη καθώς οι παράμετροι του μηχανισμού ελέγχου είναι δύσκολο να ρυθμιστούν. Με την βοήθεια της αναπροσαρμοζόμενης μεθόδου μάθησης και βελτιστοποίησης, το σμήνος δείχνει καλύτερη προσαρμοστικότητα σε διαφορετικά περιβάλλοντα.

8.5 Μέθοδοι μοντελοποίησης για ρομποτικά σμήνη

Η μοντελοποίηση είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται σε πολλά ερευνητικά πεδία για να κατανοήσει καλύτερα το εσωτερικό του συστήματος που ερευνάται. Η μοντελοποίηση βοηθά τα ρομποτικά σμήνη, καθώς ένας αλγόριθμος ρομποτικού σμήνους υποτίθεται ότι είναι κλιμακωτός για εκατοντάδες χιλιάδες ρομπότ στον πληθυσμό. Ο χρόνος και τα χρήματα είναι περιορισμένα για τέτοια πειράματα. Οπότε με αυτόν τον τρόπο, τα πειράματα μπορούν να γίνουν με ευκολότερο τρόπο.

Λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά των ρομποτικών σμηνών, οι μέθοδοι μοντελοποίησης χωρίζονται σε τέσσερις τύπους: βασισμένη σε αισθητήρες, μικροσκοπική, μακροσκοπική και βασισμένη στη συλλογή πληροφοριών.

8.5.1 Μοντελοποίηση βασισμένη σε αισθητήρες

Στη μέθοδο μοντελοποίησης που βασίζεται σε αισθητήρες, οι αισθητήρες και οι ενεργοποιητές των ρομπότ διαμορφώνονται ως τα κύρια συστατικά του συστήματος μαζί με τα αντικείμενα στο περιβάλλον. Στη συνέχεια οι αλληλεπιδράσεις των ρομπότ διαμορφώνονται όσο πιο ρεαλιστικά και απλά γίνεται.

8.5.2 Μικροσκοπική μοντελοποίηση

Στη μικροσκοπική μοντελοποίηση, τα ρομπότ και οι αλληλεπιδράσεις διαμορφώνονται ως μηχανή πεπερασμένων καταστάσεων. Οι συμπεριφορές κάθε ρομπότ ορίζονται ως διάφορες καταστάσεις και οι συνθήκες μεταφοράς βασίζονται στην είσοδο από την επικοινωνία και την αίσθηση.

Δεδομένου ότι το μοντέλο βασίζεται στις συμπεριφορές κάθε ρομπότ, η προσομοίωση θα πρέπει να εκτελείται αρκετές φορές για να ληφθούν οι μέσες συμπεριφορές του σμήνους.

Στις περισσότερες έρευνες των ρομποτικών σμηνών, χρησιμοποιείται το πιθανοτικό μικροσκοπικό μοντέλο, αφού ο θόρυβος μπορεί να μοντελοποιηθεί ως πιθανότητα στο μοντέλο.

Σε ένα πιθανοτικό μικροσκοπικό μοντέλο, οι πιθανότητες αποτιμώνται από τα πειράματα πραγματικών ρομπότ και το μοντέλο επαναλαμβάνεται με αυτές τις πιθανότητες για μεταφορά στη προσομοίωση, έτσι ώστε να προβλεφθεί η συμπεριφορά του σμήνους.

8.5.3 Μακροσκοπική μοντελοποίηση

Η μακροσκοπική μοντελοποίηση είναι η αντίθετη μέθοδος της μικροσκοπικής μοντελοποίησης. Στη μακροσκοπική μοντελοποίηση, η συμπεριφορά του συστήματος ορίζεται ως εξίσωση διαφορών και μια κατάσταση συστήματος αντιπροσωπεύει τον μέσο αριθμό ρομπότ σε αυτή την κατάσταση, στο βήμα του χρόνου.

Η κύρια διαφορά μεταξύ των μικροσκοπικών και των μακροσκοπικών μοντέλων είναι η διακριτικότητα των μοντέλων. Το μικροσκοπικό μοντέλο στη συμπεριφορά σε ατομικό επίπεδο χρησιμοποιείται για την προσομοίωση των συμπεριφορών της ομάδας, ενώ το μακροσκοπικό μοντέλο προσομοιώνει τις συμπεριφορές στο επίπεδο των σμηνών.

Το μικροσκοπικό μοντέλο επαναλαμβάνει τη συμπεριφορά του σμήνους και το μακροσκοπικό μοντέλο μπορεί να δώσει την τελική κατάσταση του σμήνους. Με αυτόν τον τρόπο, το μακροσκοπικό μοντέλο μπορεί να έχει μια σφαιρική ματιά για το σμήνος, ενώ το μικροσκοπικό μοντέλο μπορεί να δείξει τις λεπτομέρειες των συμπεριφορών των σμηνών.

Τα πιθανοτικά μακροσκοπικά μοντέλα χρησιμοποιούνται επίσης ευρέως από τους ερευνητές. Ο Martinoli εφάρμοσε τη μακροσκοπική μοντελοποίηση για να μετατρέψει το πρόβλημα έλξης από ένα βασικό μοντέλο, το οποίο περιέχει μόνο δύο καταστάσεις, σε ένα μοντέλο με όλες τις καταστάσεις.

8.5.4 Μοντελοποίηση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους

Σχήματα συνεργασίας από αλγόριθμους νοημοσύνης σμήνους έχουν εισαχθεί στη ρομποτική σμήνους σε πολλές έρευνες. Δεδομένου ότι τα ρομπότ χρησιμοποιούν τους ίδιους ή παρόμοιους σχηματισμούς με αυτούς τους αλγόριθμους, τα μοντέλα και άλλες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση αυτών των αλγορίθμων μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας για την έρευνα των ρομπότ.

Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται πιο συχνά από τη νοημοσύνη του σμήνους είναι η βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων ("PSO"), που μιμείται τη διαδικασία συσσώρευσης των πτηνών. Τα σωματίδια πετούν στο πεδίο και αναζητούν το καλύτερο. Υπάρχουν πολλά κοινά μεταξύ του "PSO" και της ρομποτικής του σμήνους.

Εκτός από το "PSO", οι ερευνητές εισάγουν και άλλους αλγόριθμους νοημοσύνης σμήνους στην ρομποτική σμήνους. Πολλά μοντέλα σμηνών, τα οποία έχουν επιτυχία, εμπνεύστηκαν από τις αποικίες των μυρμηγκιών.

Ωστόσο, εξακολουθούν να υπάρχουν πολλά προβλήματα όταν εισάγεται ένα σχέδιο συνεργασίας από τη νοημοσύνη σμήνους. Τα σχήματα αυτών των αλγορίθμων εξετάζουν τις πιο γενικές αλληλεπιδράσεις και εισάγουν μεγάλο αριθμό τυχαίων κινήσεων για υψηλή ποικιλομορφία. Ορισμένα σχήματα περιέχουν επίσης τις λειτουργίες για την επαναφορά των θέσεων των παραγόντων αναζήτησης. Ωστόσο, αυτές οι λειτουργίες δεν είναι διαθέσιμες για τη ρομποτική σμήνους.

8.6 Η συνεργασία του σμήνους

8.6.1 Συνεργασία μεταξύ των ρομπότ

Η συνεργασία ανήκει στην προηγμένη συμπεριφορά στο μοντέλο του ρομποτικού σμήνους.

Στην ρομποτική σμήνους, η συνεργασία συμβαίνει σε δύο επίπεδα: ατομικό επίπεδο και επίπεδο σμήνους. Το πρώτο είναι απαραίτητο για τις δραστηριότητες του ρομπότ καθώς συντονίζει τις εισροές από το περιβάλλον μέσω της αντίδρασης, τη μάθηση και την προσαρμογή συμπεριφορών. Το δεύτερο αποτελεί συνένωση προηγούμενης συνεργασίας και μας δίνει σαν αποτέλεσμα τα τυπικά συλλογικά καθήκοντα όπως η συγκέντρωση, η διασπορά ή ο σχηματισμός.

8.6.2 Η αρχιτεκτονική του σμήνους

Η αρχιτεκτονική του σμήνους είναι ένα πλαίσιο για τις ρομποτικές δραστηριότητες και τις αλληλεπιδράσεις και καθορίζει την τοπολογία για την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των ρομπότ.

Η συνολική απόδοση του σμήνους εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την αρχιτεκτονική.

Η αρχιτεκτονική του σμήνους θα πρέπει να επιλέγεται προσεκτικά σύμφωνα με την κλίμακα, τις σχέσεις και τη συνεργασία των ρομπότ.

8.6.3 Εντοπισμός

Τα γενικά συστήματα συντονισμού δεν υπάρχουν στο σμήνος. Επομένως, κάθε ρομπότ στο σμήνος πρέπει να διατηρεί ένα τοπικό σύστημα συντονισμού, καθώς επίσης θα πρέπει να μπορεί να διακρίνει και να εντοπίζει τα κοντινά ρομπότ. Έτσι, μια μέθοδος για τον γρήγορο εντοπισμό άλλων ρομπότ που χρησιμοποιούν τοπικούς αισθητήρες είναι πολύ σημαντική για τη ρομποτική σμήνους.

Οι τεχνολογίες απόλυτης τοποθέτησης από μεμονωμένα ρομπότ έχουν εφαρμοστεί σε μερικές έρευνες και έχει γίνει χρήση συνδυασμού αισθητήρων με ειδικά φίλτρα. Οι αισθητήρες μπορούν να ανιχνεύσουν διαφορετικά κύματα, συμπεριλαμβανομένου του υπερήχου, του ορατού φωτός, της υπέρυθρης ακτίνας, ακόμη και του ήχου.

Ωστόσο, η σχετική τοποθέτηση του ρομποτικού σμήνους είναι πιο ρεαλιστική, καθώς οι ικανότητες των ρομπότ είναι περιορισμένες και δεν υπάρχουν γενικοί έλεγχοι. Επομένως, πρέπει να βρεθεί ένας σταθμισμένος σχετικός αλγόριθμος θέσης. Οι Pugh και Martinoli ασχολήθηκαν και βελτίωσαν μια υπάρχουσα σχετική μονάδα εντοπισμού υπέρυθρων που χρησιμοποιείται για να εντοπίσει το φάσμα και τη σχέση ανάμεσα στα ρομπότ, σε ρομποτικό σύστημα μικρού σμήνους. Οι Kelly και Martinoli ανέπτυξαν ένα ενσωματωμένο σύστημα εντοπισμού χρησιμοποιώντας υπέρυθρους αισθητήρες για εσωτερικές εφαρμογές.

8.6.4 Φυσικές συνδέσεις

Οι φυσικές συνδέσεις χρησιμοποιούνται στις καταστάσεις, στις οποίες δεν μπορεί να ανταπεξέλθει ένα ρομπότ μόνο του, όπως για παράδειγμα να περάσουν μεγάλα κενά ή να συνεργαστούν για να εκτελέσουν μια μεταφορά. Σε αυτά τα καθήκοντα, τα ρομπότ πρέπει να επικοινωνούν πριν εκτελέσουν τις εργασίες τους.

Ο Mondada εισήγαγε διάφορους τύπους φυσικών συνδέσεων, αισθητήρων και ενεργοποιητών για να περάσουν τα κενά. Οι Wang και Liu ανέπτυξαν μια μέθοδο εντοπισμού και σύνδεσης με υπέρυθρες ακτίνες. Ο Zhang πρότεινε ένα επαναπροσδιορισμένο ρομπότ με περιορισμένες δομές και σταθερό αριθμό ενοτήτων για αναζήτηση και διάσωση αστικών περιοχών. Οι Nouyan και Dorigo

βρήκαν λύση για τις εργασίες έρευνας και πλοήγησης σε ένα άγνωστο περιβάλλον χρησιμοποιώντας αλυσοδεμένα ρομπότ.

8.7 Αυτο - οργάνωση και αυτοσυναρμολόγηση

Η αυτο - οργάνωση είναι ένα δυναμικό σχέδιο για την οικοδόμηση μιας παγκόσμιας δομής μέσω μόνο των τοπικών αλληλεπιδράσεων των βασικών μονάδων. Οι βασικές μονάδες ή τα ρομπότ δεν μοιράζονται έναν παγκόσμιο έλεγχο ή έχουν έναν εξωτερικό κυβερνήτη. Η δομή επιπέδου σμήγματος ξεκινά από το ατομικό επίπεδο. Ένα ρομπότ αλληλεπιδρά με τα υπόλοιπα ρομπότ μέσω των κατασκευών που έχουν ήδη κατασκευαστεί, δηλαδή οι συμπεριφορές των ρομπότ καθοδηγούνται από τη διαδικασία του κτιρίου. Τέτοια σχήματα μπορούν εύκολα να βρεθούν στη φύση, καθώς οι αποικίες των μυρμηγκιών ή των μελισσών κατασκευάζουν τις φωλιές. Η αυτο - οργάνωση μπορεί να διεξαχθεί από τη βιολογική μελέτη, βάσει της συμπεριφοράς των ζώων.

Κατά τη διαδικασία του χτισίματος της φωλιάς, τα μυρμηγκία μπορούν να αλληλεπιδράσουν με το περιβάλλον με δύο τρόπους: διακριτό ή συνεχή. Η διακριτή αλληλεπίδραση αναφέρεται στον τύπο διέγερσης, ενώ η συνεχής αλληλεπίδραση αναφέρεται στην ποσότητα διέγερσης.

Το σύστημα αυτόματης συναρμολόγησης μπορεί να εμπνέεται από το μοντέλο κατασκευής της κυψέλης των μελισσών. Οι συμπεριφορές στο σμήνος γίνονται από τις υπάρχουσες δομές και με την βοήθεια των προηγούμενων γνώσεων. Ο Rayton χρησιμοποίησε τις φερομόνες για την βελτίωση τέτοιων σχημάτων. Έτσι, το σμήνος αρχίζει με τυχαίες συμπεριφορές και συγκλίνει σε ένα μοτίβο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9^ο

9 Πρόγραμμα οντοτήτων και προσομοιώσεις

9.1 Πρόγραμμα SI

Το Πρόγραμμα SI αναπτύχθηκε από το embedded lab του πανεπιστημίου Shanghai Jiaotong.

Το έργο αποτελείται από ένα σμήνος ρομπότ, που ονομάζεται "eMouse", το οποίο ελέγχεται από τον αλγόριθμο που εμπνέεται από το σμήνος. Τα ρομπότ έχουν σχεδιαστεί ώστε να μπορούν να επαναδιαμορφώνονται σε αισθητήρες και πρωτόκολλα επικοινωνίας, με φθινό κόστος και με ισχυρό έλεγχο κίνησης. Το "eMouse" δεν περιέχει τους αισθητήρες όταν σχεδιάζονται οι διασυνδέσεις αλλά αφήνονται για τη σύνδεση των διαφόρων αισθητήρων για διάφορες εφαρμογές.

Η ομάδα του έργου ολοκλήρωσε το σχεδιασμό της πέμπτης γενιάς ρομπότ και εφάρμοσε αρκετούς συνεργάσιμους αλγορίθμους στο σύστημα. Έθεσαν σε εφαρμογή πολλά αρχέτυπα, συμπεριλαμβανομένης της συσσώρευσης, διασποράς, γενικευμένης διασποράς, προσέλκυσης, σμήνους, σάρωσης και μετάδοσης μηνυμάτων. Με βάση ένα σύνολο εργαλείων ελέγχου, για παράδειγμα, την παρακολούθηση μέσω της εξόρυξης ιχνών και την ζωντανή ενημέρωση μέσω ασύρματου δικτύου, επιλύθηκαν εφαρμογές πραγματικής ζωής, οι οποίες εμπνεύστηκαν από την νοημοσύνη σμήνους.

9.2 Πρόγραμμα ρομποτικών φερομονών

Το πρόγραμμα των ρομποτικών φερομονών ξεκίνησε το 2000. Το έργο στοχεύει στην παροχή μιας ισχυρής, κλιμακούμενης προσέγγισης για την επίτευξη της συμπεριφοράς σμήνους με την χρήση μεγάλου αριθμού μικρών ρομπότ για επιτήρηση, αναγνώριση, ανίχνευση κινδύνου, εύρεση διαδρομής, μεταφορά ωφέλιμου φορτίου. Η ομάδα εκμεταλλεύτηκε την ιδέα μιας εικονικής φερομόνης και εφάρμοσε τους απλούς φάρους και τους αισθητήρες κατεύθυνσης που τοποθετούνται σε κάθε ρομπότ. Οι εικονικές φερομόνες διευκολύνουν απλώς την απλή επικοινωνία και τον συντονισμό.

9.3 Πρόγραμμα σμήνους iRobot

Το πρόγραμμα σμήνους "iRobot" είναι σχεδιασμένο για τη συνεργασία πάνω από 100 ρομπότ.

Ο στόχος του έργου είναι να αναπτυχθούν καταναμημένοι αλγόριθμοι για ρομποτικά σμήνη, αποτελούμενα από εκατοντάδες ρομπότ, ανθεκτικά στο πραγματικό περιβάλλον και να είναι ανεκτικοί στην προσθήκη ή αφαίρεση οποιουδήποτε αριθμού ατόμων.

9.4 Πρόγραμμα Kilobot

Το έργο "Kilobot" στοχεύει στον σχεδιασμό ενός ρομποτικού συστήματος για τον έλεγχο των συλλογικών αλγορίθμων, με πληθυσμό εκατοντάδων ή χιλιάδων ρομπότ. Κάθε ρομπότ αποτελείται από μέρη χαμηλού κόστους και χρειάζεται 5 λεπτά για να συναρμολογηθεί πλήρως.

Το σύστημα παρέχει επίσης διάφορες λειτουργίες για ένα μεγάλο σμήνος, όπως την ενημέρωση προγραμμάτων, την ενεργοποίηση και την φόρτιση όλων των ρομπότ.

Κεφάλαιο 10^ο

10 Πλατφόρμες προσομοίωσης

Η έρευνα σχετικά με τα συστήματα ρομποτικών σμηνών απαιτεί πολλά φυσικά ρομπότ, καθιστώντας δύσκολη την πολυπλοκότητα για πολλά ερευνητικά ιδρύματα. Η προσομοίωση του υπολογιστή αναπτύχθηκε για να ελέγξει οπτικά τις δομές και τους αλγόριθμους στον υπολογιστή.

Αν και ο τελικός στόχος της έρευνας είναι πραγματικά ρομπότ, συχνά είναι πολύ χρήσιμο να πραγματοποιηθεί προσομοίωση πριν από την έρευνα των πραγματικών ρομπότ. Οι προσομοιώσεις είναι ευκολότερες στη ρύθμιση, λιγότερο δαπανηρές, γρηγορότερες και πιο βολικές στη χρήση από ότι τα φυσικά σμήνη. Σε αυτή την ενότητα συνοψίζονται διάφορες πλατφόρμες προσομοίωσης που χρησιμοποιούνται ευρέως.

10.1 Usarsim

Το "Usarsim" (το οποίο σημαίνει βραχυκυκλωμένο για "Urban search and rescue simulation") είναι ένας προσομοιωτής πολλαπλών ρομπότ υψηλής πιστότητας που αναπτύχθηκε αρχικά για έρευνα και διάσωση. Έχει πλέον γίνει ένα από τα πιο ολοκληρωμένα εργαλεία γενικής χρήσης για την έρευνα και την εκπαίδευση στον τομέα της ρομποτικής. Είναι βασισμένο σε μια ευρέως χρησιμοποιούμενη εμπορική μηχανή παιχνιδιών "Unreal Engine 2.0". Ο προσομοιωτής εκμεταλλεύεται πλήρως φυσική υψηλής ακρίβειας προσομοίωση θορύβου και πολλά γεωμετρικά στοιχεία και μοντέλα από τον κινητήρα.

10.2 Enki

Το "Enki" είναι μια πλατφόρμα ανοικτής πηγής, γρήγορη 2D που βασίζεται σε ρομποτικό προσομοιωτή, γραμμένο σε C++. Είναι σε θέση να προσομοιώσει συγκρούσεις, αισθητήρες και κάμερες ρομπότ που εργάζονται σε μια επίπεδη επιφάνεια. Το "Enki" είναι σε θέση να προσομοιώνει ρομποτικά σμήνη, εκατοντάδες φορές πιο γρήγορα σε υπολογιστή από ότι τα ρομπότ σε πραγματικό χρόνο. Το "Enki" είναι χτισμένο για να υποστηρίξει διάφορα ρομποτικά συστήματα, συμπεριλαμβανομένων των "Swarmbot" και το "E-ruck".

10.3 V-REP

Το "V-REP" είναι ένας 3D ρομποτικός προσομοιωτής ανοιχτής πηγής, που επιτρέπει τη δημιουργία ολόκληρων ρομποτικών συστημάτων, που προσομοιώνουν και αλληλεπιδρούν με ειδικό υλικό. Το "V-REP" βασίζεται σε μια αρχιτεκτονική κατακεντρωμένου ελέγχου: τα προγράμματα ελέγχου μπορούν να συνδεθούν απευθείας στα αντικείμενα που υπάρχουν. Αυτό το καθιστά πολύ ευπροσάρμοστο και ιδανικό για εφαρμογές πολλαπλών ρομπότ και επιτρέπει στους χρήστες να μοντελοποιούν τα ρομποτικά συστήματα με παρόμοιο τρόπο, όπως στην πραγματικότητα, όπου ο έλεγχος είναι κατακεντρωμένος τις περισσότερες φορές. Το "V-REP" διαθέτει διάφορες υπομονάδες υπολογισμού, όπως προσομοίωση αισθητήρων, αντίστροφη και εμπρόσθια κινηματική, δύο κινητήρες ("Bullet" και "ODE"), προγραμματισμός διαδρομής, υπολογισμός ελάχιστης απόστασης, γραφική απεικόνιση κ.λπ..

10.4 TeamBots

Το "TeamBots" είναι μια συλλογή προσομοίωσης Java για ρομποτική έρευνα. Κάποια εκτέλεση σε ρομπότ απαιτεί μερικές φορές βιβλιοθήκες χαμηλού επιπέδου στην C. Το "TeamBots" υποστηρίζει την προσομοίωση και την εκτέλεση συστημάτων ελέγχου πολλαπλών ρομπότ και είναι συμβατό με το ρομπότ "Nomad 150" από την "Nomadic Technologies" και το ρομπότ "Cye" της "Personal Robotics".

Κεφάλαιο 11^ο

11 Βασικά καθήκοντα του ρομποτικού σμήνους

Τις τελευταίες δεκαετίες, τα ρομποτικά σμήνη έχουν αναπτυχθεί σε διάφορα πεδία εφαρμογών, συμπεριλαμβανομένου του εντοπισμού της οσμής, της δικτύωσης αισθητήρων κινητής τηλεφωνίας, των ιατρικών αποστολών, της επιτήρησης της έρευνας και της διάσωσης. Τα καθήκοντα αυτών των εφαρμογών είναι πολύ εξελιγμένα και είναι δύσκολο να προτείνουν άμεση λύση. Προκειμένου να επιλυθούν αυτά τα καθήκοντα, έχουν προταθεί από τους ερευνητές ρομποτικής πολλά βασικά καθήκοντα, όπως η συσσώρευση, η πλοήγηση, η αποφυγή εμποδίων κλπ.. Μεταξύ αυτών των καθηκόντων, η συσσώρευση είναι η πιο σημαντική και θεμελιώδης. Προφανώς, ο συντονισμός μεγάλου αριθμού ρομπότ σε επίπεδο σμήνους με μεμονωμένους κανόνες δεν είναι εύκολο έργο. Ως εκ τούτου, η αναδυόμενη συμπεριφορά των ομάδων από τις αλληλεπιδράσεις των ρομπότ με το περιβάλλον και άλλα ρομπότ είναι το κύριο ενδιαφέρον της έρευνας, από τότε που εισήχθη ο όρος της περιοχής.

Η συσσώρευση παρατηρείται ευρέως σε πολλά σμήνη της φύσης ή ακόμη και σε ανθρώπους.

Τα πλάσματα στις κοινωνικές ομάδες παρουσιάζουν μεγάλη ποικιλομορφία στον πληθυσμό τους λόγω των διαφορών στην ηλικία, τη μορφολογία, την διατροφική κατάσταση, την προσωπικότητα και την ηγετική θέση των ατόμων. Τα εμπνευσμένα σχήματα από αυτές τις ομάδες μπορούν να βοηθήσουν στην ανάπτυξη των βασικών καθηκόντων συσσώρευσης, κατευθυνόμενης πλοήγησης και αναζήτησης και αποφυγής εμποδίων.

11.1 Στρατηγική συσσώρευσης και σχηματισμός

Το μοντέλο "Boids", που προτάθηκε από τον Reynolds το 1987, είναι ένα τυπικό ατομικό μοντέλο για την συμπεριφορά συσσώρευσης χρησιμοποιώντας μετρήσιμες απόστασης. Το μοντέλο έχει υιοθετηθεί ευρέως σε διάφορες εφαρμογές, όπως διαστημικά οχήματα, "UAV", ρομπότ κ.λπ.

Στις εφαρμογές αυτές, οι συμπεριφορές των ομάδων δεν μπορούν να οριστούν σαφώς σε επίπεδο ομάδας και οι μεμονωμένοι κανόνες υιοθετούνται.

Η πιο συνηθισμένη χρήση του μοντέλου "Boids" στη συσσώρευση της ρομποτικής σμήνους έχει τη μορφή εικονικών δυνάμεων. Οι Hettiarachchi και Spears εισήγαγαν ένα πλαίσιο "Physicomimetics" το οποίο ελέγχει τη συμπεριφορά των ρομπότ χρησιμοποιώντας φυσικές δυνάμεις που παράγονται ουσιαστικά από τις αλληλεπιδράσεις. Χρησιμοποιούσαν δύο τύπους δυνάμεων από τους νόμους της φυσικής: νόμος της δύναμης του Νεύτωνα και νόμος των δυνάμεων των Lennard-Jones. Έτσι, τα σμήνη έδειξαν παρόμοια αποτελέσματα με το πραγματικό υλικό που ακολούθησε αυτούς τους νόμους στην προσομοίωση τους.

Ο Moeslinger πρότεινε μια συμπεριφορά συσσώρευσης ρομπότ που ερμηνεύει όλες τις αλληλεπιδράσεις μόνο ως δυνάμεις έλξης και απωθήσεως. Οι δυνάμεις αποφασίζονται από το εάν η απόσταση πέφτει στις ζώνες έλξης και απόρριψης. Με διαφορετική ρύθμιση δύο ζωνών, πέτυχαν συσσώρευση για μια μικρή ομάδα σε ένα περιορισμένο περιβάλλον.

Ο Hashimoto πρότεινε έναν αλγόριθμο ελέγχου για ένα σμήνος ρομπότ βασισμένο στο κέντρο βαρύτητας των τοπικών σμηνών που επικαλύπτονται εν μέρει για να αυξηθεί η σταθερότητα ολόκληρου του σμήνους. Οι τοπικές δυνάμεις όπως η έλξη και η απώθηση εφαρμόζονται επίσης σε κάθε ρομπότ για να αυξηθεί η σταθερότητα του τοπικού σμήνους και έτσι να αυξηθεί ολόκληρο το σμήνος.

Ο Lawton παρουσίασε μια συμπεριφορά που βασίζεται σε ελιγμούς σχηματισμού. Έσπασαν τους ελιγμούς σχηματισμού συμπλοκών σε μια ακολουθία ελιγμών μεταξύ των μορφών σχηματισμού. Παρουσιάστηκαν τρεις στρατηγικές ελέγχου σχηματισμού για την αντιμετώπιση διαφορετικών τοπολογιών και σκοπών.

Αν και τα περισσότερα μοντέλα στη ρομποτική των σμηνών υποθέτουν ότι τα άτομα αλληλεπιδρούν με όλους τους γείτονές τους σε κάποια απόσταση, ορισμένοι βιολόγοι ερευνητές έδωσαν μια νέα ιδέα. Με την ανασυγκρότηση των τρισδιάστατων θέσεων μερικών χιλιάδων πτηνών κατά τη διάρκεια της συσσώρευσης, ο Ballerini έδειξε ότι η αλληλεπίδραση δεν εξαρτάται από τη μετρική απόσταση, αλλά από την τοπολογική απόσταση, με έξι έως επτά γείτονες κατά μέσο όρο. Διάφορες προσομοιώσεις υπολογιστών στον υπολογιστή δείχνουν επίσης ότι μια τοπολογική αλληλεπίδραση παρέχει σημαντικά υψηλότερη συνοχή της άθροισης, σε σύγκριση με μια τυπική μετρική αλληλεπίδραση.

Βάσει αυτής της παρατήρησης, ορισμένοι ερευνητές πρότειναν επίσης την επιλογή στρατηγικών πριν από την αλληλεπίδραση με κοντινά ρομπότ, έτσι ώστε να χρησιμοποιείται μόνο ένας σταθερός αριθμός γειτόνων. Οι Lee και Chong πρότειναν έναν έλεγχο συσσώρευσης εμπνευσμένο από τα κοπάδια των ψαριών. Επιλέγουν δύο γείτονες για συντήρηση της ομάδας και τοπικές αλληλεπιδράσεις.

Ο Miyagawa έχει δείξει ότι τα σμήνη μπορούν να συσσωρευτούν χωρίς πληροφορίες απόστασης. Χρησιμοποιεί μια στρατηγική εμπνευσμένη από το "tau-margin", υποθέτοντας ότι τα ζώα, ειδικά τα πτηνά, αντιλαμβάνονται καλύτερα τον χρόνο που χρειάζεται για να έρθουν σε επαφή παρά την απόσταση.

11.1.1 Κατευθυνόμενη συσσώρευση

Εκτός από την στρατηγική συσσώρευσης, ο έλεγχος κατεύθυνσης στην συσσώρευση είναι το μεγαλύτερο πρόβλημα στην έρευνα συσσώρευσης και έχει υιοθετηθεί ευρέως σε εφαρμογές πλοήγησης, μετανάστευσης και αναζήτησης. Μέχρι τώρα, έχουν διεξαχθεί πολλές έρευνες σχετικά με την κατεύθυνση του σμήνους με θέσεις-στόχους και την διάδοση πληροφοριών στο σμήνος.

11.2 Ενημερωμένο άτομο

Μια κοινή και αφελής στρατηγική άμεσης συσσώρευσης είναι το "ενημερωμένο άτομο".

Παρατηρήθηκε για πρώτη φορά στα σμήνη της φύσης από τον Couzin και τους συναδέλφους του, οι οποίοι διεξήγαγαν μια μελέτη για την αποτελεσματική ηγεσία και την λήψη αποφάσεων σε ομάδες ζώων. Στο πείραμά τους, μόνο μερικά από τα άτομα της ομάδας γνωρίζουν την κατεύθυνση. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι αυτά τα ενημερωμένα άτομα μπορούν να οδηγήσουν ολόκληρη την ομάδα προς τον προορισμό. Αργότερα, ο Correll χρησιμοποίησε ένα τέτοιο σχήμα στο κοπάδι αγελάδων για να συντηρήσει το σμήνος.

Από τότε, παρόμοια συστήματα έχουν επίσης εισαχθεί για τα ρομποτικά σμήνη. Ο McLurkin ανέπτυξε μια στρατηγική στην τεκμηρίωσή του για το καθήκον της ακολουθίας του ηγέτη με έναν γραμμικό σχηματισμό. Τα ρομπότ παρατάσσονται στην περιοχή, ακολουθούν τους προκατόχους και καθοδηγούν τους διαδόχους.

Ο ηγέτης καθοδηγείται από άλλους ελέγχους για τον τελικό προορισμό της ομάδας. Η ομάδα σχηματίζει τη γραμμή χωρίς εξωτερικές εντολές και μπορεί να χειριστεί τα εμπόδια στο περιβάλλον και τις αποτυχίες επικοινωνίας που μπορεί να συναντήσουν.

Οι Nasserì και Asadrour διερεύνησαν τα αποτελέσματα του ελέγχου ενός σμήνους με ένα μικρό μόνο μέρος των ρομπότ που είχαν τη γνώση του τελικού στόχου. Τα ενημερωμένα ρομπότ δεν μπορούν να μεταδώσουν πληροφορίες απευθείας, όμως το σμήνος μπορεί να συσσωρευτεί προς τον επιθυμητό στόχο στην προσομοίωση. Διερεύνησαν επίσης αν οι παράμετροι μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση.

Μια αυτο-οργανωμένη συμπεριφορά συσσώρευσης για ένα σμήνος ρομπότ παρουσιάστηκε από τον Turgut, χωρίς τη χρήση των προσομοιωμένων αισθητήρων ή την εκ των προτέρων γνώση του προορισμού. Η προσομοίωση δείχνει ότι με μόνο τοπικές αλληλεπιδράσεις, τα ρομπότ μπορούν να μοιράζονται μια κοινή κατεύθυνση συσσώρευσης, σε μια αυτο-οργανωμένη διαδικασία μέχρι ο θόρυβος ανίχνευσης να υπερβεί σε κάποιο βαθμό.

Ο Stranieri μελέτησε τις αυτο-οργανωμένες συσσωρευμένες συμπεριφορές δύο τύπων ρομπότ: του ευθυγραμμισμένου και του μη ευθυγραμμισμένου. Ένα ρομπότ ευθυγράμμισης έχει τη δυνατότητα να συμφωνήσει σε μια κοινή κατεύθυνση με τους γείτονές του. Ένα ετερογενές σμήνος από αυτά τα δύο είδη ρομπότ μπορεί να επιτύχει ικανοποιητική απόδοση κατά την προσομοίωση, εάν η στρατηγική ελέγχου κίνησης και οι μηχανισμοί αλληλεπίδρασης σχεδιάζονται προσεκτικά.

11.3 Θέση και πλοήγηση

11.3.1 Θέση

Κατά τη συσσώρευση και την μετανάστευση, η τοποθέτηση του στόχου, τα κοντινά ρομπότ και τα διάφορα εμπόδια στα πεδία είναι επίσης ένα σημαντικό καθήκον. Στην εφαρμογή που λαμβάνει χώρα σε μεγάλο υπαίθριο περιβάλλον, η τοποθέτηση είναι δαπανηρή και απαιτεί περισσότερο υλικό, στο οποίο δεν έχουν πρόσβαση τα ρομποτικά σμήνη. Επομένως, η τοπική τοποθέτηση στην συσσώρευση πρέπει να είναι ειδικά εστιασμένη.

11.3.2 Πλοήγηση

Ο Rothermich ανέπτυξε μια κατανεμημένη μέθοδο εντοπισμού και χαρτογράφησης βασισμένη σε ένα σμήνος "iRobots". Δεδομένου ότι το σμήνος δεν μοιράζεται ένα σύστημα συντονισμού, το σμήνος πρέπει να συγκεντρωθεί και να κινηθεί από κοινού για να διατηρήσει ένα εικονικό σύστημα. Με ένα τέτοιο σχήμα, το σμήνος μπορεί να διατηρήσει το σύστημα συντονισμού για να σχεδιάσει τον χάρτη με μεγάλη ακρίβεια και με κατανεμημένο τρόπο.

Οι Correll και Martinoli ανέπτυξαν ένα ευφυές σύστημα επιθεώρησης με ενσωματωμένους τοπικούς αισθητήρες. Στην στρατηγική που προτείνουν, ένα μέρος των ρομπότ στο σμήνος ενεργεί σαν φάρος.

Ο Spears ανέπτυξε ένα σχετικό σχέδιο εντοπισμού για τον προσδιορισμό των θέσεων των κοντινών ρομπότ.

Τα ρομπότ εντοπίζουν τα κοντινά ρομπότ με τρία σημάδια που είναι εξοπλισμένα τα ρομπότ και για να ταιριάζουν με την απόσταση και την κατεύθυνση των γειτόνων τους. Αυτή η στρατηγική

είναι πλήρως κατανοητή, κλιμακούμενη, φθιγγή και δυνατή. Το σύστημα παρέχει ένα πλαίσιο τόσο για τον εντοπισμό όσο και για την ανταλλαγή πληροφοριών.

Ο Stirling παρουσίασε μια νέα αυτόνομη μεθοδολογία πτήσης για αυτόνομη πλοήγηση και πτήση κατευθυνόμενη προς το στόχο σε άγνωστα εσωτερικά περιβάλλοντα, χρησιμοποιώντας ένα σμήνος ρομπότ που πετούν. Η προσέγγιση είναι εντελώς αποκεντρωμένη και βασίζεται μόνο στην τοπική αντίληψη χωρίς τοποθέτηση, επικοινωνία ή προηγούμενη ενημέρωση για το περιβάλλον.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

https://en.wikipedia.org/wiki/PID_controller

https://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol1/hmw/article1.html

<http://www.cleveralgorithms.com/nature-inspired/evolution.html>

http://www.cleveralgorithms.com/nature-inspired/evolution/genetic_algorithm.html

http://www.cleveralgorithms.com/nature-inspired/evolution/evolution_strategies.html

http://www.cleveralgorithms.com/nature-inspired/evolution/evolutionary_programming.html

<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221491471300024X>