



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών και εφαρμογές

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

Πάσιου Κεφαλίδη Γεώργιου

Επιβλέπων Καθηγητής: Φραγκούλης Γεώργιος

Κοζάνη/Φεβρουάριος /2024

ΑΥΤΗ Η ΣΕΛΙΔΑ ΕΙΝΑΙ ΣΚΟΠΙΜΑ ΛΕΥΚΗ



HELLENIC DEMOCRACY
UNIVERSITY OF WESTERN MACEDONIA
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL
& COMPUTER ENGINEERING

Ant colony optimization algorithms and applications

THESIS

Pasios Kefalidis Georgios

SUPERVISOR: Professor Fragoulis George

Kozani/February/2024

ΑΥΤΗ Η ΣΕΛΙΔΑ ΕΙΝΑΙ ΣΚΟΠΙΜΑ ΛΕΥΚΗ



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν. 1599/1986 και τα άρθρα 2,4,6 παρ. 3 του Ν. 1256/1982, η παρούσα Διπλωματική Εργασία με τίτλο “ Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών και εφαρμογές ” καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας και αναφέρονται ρητώς μέσα στο κείμενο που συνοδεύουν, και η οποία έχει εκπονηθεί στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, υπό την επίβλεψη του μέλους του Τμήματος κ. Φραγκούλη Γεώργιου αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής εργασίας και δεν προσβάλλει κάθε μορφής πνευματικά δικαιώματα τρίτων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή / και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και μόνο.

Copyright (C) Πάσιος Κεφαλίδης Γεώργιος & Φραγκούλης Γεώργιος, 2024, Κοζάνη

Copyright (C) _____, _____, _____, _____

Υπογραφή Φοιτητή: _____

ΑΥΤΗ Η ΣΕΛΙΔΑ ΕΙΝΑΙ ΣΚΟΠΙΜΑ ΛΕΥΚΗ

Περίληψη

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών (ACO) είναι αλγόριθμοι που βασίζονται στη φυσική συμπεριφορά των αποικιών μυρμηγκιών. Η παρούσα βιβλιογραφική ανασκόπηση παρουσιάζει μια επισκόπηση των εξελίξεων που πραγματοποιήθηκαν στους αλγορίθμους ACO, καθώς και ορισμένες παραλλαγές και τροποποιήσεις τους. Εξετάζει τις εφαρμογές των αλγορίθμων ACO σε διάφορους τομείς και συγκρίνει τους αλγορίθμους ACO με άλλες προσεγγίσεις νοημοσύνης σμήνους. Επίσης, εξετάζονται τα πιθανά οφέλη και οι περιορισμοί, καθώς και ο δυνητικός αντίκτυπος των αλγορίθμων ACO σε διάφορους τομείς.

Λέξεις Κλειδιά : ACO, νοημοσύνη σμήνους, MMAS, ACS

Abstract

Ant Colony Optimization (ACO) algorithms are algorithms based on the natural behavior of ant colonies. This literature review presents an overview of developments carried out in ACO algorithms as well as some of their variants and modifications. It reviews applications of ACO algorithms in various domains and compares ACO algorithms with other swarm intelligence approaches. It will also review possible benefits and limitations as well as the potential impact of ACO algorithms in various fields.

Keywords : ACO, swarm intelligence, MMAS, ACS

ΑΥΤΗ Η ΣΕΛΙΔΑ ΕΙΝΑΙ ΣΚΟΠΙΜΑ ΛΕΥΚΗ

Περιεχόμενα

.....	1
Περίληψη	7
Abstract	8
Περιεχόμενα.....	11
Κατάλογος Σχημάτων.....	13
Κατάλογος Πινάκων	14
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή	16
1.1 Εισαγωγή στους αλγόριθμους ACO.....	16
1.2 Λογική της βιβλιογραφικής αναφοράς.....	19
1.3 Σκοπός της βιβλιογραφικής αναφοράς.....	19
1.3.1 Κατανόηση βασικών εννοιών.....	19
1.3.2 Συλλογή ευρημάτων έρευνας	19
1.3.3 Εξέταση εφαρμογών στον πραγματικό κόσμο.....	20
1.3.4 Εξερεύνηση καινοτομιών και επεκτάσεων	20
1.3.5 Συγκριτική αξιολόγηση και συγκριτική ανάλυση	20
1.3.6 Προσδιορισμός κενών και ευκαιριών	20
1.3.7 Πηγή πληροφοριών για χρήση από ερευνητές και επαγγελματίες.....	20
1.4 Ερευνητικές ερωτήσεις και στόχοι.....	20
Κεφάλαιο 2 Θεωρητικό υπόβαθρο	22
2.1 Ιστορική αναφορά και εξέλιξη των αλγορίθμων ACO	22
2.2 Βασικές ιδέες και κανόνες των αλγορίθμων ACO	23
2.3 Η αξία της εφαρμογής των αλγορίθμων ACO σε προβλήματα βελτιστοποίησης.....	23
Κεφάλαιο 3 Βασικές αρχές των αλγορίθμων ACO.....	26
3.1 Περιγραφή των τμημάτων του αλγορίθμου ACO.....	26
3.1.1 Συμπεριφορά των μυρμηγκιών.....	26
3.1.2 Κανόνες ενημέρωσης φερομονών	26
3.1.3 Παρουσίαση προβλήματος και μέθοδοι επίλυσης.....	27
Κεφάλαιο 4 Εφαρμογές των αλγορίθμων ACO	31
4.1 Ανασκόπηση ερευνών και εργασιών που εφαρμόζουν αλγορίθμους ACO σε διάφορους τομείς 31	
4.1.1 Δρομολόγηση Οχημάτων	31
4.1.2 Βελτιστοποίηση εφοδιαστικών αλυσίδων	33
4.1.3 Ρομποτική.....	34
4.1.4 Βιοπληροφορική	34
4.1.5 Κατανομή πόρων στην υπολογιστική νέφους.....	35
4.2 Αποτελέσματα των ερευνών	36
4.2.1 Αποτελέσματα EGSR.....	36
4.2.2 Αποτελέσματα Αλγόριθμου εφοδιαστικής αλυσίδας	36
4.2.3 Αποτελέσματα PEACO	36
4.2.4 Αποτελέσματα RFACO-GS	37

Κεφάλαιο 5	Παραλλαγές και μετατροπές των ACO	37
5.1	Παρουσίαση παραλλαγών και επεκτάσεων των ACO	37
5.1.1	Max-Min Ant System (MMAS)	37
5.1.2	Ant Colony System (ACS)	38
5.1.3	Αλγόριθμοι Rank-Based ACO	39
5.2	Αντιμετώπιση προκλήσεων και βελτίωση απόδοσης	40
Κεφάλαιο 6	Αλγόριθμοι ACO και αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους	42
6.1	Σύνδεση μεταξύ των αλγορίθμων ACO και της νοημοσύνης σμήνους	42
6.2	Συγκριτική ανάλυση των αλγορίθμων ACO με άλλες τεχνικές νοημοσύνης σμήνους	47
Κεφάλαιο 7	Προκλήσεις και περιορισμοί	49
7.1	Προσδιορισμός των προκλήσεων και των περιορισμών που σχετίζονται με τους αλγορίθμους ACO	49
7.2	Επεκτασιμότητα, σύγκλιση και ευαισθησία στη ρύθμιση των παραμέτρων	49
Κεφάλαιο 8	Μελλοντικές κατευθύνσεις	51
8.1	Προσδιορισμός τομέων για μελλοντική έρευνα και καινοτομία στους αλγορίθμους ACO	51
8.2	Προτάσεις για τη βελτίωση της απόδοσης και της επεκτασιμότητας του αλγορίθμου ACO	51
8.3	Διερεύνηση αναδυόμενων εφαρμογών και τομέων	52
Κεφάλαιο 9	Πρακτικές επιπτώσεις	54
9.1	Οι πρακτικές επιπτώσεις της έρευνας στους αλγορίθμους ACO	54
9.2	Εξέταση των πλεονεκτημάτων και των περιορισμών της χρήσης αλγορίθμων ACO σε προβλήματα βελτιστοποίησης του πραγματικού κόσμου	55
9.2.1	Πλεονεκτήματα	55
9.2.2	Περιορισμοί	55
Κεφάλαιο 10	Συμπεράσματα	56
10.1	Σύνοψη των βασικών ευρημάτων από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση	56
10.2	Η σημασία των αλγορίθμων ACO στη βελτιστοποίηση και τη λήψη αποφάσεων	56
10.3	Τελικές παρατηρήσεις σχετικά με τον πιθανό αντίκτυπο των αλγορίθμων ACO σε διάφορους τομείς	57
	Βιβλιογραφία	59

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 1: Πείραμα με μονοπάτια με ίση απόσταση.....	17
Σχήμα 2: Αποτελέσματα πείραμα 1	18
Σχήμα 3: Πείραμα 2 άνισα μονοπάτια.....	18
Σχήμα 4: Αποτελέσματα Πειράματος 2.....	18
Σχήμα 5: Παράδειγμα χάρτη πόλης.....	31
Σχήμα 6: Αναπαράσταση προβλήματος ως συνδεδεμένο γράφημα.....	33

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1 : τιμές παραμέτρων.....	28
Πίνακας 2 : Πίνακας γειτνίασης	32
Πίνακας 3 : Απόδοση RFACO για διάφορους καρκίνους	37
Πίνακας 4 : Αποτελέσματα σύγκρισης ACS για διαφορετικά μεγέθη πόλεων.....	40
Πίνακας 5 : Αποτελέσματα Rank-Based AS για διάφορα μεγέθη πόλεων.....	41
Πίνακας 6 : Σύγκριση των αλγορίθμων σε τρία διαφορετικά TSP	47
Πίνακας 7 : Σύγκριση των αλγορίθμων με βάση τον χρόνο εκτέλεσης και την βέλτιστη απόσταση.....	48

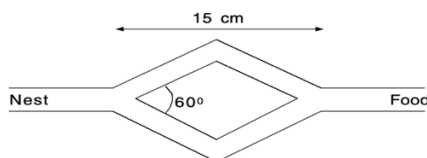
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή στους αλγόριθμους ACO, αναλύεται η λογική και ο σκοπός της βιβλιογραφικής αναφοράς και αναφέρονται οι ερευνητικές ερωτήσεις και στόχοι.

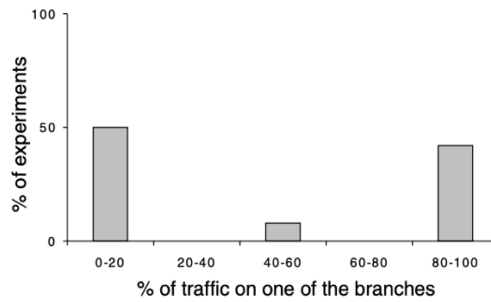
1.1 Εισαγωγή στους αλγόριθμους ACO

Η οπτική αντιληπτική ικανότητα πολλών ειδών μυρμηγκιών είναι μόνο στοιχειωδώς ανεπτυγμένη και υπάρχουν είδη μυρμηγκιών που είναι εντελώς τυφλά. Στην πραγματικότητα, μια σημαντική εικόνα της πρώιμης έρευνας σχετικά με τη συμπεριφορά των μυρμηγκιών ήταν ότι το μεγαλύτερο μέρος της επικοινωνίας μεταξύ των ατόμων, ή μεταξύ των ατόμων και του περιβάλλοντος, βασίζεται στη χρήση χημικών ουσιών που παράγονται από τα μυρμηγκία. Αυτές οι χημικές ουσίες ονομάζονται φερομόνες. Ιδιαίτερα σημαντική για την κοινωνική ζωή ορισμένων ειδών μυρμηγκιών είναι η φερομόνη μονοπατιού. Η φερομόνη μονοπατιού είναι ένας συγκεκριμένος τύπος φερομόνης που ορισμένα είδη μυρμηγκιών, όπως το *Lasius niger* ή το μυρμηγκί της Αργεντινής (*Iridomyrmex humilis*), χρησιμοποιούν για τη σήμανση μονοπατιών στο έδαφος, για παράδειγμα, διαδρομών από πηγές τροφής στη φωλιά [1]. Ανιχνεύοντας ίχνη φερομόνης, τα μυρμηγκία που αναζητούν τροφή μπορούν να ακολουθήσουν τη διαδρομή προς την τροφή που ανακαλύφθηκε από άλλα μυρμηγκία. Αυτή η συλλογική συμπεριφορά δημιουργίας και χρήσης μονοπατιών, σύμφωνα με την οποία ένα μυρμηγκί επηρεάζεται από ένα χημικό ίχνος που αφήνουν άλλα μυρμηγκία, είναι η πηγή έμπνευσης του ACO. Η τροφοσυλλεκτική συμπεριφορά πολλών ειδών μυρμηγκιών, όπως, για παράδειγμα, *I. humilis* (Goss et al., 1989), *Linepithema humile* και *Lasius niger* [2], βασίζεται στην άμεση επικοινωνία με τη μεσολάβηση φερομονών. Ενώ περπατούν από τις πηγές τροφής στη φωλιά και αντίστροφα, τα μυρμηγκία εναποθέτουν φερομόνες στο έδαφος, σχηματίζοντας με αυτόν τον τρόπο ένα μονοπάτι φερομόνης. Τα μυρμηγκία μπορούν να μυρίσουν τη φερομόνη και τείνουν να επιλέγουν, πιθανολογικά, μονοπάτια που χαρακτηρίζονται από ισχυρές συγκεντρώσεις φερομόνης. Η τοποθέτηση φερομόνης και η συμπεριφορά ορισμένων ειδών μυρμηγκιών έχει διερευνηθεί σε ελεγχόμενα πειράματα από αρκετούς ερευνητές. Ένα από αυτά τα πειράματα σχεδιάστηκε και εκτελέστηκε από τον Deneubourg και τους συνεργάτες του [3], οι οποίοι χρησιμοποίησαν μια διπλή γέφυρα που συνδέει μια φωλιά μυρμηγκιών του αργεντινικού μυρμηγκιού *I. humilis* και μια πηγή τροφής. Διεξήγαγαν πειράματα μεταβάλλοντας την αναλογία $r = l_1/l_2$ μεταξύ του μήκους των δύο κλάδων της διπλής γέφυρας, όπου l_1 ήταν το μήκος του μακρύτερου κλάδου και l_2 το μήκος του μικρότερου. Στο πρώτο πείραμα η γέφυρα είχε δύο κλάδους ίσου μήκους (βλέπε σχήμα 1). Στην αρχή, τα μυρμηγκία αφέθηκαν ελεύθερα να κινηθούν μεταξύ της φωλιάς και της πηγής τροφής και το ποσοστό των μυρμηγκιών που επέλεξαν τον ένα ή τον άλλο από τους δύο κλάδους παρατηρήθηκε με την πάροδο του χρόνου. Το αποτέλεσμα ήταν ότι (βλ. επίσης σχήμα 2), αν και στην αρχική φάση έγιναν τυχαίες επιλογές, τελικά όλα τα μυρμηγκία χρησιμοποίησαν τον ίδιο κλάδο. Αυτό το αποτέλεσμα μπορεί να εξηγηθεί ως εξής. Όταν ξεκινά μια δοκιμή, δεν υπάρχει φερομόνη στους δύο κλάδους. Ως εκ τούτου, τα μυρμηγκία δεν έχουν προτίμηση και επιλέγουν με την ίδια πιθανότητα οποιοδήποτε από τα κλαδιά. Ωστόσο, λόγω τυχαίων διακυμάνσεων, μερικά περισσότερα μυρμηγκία θα επιλέξουν το ένα κλαδί έναντι του άλλου. Επειδή τα μυρμηγκία εναποθέτουν φερομόνη ενώ περπατούν, ένας μεγαλύτερος αριθμός μυρμηγκιών σε ένα κλαδί έχει ως αποτέλεσμα μεγαλύτερη ποσότητα φερομόνης σε αυτόν τον κλάδο. Αυτή η μεγαλύτερη ποσότητα φερομόνης με τη σειρά της διεγείρει περισσότερα μυρμηγκία ώστε να επιλέξουν ξανά αυτόν τον κλάδο και ούτω καθεξής μέχρι τελικά τα μυρμηγκία να συγκλίνουν σε ένα μόνο μονοπάτι. Αυτή η αυτοκαταλυτική ή διαδικασία

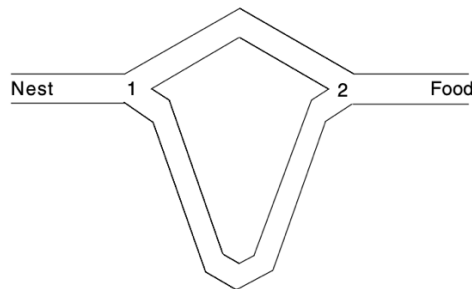
θετικής ανάδρασης είναι, στην πραγματικότητα, ένα παράδειγμα μιας αυτο-οργανωμένης συμπεριφοράς των μυρμηγκιών: ένα μακροσκοπικό μοτίβο αναδύεται από διαδικασίες και αλληλεπιδράσεις που λαμβάνουν χώρα σε «μικροσκοπικό» επίπεδο [4], [5], [6]. Στην περίπτωση μας, η σύγκλιση των διαδρομών των μυρμηγκιών σε έναν κλάδο αντιπροσωπεύει την μακροσκοπική συλλογική συμπεριφορά, η οποία μπορεί να εξηγηθεί από τη μικροσκοπική δραστηριότητα των μυρμηγκιών, δηλαδή από τις τοπικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των ατόμων της αποικίας. Είναι επίσης ένα παράδειγμα στιγματιστικής επικοινωνίας τα μυρμήγκια συντονίζουν τις δραστηριότητές τους, εκμεταλλευόμενα την έμμεση επικοινωνία που διαμεσολαβείται από τροποποιήσεις του περιβάλλοντος στο οποίο κινούνται. Στο δεύτερο πείραμα, ο λόγος μήκους μεταξύ των δύο κλάδων ορίστηκε σε $r=2$ (Goss et al., 1989), έτσι ώστε ο μακρύτερος κλάδος να είναι διπλάσιος από τον κοντό (βλ. σχήμα 3). Σε αυτή την περίπτωση, στις περισσότερες δοκιμές, μετά από κάποιο χρονικό διάστημα όλα τα μυρμήγκια επέλεξαν να χρησιμοποιήσουν μόνο το μικρό κλαδί (βλ. σχήμα 4). Όπως και στο πρώτο πείραμα, τα μυρμήγκια εγκαταλείπουν τη φωλιά για να εξερευνήσουν το περιβάλλον και φτάνουν σε ένα σημείο απόφασης όπου πρέπει να επιλέξουν έναν από τους δύο κλάδους. Επειδή οι δύο κλάδοι αρχικά φαίνονται πανομοιότυποι με τα μυρμήγκια, επιλέγουν τυχαία. Ως εκ τούτου, μπορεί να αναμένεται ότι, κατά μέσο όρο, τα μισά από τα μυρμήγκια επιλέγουν το μικρό κλαδί και το άλλο μισό το μακρύ κλαδί, αν και οι στοχαστικές ταλαντώσεις μπορεί περιστασιακά να ευνοούν έναν κλάδο έναντι του άλλου. Ωστόσο, αυτή η πειραματική διάταξη παρουσιάζει μια αξιοσημείωτη διαφορά σε σχέση με την προηγούμενη: επειδή ο ένας κλάδος είναι μικρότερος από τον άλλο (βλ. Σχήμα 3), τα μυρμήγκια που επιλέγουν το κοντό κλαδί είναι τα πρώτα που φτάνουν στην τροφή και αρχίζουν την επιστροφή τους στη φωλιά. Αλλά στη συνέχεια, όταν πρέπει να λάβουν μια απόφαση μεταξύ του μικρού και του μεγάλου κλάδου, το υψηλότερο επίπεδο φερομόνης στον βραχύ κλάδο θα μεροληπτήσει την απόφασή τους υπέρ του. Ως εκ τούτου, η φερομόνη αρχίζει να συσσωρεύεται ταχύτερα στον βραχύ κλάδο, ο οποίος τελικά θα χρησιμοποιηθεί από όλα τα μυρμήγκια λόγω της αυτοκαταλυτικής διαδικασίας που περιγράφηκε προηγουμένως (βλ. σχήμα 4). Σε σύγκριση με το πείραμα με τους δύο κλάδους ίσου μήκους, η επίδραση των αρχικών τυχαίων διακυμάνσεων είναι πολύ μειωμένη και ο στιγματισμός, η αυτοκατάλυση και η διαφορά μήκους μεταξύ μονοπατιών είναι οι κύριοι μηχανισμοί που λειτουργούν. Είναι ενδιαφέρον ότι μπορεί να παρατηρηθεί ότι, ακόμη και όταν ο μακρύτερος κλάδος είναι διπλάσιος από τον κοντό, δεν χρησιμοποιούν όλα τα μυρμήγκια το μικρό κλαδί, αλλά ένα μικρό ποσοστό μπορεί να πάρει το μακρύτερο. Αυτό μπορεί να ερμηνευτεί ως ένας τύπος "εξερεύνησης μονοπατιού".



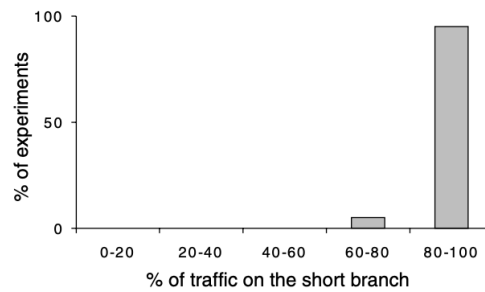
Σχήμα 1: Πείραμα με μονοπάτια με ίση απόσταση



Σχήμα 2: Αποτελέσματα πείραμα 1



Σχήμα 3: Πείραμα 2 άνισα μονοπάτια



Σχήμα 4: Αποτελέσματα Πειράματος 2

Οι αλγόριθμοι ACO βασίζονται στον τρόπο με τον οποίο μια αποικία μυρμηγκιών στέλνει μυρμηγκία προς εύρεση τροφής σε τυχαίες κατευθύνσεις, οι εργάτες αφήνουν πίσω τους μονοπάτια φερομονών. Αφού συλλέξουν τροφή επιστρέφουν στην φωλιά ενισχύοντας το μονοπάτι φερομονών. Αν υπάρχουν δυο μονοπάτια προς την τροφή, αρχικά διαλέγουν μια τυχαία κατεύθυνση, με το πέρασμα περισσότερων μυρμηγκιών το μικρότερο μονοπάτι ενισχύεται περισσότερο. Τα επόμενα μυρμηγκία θα ακολουθήσουν το μονοπάτι με τις

περισσότερες φερομόνες με αποτέλεσμα το μεγαλύτερο μέρος της αποικίας να χρησιμοποιεί το βέλτιστο μονοπάτι προς κάθε τροφή. Ο ACO αλγόριθμος λειτουργεί με ένα σύνολο τεχνητών μυρμηγκιών που χαράζουν ένα μονοπάτι σε έναν χώρο, που αποτελείται από κόμβους (λύσεις) και ακμές μεταξύ των κόμβων, προς μια λύση. Τα τεχνητά μυρμηγκία δεν μπορούν να διατρέξουν τον ίδιο κόμβο πάνω από μια φορά και κάθε βήμα του μονοπατιού επιλέγεται από έναν στοχαστικό μηχανισμό που επηρεάζεται από μια μεταβλητή (φερομόνη) που σχετίζεται με κάθε ακμή που μπορούν να διαβάσουν τα μυρμηγκία. Ένα πλήθος επιτυχώς εφαρμοσμένων ACO αλγορίθμων έχουν σχεδιαστεί με βάση αυτήν την γενική τεχνική. Η τεχνική αυτή εξελίχθηκε σε μια πλήρη μετά-χειριστική τεχνική και συνέχισε την εξέλιξή της από τη δεκαετία του ενενήντα μέχρι σήμερα. Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι ACO βασισμένοι στους προαναφερθέντες κανόνες, όπως ο αλγόριθμος συστήματος καλύτερου χειρότερου μυρμηγκιού (BWAS). Σε έναν αλγόριθμο BWAS η καλύτερη και η χειρότερη λύση χρησιμοποιούνται ώστε να ενισχυθούν αιχμές που περιέχονται σε καλές λύσεις και να αποδυναμωθούν κακές λύσεις. Επίσης αυτή η τεχνική περιλαμβάνει έναν μηχανισμό επανεκκίνησης και όταν η βελτιστοποίηση σταματήσει και ένα σύστημα μετάλλαξης που διαφοροποιεί τις παραγόμενες λύσεις προσθέτοντας τυχαιότητα έτσι ώστε διαφορετικά μονοπάτια να διατρέχονται πιο συχνά στο τέλος της διαδικασίας αναζήτησης.

1.2 Λογική της βιβλιογραφικής αναφοράς

Οι αλγόριθμοι ACO έχουν εφαρμοστεί σε πολλές κατηγορίες προβλημάτων, όπως προβλήματα βελτιστοποίησης, ομαδοποίησης δεδομένων, δρομολόγησης και προγραμματισμού. Αυτή η ανασκόπηση στοχεύει να διερευνήσει το σύνολο αυτών των εφαρμογών με έμφαση στην προσαρμοστικότητα και αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων ACO στην επίλυση προβλημάτων σε διαφορετικούς τομείς. Η βιβλιογραφία των αλγορίθμων ACO είναι πλούσια σε επεκτάσεις, τροποποιήσεις και υβριδισμούς. Η διερεύνησή τους είναι ζωτικής σημασίας για την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι αλγόριθμοι ACO έχουν εξελιχθεί και τις μεθόδους με τις οποίες οι ερευνητές έχουν προσαρμόσει αυτούς τους αλγόριθμους για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων προκλήσεων. Θα διερευνήσουμε επίσης τις καινοτομίες που έχουν βελτιώσει την ευελιξία και απόδοση των αλγορίθμων ACO. Συμπερασματικά, η παρούσα ανασκόπηση επιδιώκει να συνεισφέρει στο υπάρχον σύνολο γνώσεων των αλγορίθμων ACO, προσφέροντας μια ολοκληρωμένη πηγή για ερευνητές και επαγγελματίες που ενδιαφέρονται για τους αλγόριθμους ACO. Μέσα από μια σχολαστική εξέταση της βιβλιογραφίας, φιλοδοξούμε να συλλάβουμε την τρέχουσα κατάσταση της έρευνας και να εμπνεύσουμε περαιτέρω εξελίξεις στον τομέα.

1.3 Σκοπός της βιβλιογραφικής αναφοράς

1.3.1 Κατανόηση βασικών εννοιών

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση στοχεύει στην δημιουργία μιας σταθερής θεωρητικής βάσης εξετάζοντας τις θεμελιώδεις έννοιες και αρχές των αλγορίθμων ACO. Θα γίνει μια εξερεύνηση του τρόπου με τον οποίον οι αλγόριθμοι ACO αξιοποιούν τη νοημοσύνη του σμήνους, μιμούμενοι τη φυσική συμπεριφορά μιας αποικίας μυρμηγκιών στην αναζήτηση τροφής.

1.3.2 Συλλογή ευρημάτων έρευνας

Η ανασκόπηση ενοποιεί τη γνώση σχετικά με τους αλγόριθμους ΑΨΟ μέσα από την σύνθεση υπάρχοντων ερευνών. Περιλαμβάνει την ανάλυση και τη σύνοψη ευρημάτων από ένα ευρύ φάσμα μελετών, δημοσιεύσεων και επιστημονικών εργασιών.

1.3.3 Εξέταση εφαρμογών στον πραγματικό κόσμο

Μια σημαντική πτυχή της βιβλιογραφικής ανασκόπησης είναι η διερεύνηση των πρακτικών εφαρμογών των αλγορίθμων ΑΨΟ. Περιλαμβάνει την κατανόηση του πού και πώς αυτοί οι αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία στην επίλυση προβλημάτων σε διαφορετικούς τομείς.

1.3.4 Εξερεύνηση καινοτομιών και επεκτάσεων

Μια περιεκτική ανασκόπηση εξετάζει το πλήθος των αλγοριθμικών παραλλαγών, τροποποιήσεων και καινοτομιών στον τομέα των αλγορίθμων ΑCO. Αναλυτικά περιλαμβάνει την αξιολόγηση του τρόπου με τον οποίο οι ερευνητές επέκτειναν ή προσάρμοσαν τους αλγόριθμους ΑCO για να αντιμετωπίσουν συγκεκριμένες προκλήσεις ή βελτίωσαν την απόδοσή τους.

1.3.5 Συγκριτική αξιολόγηση και συγκριτική ανάλυση

Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας συγκρίνει κριτικά τους αλγόριθμους ΑCO με εναλλακτικές τεχνικές βελτιστοποίησης. Με τη διεξαγωγή μελετών συγκριτικής αξιολόγησης, βοηθά στον εντοπισμό των δυνατών και αδύνατων σημείων των αλγορίθμων ΑCO σε σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις, ενισχύοντας μια λεπτομερή κατανόηση της αποτελεσματικότητάς του.

1.3.6 Προσδιορισμός κενών και ευκαιριών

Ένας σημαντικός σκοπός της βιβλιογραφικής ανασκόπησης είναι να εντοπίσει τα κενά στην υπάρχουσα έρευνα και να προτείνει τρόπους για μελλοντική εξερεύνηση. Εντοπίζοντας περιοχές όπου απαιτείται περαιτέρω διερεύνηση και καθοδηγεί τους ερευνητές στο να συνεισφέρουν νέες ιδέες και προόδους.

1.3.7 Πηγή πληροφοριών για χρήση από ερευνητές και επαγγελματίες

Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας χρησιμεύει ως πολύτιμη πηγή για ερευνητές, επαγγελματίες και φοιτητές που ενδιαφέρονται για τους αλγόριθμους ΑCO. Παρέχει ένα ενοποιημένο σημείο αναφοράς για την κατανόηση του ιστορικού πλαισίου, της τρέχουσας κατάστασης και των πιθανών μελλοντικών κατευθύνσεων της έρευνας πάνω στους αλγορίθμους ΑCO. Ουσιαστικά, μια βιβλιογραφική ανασκόπηση για τους αλγορίθμους ΑCO όχι μόνο ενσωματώνει τη συλλογική γνώση στο πεδίο, αλλά χρησιμεύει επίσης ως οδικός χάρτης για μελλοντική έρευνα, διασφαλίζοντας τη συνεχή ανάπτυξη και βελτίωση των αλγορίθμων ΑCO.

1.4 Ερευνητικές ερωτήσεις και στόχοι

Ένας στόχος είναι η αναφορά της ιστορικής εξέλιξης των αλγορίθμων ΑCO από την αρχική έμπνευση μέχρι σήμερα, τονίζοντας βασικά ορόσημα και σημαντικές συνεισφορές. Ένας άλλος στόχος είναι η περιγραφή διαφόρων αλγορίθμων ΑCO καθώς και παραλλαγών τους, με

έμφαση στις διαφορετικές μεθόδους κατασκευής λύσεων και τις στρατηγικές εξερεύνησης και εκμετάλλευσης. Σημαντικός στόχος είναι και η διερεύνηση των διαφόρων χρήσεων των αλγορίθμων ACO για την επίλυση προβλημάτων καθώς και η σύγκριση με τους πιο αποδοτικούς αλγόριθμους για κάθε πρόβλημα. Επίσης γίνεται σύγκριση διαφορετικών εκδοχών των αλγορίθμων ACO προκειμένου να φανούν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των διάφορων εκδοχών τους. Η σύγκριση περιλαμβάνει την ταχύτητα σύγκλισης, την ποιότητα των λύσεων και την επεκτασιμότητα. Εξετάζονται επίσης οι προσεγγίσεις προσδιορισμού παραμέτρων καθώς και ο βαθμός επίπτωσης τους στην αλγοριθμική απόδοση σε διάφορα προβλήματα. Αναλύονται κάποιες υβριδικές προσεγγίσεις όπου ο αλγόριθμος ACO χρησιμοποιείται μαζί με έναν άλλο αλγόριθμο ώστε να αντιμετωπισθούν τα μειονεκτήματά του. Τέλος Διερευνάται η αξία της παραλληλοποίησής των αλγορίθμων ACO καθώς και η χρησιμότητά τους σε προβλήματα δυναμικής βελτιστοποίησης.

Κεφάλαιο 2 Θεωρητικό υπόβαθρο

2.1 Ιστορική αναφορά και εξέλιξη των αλγορίθμων ACO

Ο πρώτος αλγόριθμος ACO προτάθηκε από τον M. Dorigo το 1991 ήταν ο αλγόριθμος ant system [7]. Η εργασία εισάγει μια νέα μεθοδολογία αναζήτησης που χρησιμοποιεί μια κατανεμημένη αυτοκαταλυτική διαδικασία για επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης. Οι βασικές συνεισφορές περιλαμβάνουν την εισαγωγή της θετικής ανατροφοδότησης ως ισχυρό εργαλείο αναζήτησης και την εξερεύνηση συνεργικών επιδράσεων σε κατανεμημένα συστήματα. Το σύστημα μυρμηγκιών, χρησιμοποιεί απλούς παράγοντες αλληλεπίδρασης και θετική ανατροφοδότηση, αποφεύγει τα τοπικά ελάχιστα, με τους αυξημένους παράγοντες να επιδεικνύουν συνεργική ενίσχυση της απόδοσης. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης υπογραμμίζουν την αποτελεσματικότητα της μεθόδου, υποδηλώνοντας δυνατότητα εφαρμογής σε μια ευρύτερη κατηγορία προβλημάτων βελτιστοποίησης. Το μοντέλο οραματίζεται έναν πληθυσμό παραγόντων που καθοδηγείται από μια αυτοκαταλυτική διαδικασία που επηρεάζεται από μια άπληστη δύναμη, επιδεικνύοντας ταχεία σύγκλιση σε βέλτιστες λύσεις όταν οι παράγοντες αλληλεπιδρούν. Οι πληροφορίες που λαμβάνονται κατά τη διαδικασία αναζήτησης τροποποιούν την αναπαράσταση του προβλήματος, μειώνοντας τη διάσταση του χώρου αναζήτησης. Η εργασία κατηγοριοποιεί τη σχετική εργασία σε μελέτες κοινωνικής συμπεριφοράς ζώων, έρευνα σε «φυσικούς αλγόριθμους» και στοχαστική βελτιστοποίηση, δίνοντας έμφαση στην έμπνευση που αντλείται από φυσικά συστήματα. Οι μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας περιλαμβάνουν θεωρητικές έρευνες, αξιολόγηση της γενικότητας, δοκιμές επεκτασιμότητας και διερεύνηση της χρησιμότητας του μοντέλου στην τεχνητή νοημοσύνη, την αναγνώριση προτύπων και τη μηχανική μάθηση. Το 1996, οι Dorigo και Cambardella παρουσίασαν έναν μηχανισμό θετικής ανταπόκρισης στον Ant system. Ο μηχανισμός επιτάχυνε την σύγκλιση προς τις βέλτιστες λύσεις ενισχύοντας την επιρροή των μονοπατιών των φερομονών, αποτρέποντας την στασιμότητα [8]. Το 1996 οι Thomas Stützle και Holger H. Hoos παρουσίασαν τον αλγόριθμο Max-Min ant system (MMAS) προκειμένου να κατευθύνουν τα μυρμηγκία προς λύσεις υψηλής ποιότητας και να αποφύγουν την πρόωρη σύγκλιση της αναζήτησής τους [9]. Το 1999 οι Bernd Bullheimer, Richard F Hartl και Christine Strauss πρότειναν τον αλγόριθμο Rank-based ant system [10]. Η διαφορά του αλγόριθμου Rank-based AS από τον AS είναι η χρήση ελιτίστικων μυρμηγκιών στα οποία δίνετε μεγαλύτερη έμφαση όταν ενημερώνονται τα μονοπάτια (αποθέτουν παραπάνω φερομόνη) καθώς έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα για βέλτιστη λύση και η χρήση κατάταξης με την οποία δημιουργείτε μια λίστα του μεγέθους των μονοπατιών που χρησιμοποιείται για την επιλογή των καλύτερων μονοπατιών μειώνοντας τον κίνδυνο να επιλεγούν ως λύσεις κακής ποιότητας μονοπάτια που έτυχε να επιλεγούν από πολλά μυρμηγκία. Η εργασία συγκρίνει δυο αλγορίθμους AS έναν ελιτίστικο μόνο και έναν που χρησιμοποιεί ελιτισμό και κατάταξη, με τους αλγορίθμους προσομοίωσης ανόπτησης (simulated annealing) και τον γενετικό αλγόριθμο. Οι δύο αλγορίθμοι είχαν καλύτερο αποτέλεσμα για μεγαλύτερα προβλήματα και βελτίωσαν την απόδοση του AS σε κάθε τομέα. Το 1999 ο Vittorio Maniezzo πρότεινε τον αλγόριθμο ANTS για την επίλυση του QAP [11]. Το 2001 οι Iredi, Merkle και Middendorf παρουσίασαν τον πρώτο αλγόριθμο ACO που βελτιστοποιεί πρόβλημα με δυο κριτήρια με χρήση δυο πινάκων διαφορετικών φερομονών για κάθε κριτήριο [12]. Το 2012 οι Prabhakar, Dektar και Gordon παρουσίασαν ένα μοντέλο που δεν περιλάμβανε φερομόνες αλλά σε επαφές μεταξύ των κεραιών των μυρμηγκιών που γυρνούν με τροφή στην αποικία και μυρμηγκιών που ξεκινούν την αναζήτηση τροφής [13]. Το 2016 οι Zaidman και Wolfson παρουσίασαν μια

μέθοδο σχεδιασμού πεπτιδικών αναστολέων για αλληλεπιδράσεις μεταξύ πρωτεϊνών με χρήση ενός αλγορίθμου ACO σε συνδυασμό με τον αλγόριθμο PepCrawler [14]. Το 2017 οι Mladineo, Veza και Gjeldum παρουσίασαν τον HUMANT (humanoid ant) έναν αλγόριθμο ACO βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων που επιλύει με επιτυχία διάφορες περιπτώσεις του προβλήματος επιλογής εταίρου (PSP) [15].

2.2 Βασικές ιδέες και κανόνες των αλγορίθμων ACO

Οι αλγόριθμοι ACO μιμούνται τη συμπεριφορά αναζήτησης τροφής των μυρμηγκιών, όπου τα μυρμηγκία εναποθέτουν φερομόνες σε μονοπάτια ενώ αναζητούν τροφή. Οι φερομόνες χρησιμεύουν ως μέσο επικοινωνίας μεταξύ των μυρμηγκιών, οδηγώντας τα σε καλύτερα μονοπάτια. Τα τεχνητά μυρμηγκία κατασκευάζουν επαναληπτικά λύσεις επιλέγοντας πιθανολογικά μονοπάτια με βάση την ποσότητα της φερομόνης που υπάρχει. Είναι πιο πιθανό να επιλεγούν μονοπάτια με υψηλότερα επίπεδα φερομόνης, δίνοντας έμφαση στην εκμετάλλευση γνωστών καλών μονοπατιών. Οι φερομόνες σε επιτυχημένα μονοπάτια ενισχύονται μέσω θετικής ανατροφοδότησης. Τα μυρμηγκία καταθέτουν περισσότερες φερομόνες σε μικρότερες ή πιο ευνοϊκές διαδρομές, ενισχύοντας την ελκυστικότητά τους σε άλλα μυρμηγκία. Τα μυρμηγκία επικοινωνούν έμμεσα μέσω κοινών πληροφοριών με τη μορφή μονοπατιών φερομονών. Αυτή η επικοινωνία βοηθά ολόκληρη την αποικία να συγκλίνει προς καλύτερες λύσεις με την πάροδο του χρόνου. Οι αλγόριθμοι ACO εξισορροπούν την εκμετάλλευση και την εξερεύνηση. Η εκμετάλλευση περιλαμβάνει την εύνοια μονοπατιών με υψηλότερα επίπεδα φερομόνης, ενώ η εξερεύνηση εισάγει την τυχαιότητα για την ανακάλυψη νέων μονοπατιών και την αποφυγή της πρόωρης σύγκλισης. Μετά από κάθε επανάληψη, η ποσότητα της φερομόνης σε κάθε διαδρομή ενημερώνεται. Αυτή η ενημέρωση επηρεάζεται από την ποιότητα των λύσεων που βρέθηκαν. Τα μονοπάτια που διασχίζονται από καλύτερες λύσεις λαμβάνουν υψηλότερη απόθεση φερομόνης. Η φερομόνη στα μονοπάτια εξατμίζεται με την πάροδο του χρόνου για να αποφευχθεί η στασιμότητα. Η εξάτμιση διασφαλίζει ότι τα μη βέλτιστα μονοπάτια χάνουν φερομόνη, επιτρέποντας στα μυρμηγκία να εξερευνήσουν εναλλακτικές διαδρομές και να αποφύγουν την σύγκλιση σε μια μη βέλτιστη λύση. Τα τεχνητά μυρμηγκία κατασκευάζουν πιθανολογικά λύσεις λαμβάνοντας υπόψη την ποσότητα της φερομόνης σε κάθε διαδρομή. Η πιθανότητα επιλογής μιας συγκεκριμένης διαδρομής επηρεάζεται τόσο από τα επίπεδα φερομόνης όσο και από μια ευρετική συνάρτηση που συνήθως βασίζεται στο μήκος της διαδρομής. Ορισμένες παραλλαγές ACO ενσωματώνουν διαδικασίες τοπικής αναζήτησης για τη βελτίωση των λύσεων. Μετά την κατασκευή μιας αρχικής λύσης, μπορούν να εφαρμοστούν μέθοδοι τοπικής αναζήτησης για περαιτέρω βελτίωση της λύσης. Τα μυρμηγκία μετακινούνται από το ένα συστατικό λύσης στο άλλο με βάση την επιλεγμένη διαδρομή. Η κίνηση είναι στοχαστική, λαμβάνοντας υπόψη τις πιθανότητες που σχετίζονται με κάθε μονοπάτι. Ο αλγόριθμος τερματίζεται όταν πληρείται μια προκαθορισμένη συνθήκη, όπως ένας μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή η επίτευξη μιας ικανοποιητικής λύσης.

2.3 Η αξία της εφαρμογής των αλγορίθμων ACO σε προβλήματα βελτιστοποίησης

1. Παραλληλισμός εμπνευσμένος από τη φύση:

Οι αλγόριθμοι ACO αντλούν έμπνευση από τη συμπεριφορά αναζήτησης τροφής των μυρμηγκιών, αξιοποιώντας τη δύναμη του αποκεντρωμένου, εμπνευσμένου από τη φύση

παραλληλισμού. Πολλαπλά τεχνητά μυρμήγκια κατασκευάζουν λύσεις ταυτόχρονα, επιτρέποντας την αποτελεσματική εξερεύνηση των χώρων λύσεων.

2. Κοινή χρήση πληροφοριών:

Οι αλγόριθμοι ACO διευκολύνουν την παγκόσμια ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των πρακτόρων μέσω ιχνών φερομόνης. Αυτή η συλλογική γνώση βοηθά τον αλγόριθμο να συγκλίνει προς βέλτιστες λύσεις καθοδηγώντας την εξερεύνηση και την εκμετάλλευση με βάση τις εμπειρίες ολόκληρου του πληθυσμού.

3. Προσαρμοστικότητα σε δυναμικά περιβάλλοντα:

Η αποκεντρωμένη φύση των αλγορίθμων ACO τους καθιστά προσαρμόσιμους σε δυναμικά και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Καθώς τα μυρμήγκια καταθέτουν και ενημερώνουν συνεχώς φερομόνες, ο αλγόριθμος μπορεί να προσαρμοστεί γρήγορα στις παραλλαγές του τοπίου του προβλήματος.

4. Λύση Κατασκευαστική φύση:

Οι αλγόριθμοι ACO κατασκευάζουν λύσεις σταδιακά, επιτρέποντάς τους να ξεφεύγουν από το τοπικό βέλτιστο. Η εποικοδομητική φύση προωθεί την εξερεύνηση διαφορετικών μονοπατιών λύσεων, αυξάνοντας την πιθανότητα εύρεσης λύσεων υψηλής ποιότητας.

5. Ευελιξία στους τύπους προβλημάτων:

Οι αλγόριθμοι ACO είναι εφαρμόσιμοι σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης, συμπεριλαμβανομένου του Προβλήματος του Ταξιδιώτη Πωλητή (TSP), του Προβλήματος Δρομολόγησης Οχημάτων (VRP) και του Προγραμματισμού Εργασίας. Η προσαρμοστικότητά τους τα καθιστά ευέλικτα για την αντιμετώπιση διαφόρων τύπων προβλημάτων.

6. Αποτελεσματικό για προβλήματα NP-Hard:

Οι αλγόριθμοι ACO έχουν αποδείξει αποτελεσματικότητα στην επίλυση προβλημάτων NP-hard, όπου η εύρεση μιας βέλτιστης λύσης σε πολυωνυμικό χρόνο δεν είναι εφικτή. Η ικανότητά τους να εξερευνούν αποτελεσματικά χώρους λύσης τους καθιστά κατάλληλους για πολύπλοκα προβλήματα.

7. Δεν υπάρχει ανάγκη για παράγωγα:

Οι αλγόριθμοι ACO δεν απαιτούν παράγωγα ή ρητές μαθηματικές διατυπώσεις της αντικειμενικής συνάρτησης. Αυτό το χαρακτηριστικό τα καθιστά κατάλληλα για προβλήματα με μη διαφοροποιήσιμες και πολύπλοκες αντικειμενικές συναρτήσεις.

8. Δυνατότητα εφαρμογής στη συνεχή βελτιστοποίηση:

Ενώ αρχικά είχαν σχεδιαστεί για συνδυαστικά προβλήματα, οι αλγόριθμοι ACO έχουν επεκταθεί για να χειρίζονται προβλήματα συνεχούς βελτιστοποίησης. Αυτή η προσαρμοστικότητα διευρύνει τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε διαφορετικούς τομείς προβλημάτων.

9. Παραλληλισμός και Κατανεμημένος Υπολογισμός:

Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να παραλληλιστούν και να κατανεμηθούν σε πολλούς επεξεργαστές ή κόμβους υπολογιστών. Αυτό επιτρέπει στον αλγόριθμο να χειρίζεται αποτελεσματικά προβλήματα βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας, καθιστώντας τον επεκτάσιμο σε σύγχρονες αρχιτεκτονικές υπολογιστών.

10. Στιβαρότητα και αξιοπιστία:

Οι αλγόριθμοι ACO επιδεικνύουν στιβαρότητα στην εύρεση σχεδόν βέλτιστων λύσεων ακόμη και παρουσία θορυβωδών ή αβέβαιων περιβαλλόντων. Η εξάρτησή τους από πιθανοτικούς μηχανισμούς τους επιτρέπει να χειρίζονται ποικίλες και δύσκολες περιπτώσεις προβλημάτων. Συνοπτικά, οι αλγόριθμοι ACO παρέχουν μια προσέγγιση βελτιστοποίησης εμπνευσμένη από τη φύση, παραλληλοποιήσιμη και προσαρμόσιμη που είναι κατάλληλη για μια ποικιλία προβλημάτων βελτιστοποίησης, ειδικά εκείνα που χαρακτηρίζονται από πολυπλοκότητα και

αβεβαιότητα. Η ικανότητά τους να εξισορροπούν αποτελεσματικά την εξερεύνηση και την εκμετάλλευση τους καθιστά πολύτιμα εργαλεία στον τομέα της βελτιστοποίησης

Κεφάλαιο 3 Βασικές αρχές των αλγορίθμων ACO

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφερθούν τα βασικά τμήματα του αλγορίθμου ACO και θα εξηγηθούν αναλυτικότερα. Επίσης θα παρουσιαστεί η μαθηματική βάση του αλγορίθμου.

3.1 Περιγραφή των τμημάτων του αλγορίθμου ACO

3.1.1 Συμπεριφορά των μυρμηγκιών

Ένας αλγόριθμος ACO καταρχήν αρχικοποιεί τα τεχνητά μυρμηγκία, τοποθετώντας τα σε αρχικές θέσεις ή στο κατάλληλο τμήμα του χώρου προβλήματος. Τα μυρμηγκία αρχικά δημιουργούν λύσεις σταδιακά επιλέγοντας στοιχεία λύσης με βάση έναν κανόνα που δίνει κάποιες αρχικές πιθανότητες. Τα μυρμηγκία χρησιμοποιούν έναν κανόνα πιθανολογικής απόφασης για να επιλέξουν την επόμενη συνιστώσα λύσης. Αυτός ο κανόνας συνδυάζει πληροφορίες από τη μήτρα φερομόνης και ευρετικές πληροφορίες. Τα μυρμηγκία ενσωματώνουν ευρετικές πληροφορίες που παρέχουν πρόσθετη καθοδήγηση στην επιλογή στοιχείων λύσης. Τα ευρετικά (heuristics) είναι ειδικά για το πρόβλημα και στοχεύουν να συλλάβουν τη γνώση του τομέα. Βοηθά τα μυρμηγκία να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις πέρα από την επίδραση των φερομονών. Μετά την κατασκευή μιας λύσης, τα μυρμηγκία αξιολογούν την ποιότητά της υπολογίζοντας την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης. Καθορίζει πόσο καλά απέδωσε το μυρμηγκί στην εύρεση λύσης. Η αξιολόγηση επηρεάζει την ποσότητα της φερομόνης που θα εναποτεθεί. Τα μυρμηγκία ενημερώνουν τα επίπεδα φερομόνης στα σημεία του χώρου που διέσχισαν. Η ενημέρωση περιλαμβάνει εξάτμιση και εναπόθεση φερομόνης με βάση την ποιότητα των λύσεων. Ενισχύει διαδρομές καλύτερων λύσεων και συμβάλλει στη συλλογική νοημοσύνη της αποικίας μυρμηγκιών. Τα παραπάνω βήματα επαναλαμβάνονται για έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων ή έως ότου εκπληρωθεί μια συνθήκη τερματισμού.

3.1.2 Κανόνες ενημέρωσης φερομονών

Οι κανόνες ενημέρωσης φερομόνης στους αλγόριθμους ACO είναι ζωτικής σημασίας για τη διαμόρφωση της συμπεριφοράς των τεχνητών μυρμηγκιών και τον επηρεασμό της διαδικασίας αναζήτησης. Οι φερομόνες αντιπροσωπεύουν τη συλλογική γνώση της αποικίας μυρμηγκιών σχετικά με την ελκυστικότητα διαφορετικών μονοπατιών ή συστατικών στο χώρο λύσεων. Οι κανόνες ενημέρωσης βοηθούν στην ενίσχυση των μονοπατιών καλών λύσεων και διευκολύνουν την εξερεύνηση και την εκμετάλλευση. Ακολουθούν οι κοινοί κανόνες για την ενημέρωση φερομόνης στους αλγορίθμους ACO:

Αφού όλα τα μυρμηγκία ολοκληρώσουν την κατασκευή της περιήγησης, τα μονοπάτια φερομόνης ενημερώνονται. Αυτό γίνεται πρώτα μειώνοντας τα μονοπάτια φερομόνης με σταθερό παράγοντα (εξάτμιση) και το $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ στη συνέχεια επιτρέποντας στα μυρμηγκία να καταθέτουν φερομόνη στα τόξα που έχουν επισκεφθεί. Συγκεκριμένα, η ενημέρωση ακολουθεί αυτόν τον κανόνα:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (1)$$

όπου η παράμετρος ρ (όπου $0 \leq \rho < 1$) είναι η επιμονή των διαδρομών (έτσι, $1-\rho$ μοντελοποιεί την εξάτμιση) και $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ είναι η ποσότητα φερομόνης που βάζει το μυρμηγκί k

στην διαδρομή που έχει χρησιμοποιήσει στην περιήγησή του. Ο μηχανισμός εξάτμισης βοηθά στην αποφυγή της απεριόριστης συσσώρευσης φερομόνης στα μονοπάτια. Ενώ μια διαδρομή δεν επιλέγεται από τα μυρμήγκια, το συσχετιζόμενο ίχνος φερομόνης μειώνεται εκθετικά. Αυτό επιτρέπει στον αλγόριθμο να «ξεχάσει» τις κακές επιλογές με την πάροδο του χρόνου. Το $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ ορίζεται ως εξής:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{1}{L^k(t)}, & \text{αν η διαδρομή } (i, j) \text{ χρησιμ. απο το μυρμήγκι } k \text{ στην υλοποίηση } t \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (2)$$

όπου $L^k(t)$ είναι το μήκος περιήγησης του k μυρμηγκιού. Σύμφωνα με την Εξίσωση (2), όσο καλύτερη είναι η περιήγηση του μυρμηγκιού, τόσο περισσότερη φερομόνη λαμβάνεται από τις διαδρομές που ανήκουν σε αυτήν την περιήγηση. Σε γενικές γραμμές, τα μονοπάτια που χρησιμοποιούνται από πολλά μυρμήγκια και τα οποία περιέχονται σε μικρότερες περιηγήσεις θα λάβουν περισσότερη φερομόνη και επομένως πιθανότατα θα επιλεγούν σε μελλοντικές επαναλήψεις του αλγορίθμου. Υπό αυτή την έννοια, η ποσότητα της φερομόνης $\tau_{ij}(t)$ αντιπροσωπεύει την διδαχθείσα ελκυστικότητα της επιλογής της πόλης j από ένα μυρμήγκι που βρίσκεται στην πόλη i [16].

3.1.3 Παρουσίαση προβλήματος και μέθοδοι επίλυσης

Το Πρόβλημα του πλανόδιου Πωλητή (TSP) είναι ένα κλασικό πρόβλημα βελτιστοποίησης στον τομέα της επιχειρησιακής έρευνας και της επιστήμης των υπολογιστών. Είναι ένα συνδυαστικό πρόβλημα που μπορεί να διατυπωθεί ως εξής: Λαμβάνοντας υπόψη ένα σύνολο πόλεων και τις αποστάσεις μεταξύ κάθε ζεύγους πόλεων, το ζητούμενο είναι να βρεθεί η συντομότερη δυνατή περιήγηση που επισκέπτεται κάθε πόλη ακριβώς μία φορά και επιστρέφει στην πόλη εκκίνησης. Ο στόχος είναι να ελαχιστοποιηθεί η συνολική απόσταση που διανύθηκε ή, ισοδύναμα, το συνολικό κόστος της διαδρομής. Το TSP είναι ένα NP-δύσκολο πρόβλημα, που σημαίνει ότι δεν έχει λύση πολυωνυμικού χρόνου, καθιστώντας το υπολογιστικά δύσκολο για μεγάλο αριθμό πόλεων.

Το TSP μπορεί να αναπαρασταθεί από έναν πλήρη σταθμισμένο γράφο παράσταση $G = (N, A)$ με N να είναι το σύνολο των $n = |N|$ κόμβων (πόλεις), A είναι το σύνολο των ακμών που συνδέουν πλήρως τους κόμβους. Κάθε ακμή $(i, j) \in A$ αποδίδεται ένα βάρος d_{ij} που αντιπροσωπεύει την απόσταση μεταξύ των πόλεων i και j . Το TSP είναι το πρόβλημα της εύρεσης ενός ελάχιστου μήκους κυκλώματος Hamilton του γραφήματος, όπου ένα κύκλωμα Hamilton είναι μια κλειστή διαδρομή που επισκέπτεται κάθε κόμβο του G ακριβώς μία φορά. Το γράφημα κατασκευής είναι πανομοιότυπο με το γράφημα του προβλήματος: το σύνολο των συνιστωσών C αντιστοιχεί στο σύνολο των κόμβων, οι συνδέσεις αντιστοιχούν στο σύνολο των ακμών και κάθε σύνδεση έχει ένα βάρος που αντιστοιχεί στην απόσταση d_{ij} μεταξύ των κόμβων i και j . Οι καταστάσεις του προβλήματος είναι το σύνολο όλων των πιθανών μερικών περιηγήσεων. Ο βασικός περιορισμός στο TSP είναι ότι ο πωλητής πρέπει να επισκεφτεί όλες τις πόλεις μια μόνο φορά. Αυτός ο περιορισμός επιβάλλεται σε ένα μυρμήγκι σε κάθε βήμα κατασκευής να επιλέξει την επόμενη πόλη μόνο μεταξύ εκείνων που δεν έχει επισκεφθεί ακόμα (δηλαδή, η εφικτή γειτονιά N_i^k ενός μυρμηγκιού k στην πόλη i , όπου k είναι το αναγνωριστικό του μυρμηγκιού, i περιλαμβάνει όλες τις πόλεις που δεν έχει ακόμη επισκεφθεί). Τα ίχνη φερομόνης τ_{ij} στο TSP αναφέρονται στην επιθυμία επίσκεψης στην πόλη j αμέσως μετά την i . Οι ευρετικές πληροφορίες η_{ij} είναι συνήθως αντιστρόφως ανάλογες με την απόσταση μεταξύ των πόλεων i και j , μια απλή επιλογή είναι $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$. Αυτή είναι η

ευρετική πληροφορία που χρησιμοποιείται στους περισσότερους αλγόριθμους ACO για το TSP. Κάθε μυρμήγκι τοποθετείται αρχικά σε μια τυχαία επιλεγμένη πόλη εκκίνησης και σε κάθε βήμα προσθέτει επαναλαμβανόμενα μια πόλη που δεν έχει ακόμη επισκεφθεί στη μερική περιήγησή του. Η κατασκευή της λύσης τερματίζεται μόλις επισκεφθεί όλες τις πόλεις. Μετά την αρχική παρουσίαση του Ant System προτάθηκε μια σειρά από επεκτάσεις, όπως ο ελιτίστικος AS, rank-based AS και MMAS. Οι κύριες διαφορές μεταξύ της AS και αυτών των επεκτάσεων είναι ο τρόπος με τον οποίο εκτελείται η ενημέρωση φερομόνης, καθώς και ορισμένες πρόσθετες λεπτομέρειες στη διαχείριση των μονοπατιών φερομόνης. Μερικοί άλλοι αλγόριθμοι ACO που τροποποιούν πιο ουσιαστικά τα χαρακτηριστικά του AS προτάθηκαν επίσης στη βιβλιογραφία. Αυτές οι επεκτάσεις, περιλαμβάνουν το Ant-Q και το διάδοχο του Σύστημα Αποικιών Μυρμηγκιών (ACS), τον αλγόριθμο ANTS, ο οποίος εκμεταλλεύεται ιδέες που λαμβάνονται από τεχνικές χαμηλότερης οριοθέτησης στον μαθηματικό προγραμματισμό και το πλαίσιο υπερκύβων για το ACO.

Στο AS, m μυρμήγκια χτίζουν ταυτόχρονα μια περιήγηση στο TSP. Αρχικά, τα μυρμήγκια τοποθετούνται σε τυχαία επιλεγμένες πόλεις. Σε κάθε βήμα κατασκευής, το μυρμήγκι k εφαρμόζει έναν πιθανοτικό κανόνα επιλογής δράσης, που ονομάζεται τυχαίος αναλογικός κανόνας, για να αποφασίσει ποια πόλη θα επισκεφθεί στη συνέχεια. Συγκεκριμένα, η πιθανότητα με την οποία το μυρμήγκι k , επί του παρόντος στην πόλη i , επιλέγει να πάει στην πόλη j είναι:

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad (3)$$

Όπου $j \in N_i^k$, η_{ij} είναι μια τιμή αντιστρόφως ανάλογη της απόστασης, α και β είναι δύο παράμετροι που προσδιορίζουν την σχετική επίδραση της φερομόνης και της απόστασης, το N_i^k είναι η εφικτή γειτονιά του μυρμηγκιού k όταν βρίσκεται στην πόλη i , δηλαδή, το σύνολο των πόλεων που το μυρμήγκι k δεν έχει επισκεφθεί ακόμα. Με αυτόν τον πιθανοτικό κανόνα, η πιθανότητα επιλογής μιας ακμής (i,j) αυξάνεται με την τιμή της φερομόνης τ_{ij} και του χειριστικού η_{ij} . Οι τιμές των παραμέτρων α και β που δίνουν καλή απόδοση βρέθηκαν πειραματικά και αναφέρονται στον πίνακα 1 [17].

ACO algorithm	α	β	ρ	m	τ_0
AS	1	2 to 5	0.5	n	m/C^{mn}
EAS	1	2 to 5	0.5	n	$(e + m)/\rho C^{mn}$
AS _{rank}	1	2 to 5	0.1	n	$0.5r(r - 1)/\rho C^{mn}$
MMAS	1	2 to 5	0.02	n	$1/\rho C^{mn}$
ACS	—	2 to 5	0.1	10	$1/nC^{mn}$

Πίνακας 1 : τιμές παραμέτρων

Κάθε μυρμήγκι k διατηρεί μια μνήμη M^k που περιέχει τις πόλεις που έχουν ήδη επισκεφθεί, στη σειρά που τις επισκέφθηκαν. Αυτή η μνήμη χρησιμοποιείται για να ορίσει την εφικτή γειτονιά N_i^k στον κανόνα κατασκευής που δίνεται από την εξίσωση 3. Επιπλέον, η μνήμη M^k επιτρέπει στο μυρμήγκι k τόσο να υπολογίσει το μήκος της περιήγησης T^k που δημιούργησε όσο και να ακολουθήσει ξανά την ίδια διαδρομή για την απόθεση φερομόνης. Όσον αφορά την κατασκευή λύσεων, υπάρχουν δύο διαφορετικοί τρόποι υλοποίησής της: η παράλληλη και η

διαδοχική κατασκευή λύσεων. Στην παράλληλη εφαρμογή, σε κάθε βήμα κατασκευής όλα τα μυρμήγκια μετακινούνται από την τρέχουσα πόλη τους στην επόμενη, ενώ στη διαδοχική εφαρμογή ένα μυρμήγκι χτίζει μια πλήρη περιήγηση πριν το επόμενο αρχίσει να χτίζει μια άλλη. Στην περίπτωση AS, και οι δύο επιλογές για την υλοποίηση της κατασκευής περιοδείας είναι ισοδύναμες με την έννοια ότι δεν επηρεάζουν σημαντικά τη συμπεριφορά του αλγορίθμου. Όπως θα δούμε, αυτό δεν ισχύει για άλλους αλγόριθμους ACO όπως τον ACS. Αφού όλα τα μυρμήγκια έχουν κατασκευάσει τις περιηγήσεις τους, τα μονοπάτια φερομόνης ενημερώνονται. Αυτό γίνεται μειώνοντας πρώτα την τιμή φερομόνης σε όλες τις ακμές κατά έναν σταθερό παράγοντα και στη συνέχεια προσθέτοντας φερομόνη στις ακμές που έχουν διασχίσει τα μυρμήγκια στις περιηγήσεις τους. Η εξάτμιση φερομόνης υλοποιείται από την διαδικασία:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij}, \forall (i, j) \in L \quad (3)$$

όπου $0 < \rho \leq 1$ είναι ο ρυθμός εξάτμισης της φερομόνης. Η παράμετρος ρ χρησιμοποιείται για να αποφευχθεί η απεριόριστη συσσώρευση των μονοπατιών φερομόνης και επιτρέπει στον αλγόριθμο να «ξεχάσει» κακές αποφάσεις που έχουν ληφθεί προηγουμένως. Στην πραγματικότητα, εάν μια ακμή δεν επιλέγεται από τα μυρμήγκια, η σχετική τιμή φερομόνης μειώνεται εκθετικά με τον αριθμό των επαναλήψεων. Μετά την εξάτμιση, όλα τα μυρμήγκια εναποθέτουν φερομόνη στις ακμές που έχουν διασχίσει στην περιήγησή τους:

$$\tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k, \forall (i, j) \in L \quad (4)$$

Όπου $\Delta \tau_{ij}^k$ είναι η ποσότητα της φερομόνης που το μυρμήγκι k αφήνει στις ακμές που επισκέφθηκε. Ορίζεται ως εξής:

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{1}{C^k}, & \text{αν η ακμή } (i, j) \text{ ανήκει στο } T^k \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (5)$$

όπου C^k , το μήκος της περιοδείας T^k που κατασκευάστηκε από το k μυρμήγκι, υπολογίζεται ως το άθροισμα του μήκους όλων των ακμών που ανήκουν στο T^k . Μέσω της εξίσωσης 5, όσο καλύτερη είναι η περιοδεία ενός μυρμηγκιού, τόσο περισσότερη φερομόνη λαμβάνουν οι ακμές που περιλαμβάνονται στην περιοδεία. Γενικώς ακμές που χρησιμοποιούνται από πολλά μυρμήγκια που είναι μέρος μικρών περιοδειών δέχονται περισσότερη φερομόνη με αποτέλεσμα να επιλέγονται πιο συχνά από μελλοντικά μυρμήγκια.

Η πρώτη βελτίωση σε σχέση με τον αρχικό AS, είναι η ελιτίστικη στρατηγική για το σύστημα μυρμηγκιών (EAS). Η ιδέα είναι να παρασχεθεί ισχυρή πρόσθετη ενίσχυση στις ακμές που ανήκουν στην καλύτερη περιοδεία που βρέθηκε από την αρχή του αλγορίθμου. αυτή η περιοδεία υποδηλώνεται ως T^{bs} (best-so-far tour).

Η πρόσθετη ενίσχυση της περιοδείας του T^{bs} επιτυγχάνεται προσθέτοντας μια ποσότητα e/C^{bs} στις ακμές του, όπου e είναι μια παράμετρος που καθορίζει το βάρος που δίνεται στην καλύτερη μέχρι στιγμής περιοδεία και C^{bs} είναι το μήκος της. Έτσι, η εξίσωση 4 για την απόθεση φερομόνης γίνεται:

$$\tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k + e \Delta \tau_{ij}^{bs} \quad (6)$$

Όπου το $\Delta \tau_{ij}^k$ ορίζεται στην εξίσωση 5 και το $\Delta \tau_{ij}^{bs}$ ορίζεται ως εξής:

$$\Delta \tau_{ij}^{bs} = \begin{cases} \frac{1}{C^{bs}}, & \text{Αν η ακμή ανήκει στο } T^{bs} \\ 0, & \text{Διαφορετικά} \end{cases} \quad (7)$$

Τα υπολογιστικά αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι η χρήση της ελιτίστικης στρατηγικής με κατάλληλη τιμή για την παράμετρο ϵ επιτρέπει στον αλγόριθμο να βρει καλύτερες περιηγήσεις και να τις βρει σε μικρότερο αριθμό επαναλήψεων [17].

Μια άλλη βελτίωση σε σχέση με το AS είναι η ταξινομημένη έκδοση του AS (ASrank). Στο ASrank κάθε μυρμήγκι εναποθέτει μια ποσότητα φερομόνης που μειώνεται με την κατάταξή του. Επιπλέον, όπως και στο EAS, το καλύτερο μυρμήγκι μέχρι στιγμής εναποθέτει πάντα τη μεγαλύτερη ποσότητα φερομόνης σε κάθε επανάληψη. Πριν από την ενημέρωση των διαδρομών φερομόνης, τα μυρμήγκια ταξινομούνται κατά αυξανόμενο μήκος περιόδου και η ποσότητα φερομόνης που εναποθέτει ένα μυρμήγκι σταθμίζεται σύμφωνα με την τάξη r του μυρμηγκιού. Οι ισοπαλίες λύνονται τυχαία. Σε κάθε επανάληψη, μόνο τα μυρμήγκια με την καλύτερη κατάταξη ($w-1$) και το μυρμήγκι που παρήγαγε την καλύτερη μέχρι στιγμής περίοδος επιτρέπεται να εναποθέτουν φερομόνη. Η καλύτερη μέχρι στιγμής περίοδος δίνει την ισχυρότερη ανάδραση, με βάρος w (δηλαδή, η συμβολή της $1/C^{bs}$ πολλαπλασιάζεται επί w). το r -οστό καλύτερο μυρμήγκι της τρέχουσας διαδρομής συμβάλλει στην ενημέρωση της φερομόνης με την τιμή $1/C^r$ πολλαπλασιασμένη με ένα βάρος που δίνεται από το $\max\{0, w - r\}$. Έτσι, ο κανόνας ενημέρωσης φερομόνης στον ASrank είναι:

$$\tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} + \sum_{r=1}^{w-1} (w - r) \Delta\tau_{ij}^r + w \Delta\tau_{ij}^{bs} \quad (8)$$

Όπου $\Delta\tau_{ij}^r = 1/C^r$ και $\Delta\tau_{ij}^{bs} = 1/C^{bs}$. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα μιας πειραματικής αξιολόγησης το ASrank αποδίδει ελαφρώς καλύτερα από το EAS και σημαντικά καλύτερα από το AS [17].

Κεφάλαιο 4 Εφαρμογές των αλγορίθμων ACO

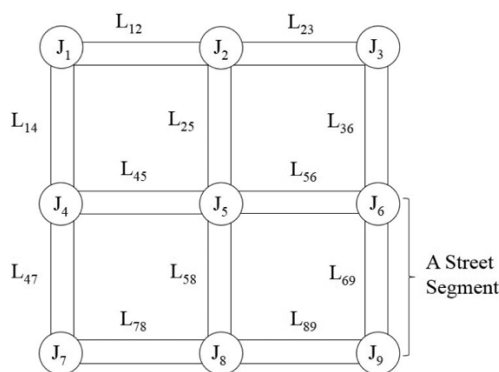
Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφερθούν οι εφαρμογές των αλγορίθμων ACO σε διάφορους τομείς. Θα γίνει ανασκόπηση ερευνών καθώς και ανάλυση των αποτελεσμάτων τους. Τέλος θα αναφερθούν οι πρακτικές χρήσεις των αλγορίθμων για επίλυση προβλημάτων.

4.1 Ανασκόπηση ερευνών και εργασιών που εφαρμόζουν αλγορίθμους ACO σε διάφορους τομείς

Στο κεφάλαιο 4.1 θα γίνει ανασκόπηση εργασιών στους τομείς δρομολόγησης οχημάτων, βελτιστοποίησης εφοδιαστικών αλυσίδων, προγραμματισμός εργασιών, τηλεπικοινωνιακών δικτύων, ρομποτικής, βιοπληροφορικής, κατανομής πόρων στην υπολογιστική νέφους και συστημάτων διανομής ενέργειας.

4.1.1 Δρομολόγηση Οχημάτων

Τα ασύρματα δίκτυα οχημάτων (VANET) είναι μια τεχνολογία που σκοπεύει να προσφέρει ασύρματη επικοινωνία μεταξύ οχημάτων. Ο βασικός λόγος για την χρήση τους είναι η μεταφορά πληροφοριών ασφαλείας μεταξύ οχημάτων. Τα οχήματα ανταλλάζουν πληροφορίες όπως η ταχύτητα η επιτάχυνση και θέση. Η βασικές δυσκολίες των δικτύων VANET είναι η μεγάλη ταχύτητα κίνησης των κόμβων, το μεγάλο δίκτυο και ο περιορισμός κινητικότητας λόγω της τοπολογίας του δρόμου. Μια λύση του προβλήματος, το πρωτόκολλο EGRC, προτάθηκε από τους Goudarzi, Asgari και Al-Raweshidy [18]. Το EGRC είναι μια βελτιστοποίηση του πρωτοκόλλου GRC για δρομολόγηση σε περιβάλλον πόλης που προσθέτει αναγνώριση κίνησης στο GRC. Το EGRC χρησιμοποιεί χάρτες δρόμων για να υπολογίσει το μικρότερο μονοπάτι, ωστόσο το βάρος κάθε δρόμου δεν είναι ίσο με την απόσταση αλλά υπολογίζεται δυναμικά σύμφωνα με τις συνθήκες στον δρόμο. Προκειμένου να γίνουν γνωστές στο πρωτόκολλο οι συνθήκες των τμημάτων του δρόμου, χρησιμοποιεί μικρά πακέτα (τεχνητά μυρμήγκια) για να πάρει δείγματα από τις συνθήκες του δρόμου και να ενημερώσει τις πληροφορίες δρομολόγησης των οχημάτων. Στο πρωτόκολλο δρομολόγησης EGRC, οι κόμβοι δικτύου λαμβάνουν τις απαιτούμενες πληροφορίες κυκλοφορίας με εντελώς ad hoc τρόπο χωρίς κεντρικό ή ειδικό έλεγχο, όπως αισθητήρες κυκλοφορίας, RSU ή τροφοδοσία πληροφοριών εκτός του δικτύου. Το πρωτόκολλο προσαρμόζεται στις συνθήκες κυκλοφορίας, καθώς οι μηχανισμοί εναπόθεσης φερομόνης και εξάτμισης εγγυώνται την προσαρμοστικότητα του πρωτοκόλλου στις αλλαγές της κυκλοφορίας.



Σχήμα 5: Παράδειγμα χάρτη πόλης

	J ₁	J ₂	J ₃	J ₄	J ₅	J ₆	J ₇	J ₈	J ₉
J ₁	∞	L ₁₂	∞	L ₁₄	∞	∞	∞	∞	∞
J ₂	L ₁₂	∞	L ₂₃	∞	L ₂₅	∞	∞	∞	∞
J ₃	∞	L ₂₃	∞	∞	∞	L ₃₆	∞	∞	∞
J ₄	L ₁₄	∞	∞	∞	L ₄₅	∞	L ₄₇	∞	∞
J ₅	∞	L ₂₅	∞	L ₄₅	∞	L ₅₆	∞	L ₅₈	∞
J ₆	∞	∞	L ₃₆	∞	L ₅₆	∞	∞	∞	L ₆₉
J ₇	∞	∞	∞	L ₄₇	∞	∞	∞	L ₇₈	∞
J ₈	∞	∞	∞	∞	L ₅₈	∞	L ₇₈	∞	L ₈₉
J ₉	∞	∞	∞	∞	∞	L ₆₉	∞	L ₈₉	∞

Πίνακας 2 : Πίνακας γειτνίασης

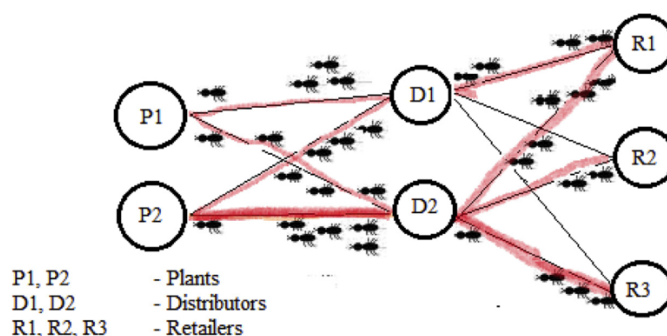
Χρησιμοποιώντας έναν ψηφιακό χάρτη των δρόμων, κάθε όχημα μπορεί να αποκτήσει έναν πίνακα γειτνίασης του γραφήματος που μοντελοποιεί τον χάρτη της πόλης. Ως απλό παράδειγμα, το σχήμα 5 δείχνει ένα μέρος ενός χάρτη πόλης με συγκεκριμένες διασταυρώσεις σε κύκλους και τμήματα οδών με μήκη L_{ij} . Ο πίνακας 2 δείχνει τον αντίστοιχο πίνακα γειτνίασης. Σύμφωνα με το πρωτόκολλο GSR, κάθε φορά που ένα όχημα θέλει να στείλει ένα πακέτο σε έναν προορισμό, προσθέτει αρχικά δύο κορυφές, οι οποίες αντιστοιχούν στην πηγή και τον προορισμό, στον πίνακα. Στη συνέχεια, υπολογίζει τη συντομότερη διαδρομή χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο του Dijkstra, προσθέτει τη διατεταγμένη λίστα συνδέσεων (AP) στην κεφαλίδα του πακέτου και, στη συνέχεια, την αποστέλλει. Στο EGSR, όπως και στο GSR, το όχημα προέλευσης υπολογίζει μια ταξινομημένη λίστα των διασταυρώσεων της διαδρομής και την αποθηκεύει στην κεφαλίδα του πακέτου. Ο κατάλογος των κόμβων υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο του Dijkstra σε ένα γράφημα που αντιπροσωπεύει τον χάρτη της πόλης, στο οποίο το βάρος κάθε ακμής (δρόμου) είναι ανάλογο με τη συνδεσιμότητα αυτού του τμήματος δρόμου. Προκειμένου να κάνουν το βάρος κάθε ακμής ανάλογο με τη συνάφεια του δικτύου του αντίστοιχου δρόμου και όχι μόνο το μήκος του, τα στοιχεία του πίνακα 2 επαναπροσδιορίζονται ως L_{ij}/P_{ij} , όπου $0 < P_{ij} < 1$. Το P_{ij} είναι μια μεταβλητή που δείχνει τις συνθήκες συνδεσιμότητας του τμήματος του δρόμου μεταξύ των κόμβων J_i και J_j . Με άλλα λόγια, το P_{ij} είναι η τιμή φερομόνης που σχετίζεται με το τμήμα του δρόμου μεταξύ των κόμβων J_i και J_j . Ένα χαμηλό P_{ij} δείχνει κακή συνδεσιμότητα λόγω της χαμηλής πυκνότητας κυκλοφορίας. Τα οχήματα ενημερώνουν τα P_{ij} σύμφωνα με τις πληροφορίες στα πακέτα που λαμβάνουν.

Τα πακέτα εκτοξεύονται από τα οχήματα στις περιοχές διασταύρωσης και προωθούνται προς την επόμενη διασταύρωση. Κατά την άφιξη, το αναγνωριστικό διασταύρωσης καταγράφεται στο πακέτο και η επόμενη διαδρομή επιλέγεται τυχαία με πιθανότητα ανάλογη με τον αριθμό των οχημάτων στο δρόμο στη γειτονιά του σημερινού κατόχου μυρμηγκιών. Στη συνέχεια, το μυρμηγκί προωθείται στη διασταύρωση που βρίσκεται στο τέλος του επιλεγμένου τμήματος του δρόμου. Όταν ένας κόμβος θέλει να μεταδώσει ένα μυρμηγκί, επιλέγει τον πλησιέστερο γείτονά του στην επόμενη συγκυρία για την αναμετάδοσή του. Εάν ένα πακέτο μυρμηγκιών περάσει εντελώς από ένα τμήμα δρόμου, υπάρχει συνδεσιμότητα σε αυτό το τμήμα. Κάθε κόμβος που λαμβάνει ένα μυρμηγκί ενημερώνει τη μήτρα γειτνίασής του: το P_{ij} που σχετίζεται με το τμήμα του δρόμου μεταξύ των κόμβων J_i και J_j που διασχίζει το μυρμηγκί θα αυξηθεί. Με άλλα λόγια, το μυρμηγκί εναποθέτει φερομόνη. Με αυτόν τον τρόπο, τα οχήματα έχουν

μια μήτρα γειτνίασης, στην οποία το βάρος κάθε δρόμου είναι ανάλογο με το μήκος και τη συνδεσιμότητα δικτύου.

4.1.2 Βελτιστοποίηση εφοδιαστικών αλυσίδων

Το μοντέλο της αλυσίδας εφοδιασμού που εξετάζεται σε αυτή την εργασία αποτελείται από πολλαπλές μονάδες παραγωγής τελικών προϊόντων, κέντρα διανομής και λιανοπωλητές [19]. Τα τελικά προϊόντα κατασκευάζονται σε οποιοδήποτε από τα εργοστάσια παραγωγής ανάλογα με την επιτρεπόμενη δυναμικότητα και τα προϊόντα παραδίδονται στους λιανοπωλητές μέσω των κέντρων διανομής. Ως κέντρα διανομής ορίζονται οι εγκαταστάσεις που διατηρούν αποθήκες. Οι πιθανές τοποθεσίες για τα ενδιάμεσα κέντρα διανομής είναι γνωστές στο πρόβλημα. Για κάθε τοποθεσία, υπάρχει ένα σταθερό κόστος για το άνοιγμα του κέντρου διανομής. Επιπλέον, τα έξοδα αποστολής είναι γνωστά καθόλη τη διάρκεια. Οι απαιτήσεις των λιανοπωλητών είναι απροσδιοριστικές αξίες και είναι γνωστές για τον επόμενο ορίζοντα σχεδιασμού. Θεωρείται ότι τα τελικά προϊόντα πρέπει να παραδίδονται μέσω ενός από τα κέντρα διανομής στους λιανοπωλητές. Η παραγωγική ικανότητα της μονάδας και η δυναμικότητα του κέντρου διανομής σχεδιάζονται σε λογικό μέγεθος ώστε να απορροφούν τη συνολική ζήτηση. Στόχος του προβλήματος είναι η κατανομή των λιανοπωλητών στο κέντρο διανομής και των κέντρων διανομής στα εργοστάσια παραγωγής, ελαχιστοποιώντας το συνολικό κόστος λειτουργίας της αλυσίδας εφοδιασμού.



Σχήμα 6: Αναπαράσταση προβλήματος ως συνδεδεμένο γράφημα

Έχει αναπτυχθεί μια ευρετική μέθοδος βασισμένη σε αλγόριθμο ACO για την επίλυση του προβλήματος διανομής-κατανομής για μια αλυσίδα εφοδιασμού δύο σταδίων με σταθερό κόστος. Αρχικά, το πρόβλημα αντιπροσωπεύεται ως συνδεδεμένο γράφημα με κόμβους και ακμές όπως φαίνεται στο σχήμα 6. Οι κόμβοι είναι οι εγκαταστάσεις που πρέπει να διατεθούν. Στο στάδιο 1 του δικτύου εφοδιαστικής αλυσίδας, οι κόμβοι είναι διανομείς και λιανοπωλητές, και στο στάδιο 2, οι κόμβοι είναι εργοστάσια και διανομείς. Οι άκρες είναι σύνδεσμοι που συνδέουν αυτές τις εγκαταστάσεις. Χρησιμοποιώντας την έννοια του συνδεδεμένου γραφήματος, αναπτύσσεται η διαδικασία για την ευρετική που βασίζεται στους αλγόριθμους ACO και η προσέγγιση που υιοθετείται έχει ως εξής:

1. Αρχικοποίηση: Οι παράμετροι, η συνάρτηση πιθανότητας και οι πληροφορίες ορατότητας αρχικοποιούνται.
2. Επανάληψη: Ένα μυρμήγκι κατασκευάζει μια εφικτή λύση Συγκρίνετε και αποθηκεύετε η καλύτερη λύση σε μια γενιά. Συγκρίνετε και αποθηκεύετε η καλύτερη λύση στην τρέχουσα γενιά με το global-best. Επαναλάβετε τη διαδικασία έως ότου όλα τα μυρμήγκια ολοκληρώσουν την κατασκευή. Εφαρμογή του κανόνα τοπικής ενημέρωσης. Εφαρμογή του καθολικού κανόνα ενημέρωσης.
3. Τερματισμός και έξοδος: Εάν πραγματοποιηθεί ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, τότε το πρόγραμμα σταματάει. Διαφορετικά, μετάβαση στο βήμα 2.

4.1.3 Ρομποτική

Αυτό το πρόβλημα αφορά το πώς ένα κινητό ρομπότ μπορεί να βρει μια διαδρομή από μια θέση εκκίνησης σε μια θέση στόχου, αποφεύγοντας τη σύγκρουση με εμπόδια και ικανοποιώντας τους περιορισμούς. Παραδοσιακές προσεγγίσεις, όπως το τεχνητό δυναμικό πεδίο και η κυτταρική αποσύνθεση, εφαρμόζονται ευρέως σε διάφορες εργασίες και επιδεικνύουν αξιοσημείωτη απόδοση χάρη στην εύκολη εκτέλεσή τους. Παρ' όλα αυτά, τείνουν να δαπανηρές σε υπολογιστικούς πόρους και πέφτουν εύκολα σε παγίδες σε πολύπλοκα προβλήματα. Σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους, οι ευρετικοί αλγόριθμοι έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικοί στον σχεδιασμό διαδρομής ρομπότ, συμπεριλαμβανομένου του νευρωνικού δικτύου, της τεχνικής ασαφούς λογικής και αλγορίθμων εμπνευσμένων από τη φύση, όπως ο γενετικός αλγόριθμος (GA), η βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων (PSO) και ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών. Η παγκόσμια ικανότητα αναζήτησης μιας καλής μεθόδου σχεδιασμού διαδρομής πρέπει να είναι ισχυρή, καθώς και να χαρακτηρίζεται από σταθερότητα. Ο Hui Yang et al [20] προτείνει τον αλγόριθμο PEACO. Ο PEACO αποτελείται από τρία βήματα: Αρχικοποίηση, επιλογή και ενημέρωση φερομόνης. Αρχικά η αποικία μοιράζεται σε δυο πληθυσμούς και αρχικοποιούνται όλοι οι παράμετροι. Αποφασίζετε η αρχή και το τέλος, όλα τα μυρμηγκία ξεκινούν στην αρχή. Οι δύο πληθυσμοί εκτελούν τα βήματά τους ξεχωριστά. Κατά την διάρκεια της περιόδου τους τα μυρμηγκία επιλέγουν τον επόμενο κόμβο που θα κινηθούν με βάση την εξίσωση 3 του κεφαλαίου 3.1.3. Αν ένα μυρμηγκί κάνει πάνω από ένα προκαθορισμένο αριθμό μετακινήσεων χωρίς να φτάσει στο τέλος το πρόγραμμα σταματάει να το κινεί. Τέλος επιλέγετε το καλύτερο μυρμηγκί στους δυο πληθυσμούς και ονομάζετε b. Οι ενημέρωση φερομόνης και η εξάτμιση γίνονται ταυτόχρονα. Κάθε κόμβος δέχεται φερομόνη από κάθε επιτυχές μυρμηγκί και μια μεγαλύτερη ποσότητα από το b.

4.1.4 Βιοπληροφορική

Ένα πρόβλημα του τομέα της βιοπληροφορικής είναι η αναγνώριση γονιδίων υπεύθυνων για κακοήθεις όγκους. Ο Lin Sun et al [21] προτείνουν μια μέθοδο επιλογής γονιδίων βασισμένη στους ReliefF και ACO. Πρώτον, ο αλγόριθμος ReliefF ως μέθοδος φιλτραρίσματος εισάγεται στις αποστάσεις μεταξύ του δείγματος και των δειγμάτων στην ίδια κατηγορία ή στις διαφορετικές κατηγορίες για την αποτελεσματική εξάλειψη των διακυμάνσεων βάρους και παρουσιάζει μια νέα ενημερωμένη μέθοδο βάρους γονιδίων για τη μείωση της αστάθειας στη διαδικασία υπολογισμού. Ο βελτιωμένος αλγόριθμος ReliefF φιλτράρει αποτελεσματικά γονίδια με ισχυρούς συσχετισμούς με ετικέτες κλάσης. Στη συνέχεια, ένας νέος κανόνας κλαδέματος έχει σχεδιαστεί για να βελτιώσει την ταχύτητα λειτουργίας και η πιθανότητα του επόμενου σημείου που επιλέγεται από τα μυρμηγκία ορίζεται για να αυξήσει την ορατότητα της διαδρομής με μεγάλη συσχέτιση εισάγοντας τον συντελεστή συσχέτισης Pearson. Μια νέα μέθοδος ενημέρωσης φαινοτύπου με το συντελεστή βάρους του γονιδίου προτείνεται για να καταστήσει τη διαδικασία λειτουργίας της ενημέρωσης της φερομόνης πιο σταθερή και ακριβή. Έτσι, η βελτιωμένη διαδικασία του αλγορίθμου ACO, ως μέθοδος περιτύλιγματος, μπορεί γρήγορα να συγκλίνει σε μια βέλτιστη λύση μέσω της συσσώρευσης και της ενημέρωσης της φερομόνης. Τέλος, αναπτύσσεται ένας υβριδικός αλγόριθμος επιλογής γονιδίων με βάση το περιτύλιγμα φίλτρου. Το πειραματικό αποτέλεσμα δείχνει ότι η προτεινόμενη μέθοδος είναι ιδιαίτερα αντιπροσωπευτική και υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης. Συγκεκριμένα η μέθοδος RFACO-GS λειτουργεί ως εξής: Η μέση απόσταση μεταξύ k πλησιέστερων ή k μη κοντινών γειτονικών δειγμάτων εισάγεται για την αποτελεσματικότερη αξιολόγηση των τιμών του γονιδιακού βάρους για δείγματα όσο το

δυνατόν περισσότερο, έτσι ώστε τα δείγματα να είναι πιο κοντά στην πραγματική κατάσταση. Οι αποστάσεις μεταξύ του δείγματος και των δειγμάτων της ίδιας τάξης ή των διαφόρων κατηγοριών καθορίζονται ώστε να αποφεύγονται οι διακυμάνσεις του βάρους. Ένας νέος συντελεστής απόστασης αναπτύσσεται και ενσωματώνεται στον τύπο της επικαιροποίησης του συντελεστή βάρους των γονιδίων για την περαιτέρω μείωση της αστάθειας κατά τη διάρκεια των υπολογισμών και είναι χρήσιμο να επιτυγχάνονται σταθερότερα αποτελέσματα σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης. Κατά τη μείωση της απόστασης μεταξύ των ίδιων δειγμάτων και την αύξηση της απόστασης μεταξύ των διαφόρων δειγμάτων, η διαίρεση βάρους είναι πιο προφανής. Ένας νέος κανόνας κλαδέματος αποσκοπεί στη μείωση των διαστάσεων και στην απόκτηση ενός νέου υποσυνόλου υποψήφιων γονιδίων. Παρουσιάζεται ο τύπος πιθανότητας για το επόμενο σημείο της διαδρομής που επιλέγεται από τα μυρμήγκια, ο οποίος μπορεί να επισημάνει την εγγύτητα της σχέσης συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών αντίδρασης και να αυξήσει την ορατότητα της διαδρομής με μεγάλη συσχέτιση με βάση τον συντελεστή συσχέτισης Pearson. Ένας νέος τύπος ενημέρωσης φαινοτύπου του αλγορίθμου ACO υιοθετείται για να αυξήσει τη συγκέντρωση φερομόνης σημαντικών γονιδίων, στη συνέχεια εισάγονται τα βάρη για να εξαλειφθεί η παρεμβολή των δεδομένων διαφοράς όσο το δυνατόν περισσότερο και να γίνει η διαδικασία λειτουργίας της ενημέρωσης φερομόνης πιο σταθερή και ακριβής.

4.1.5 Κατανομή πόρων στην υπολογιστική νέφους

Η κατανομή πόρων ως πρόβλημα NP δύσκολο είναι ένα πολύ σημαντικό μέρος της υπολογιστικής νέφους και εξετάζεται με τη μορφή αλγορίθμων προγραμματισμού. Ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών (ACO) προτάθηκε σε αυτή τη μελέτη για τη βελτίωση της απόδοσης εξισορρόπησης φορτίου και των παραμέτρων χρόνου makespan. Οι περισσότεροι από τους αλγορίθμους προγραμματισμού εργασιών έχουν προταθεί για τη βελτίωση μίας από τις παραμέτρους ποιότητας υπηρεσιών για παρόχους υπηρεσιών ή χρήστες και δεν καλύπτουν τις ανάγκες και των δύο ταυτόχρονα. Δεδομένου ότι ένας κατάλληλος αλγόριθμος προγραμματισμού θα πρέπει να είναι σε θέση να λαμβάνει υπόψη τις απαιτήσεις ποιότητας των χρηστών και των παρόχων υπηρεσιών ταυτόχρονα, για το σκοπό αυτό έχουμε προτείνει έναν νέο αλγόριθμο για τον προγραμματισμό εργασιών σε περιβάλλον cloud. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος βασίζεται στον αλγόριθμο ACO και μελετάται σε σύγκριση με έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO), έναν γενετικό αλγόριθμο (GA) και επίσης μια άλλη έρευνα βασισμένη στον ACO [22]. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος έδειξε τις σημαντικές βελτιώσεις σχετικά με το χρόνο makespan, την εξισορρόπηση φορτίου, το χρόνο εκτέλεσης και τη χρήση πόρων έναντι των συγκρινόμενων αλγορίθμων.

Στην προτεινόμενη μέθοδο, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο αποικιών μυρμηγκιών, παρουσιάζουμε μια μέθοδο κατανομής αιτημάτων μεταξύ εικονικών μηχανών για τη βελτιστοποίηση τόσο του χρόνου makespan όσο και της αποδοτικότητας των πόρων. Το πλεονέκτημα του αλγορίθμου μας σε σύγκριση με τον βασικό αλγόριθμο ACO είναι ότι χρησιμοποιούμε τη συνάρτηση ομοιότητας στη συνάρτηση πιθανότητας του αλγορίθμου αποικίας μυρμηγκιών. Έτσι, η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να επιλέξει την καταλληλότερη εικονική μηχανή για να φιλοξενήσει κάθε αίτημα μετρώντας την ομοιότητα των διαθέσιμων πόρων στα επιλεγμένα μηχανήματα και τις απαιτήσεις αιτήματος που τους έχουν ανατεθεί. Αυτό οδηγεί σε δίκαιη κατανομή των αιτημάτων μεταξύ διαφορετικών εικονικών μηχανών και αυξάνει επίσης την εξισορρόπηση φορτίου, λόγω της κατάλληλης επιλογής εικονικών μηχανών.

4.2 Αποτελέσματα των ερευνών

4.2.1 Αποτελέσματα EGSR

Το πρωτόκολλο EGSR, χρησιμοποιώντας μικρά πακέτα ελέγχου, που ονομάζονται μυρμήγκια, τα οχήματα αξιολογούν τακτικά τη συνδεσιμότητα των δρόμων στην περιοχή τους. Τα μυρμήγκια μεταδίδονται από έναν αποτελεσματικό μηχανισμό εκπομπής για τον έλεγχο της καταίγιδας εκπομπής. Το πρωτόκολλο βασίζεται στο δρόμο, γνωρίζει την κυκλοφορία και δεν είναι ευαίσθητο στην κίνηση των κόμβων. Επιπλέον, δεν χρειάζεται πρόσθετο υλισμικό, όπως αισθητήρες κυκλοφορίας ή RSU σε κάθε διασταύρωση. Ορίζοντας μια περιοχή γύρω από κάθε διασταύρωση, που ονομάζεται περιοχή αγκύρωσης, τα οχήματα σε αυτήν την περιοχή συνεργάζονται για την εκτόξευση μυρμηγκιών. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν ότι το προτεινόμενο πρωτόκολλο δρομολόγησης EGSR παρέχει καλύτερη απόδοση από το GSR και το VACO. Δηλαδή, ο λόγος παράδοσης πακέτων είναι τουλάχιστον 10% υψηλότερος από αυτόν των άλλων συγκρινόμενων πρωτοκόλλων με ταχύτητα οχημάτων 70 km/h. Επιπλέον, τα γενικά έξοδα ελέγχου δρομολόγησης του EGSR είναι μικρότερα από το VACO.

4.2.2 Αποτελέσματα Αλγόριθμου εφοδιαστικής αλυσίδας

Η εργασία επικεντρώνεται σε ένα πρόβλημα κατανομής διανομής σε μια αλυσίδα εφοδιασμού δύο σταδίων με σταθερό κόστος. Η εξεταζόμενη αλυσίδα εφοδιασμού περιλαμβάνει ένα σύνολο εργοστασίων παραγωγής τελικών προϊόντων, κέντρων διανομής και λιανοπωλητών. Στόχος του προβλήματος είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους λειτουργίας της αλυσίδας εφοδιασμού που προκύπτει από την κατανομή των λιανοπωλητών σε κέντρο διανομής και των κέντρων διανομής σε μονάδα παραγωγής. Στο μαθηματικό μοντέλο που διατυπώνεται, ενσωματώνονται δύο τύποι σταθερού κόστους, όπως το σταθερό κόστος για μια διαδρομή μεταφοράς και το σταθερό κόστος για το άνοιγμα μιας εγκατάστασης. Η κύρια συμβολή αυτής της έρευνας έγκειται στην αποτελεσματική επίλυση του δικτύου διανομής αλυσίδας εφοδιασμού δύο σταδίων με σταθερό κόστος, προτείνοντας έναν ευρετικό αλγόριθμο βασισμένο στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η ευρετική που βασίζεται σε ACO μπορεί να εφαρμοστεί με επιτυχία στο πρόβλημα που αντιμετωπίζεται. Το μαθηματικό μοντέλο μπορεί να τροποποιηθεί για ένα περιβάλλον πολλαπλών προϊόντων και πολλαπλών περιόδων ως μελλοντική έρευνα. Σε αυτή τη μελέτη, έχει συνοψιστεί ένα ντετερμινιστικό πρότυπο ζήτησης. Είναι μια ενδιαφέρουσα περιοχή για την ανάλυση ενός στοχαστικού περιβάλλοντος. Επιπλέον, περαιτέρω έρευνα μπορεί να επικεντρωθεί στην εφαρμογή της προτεινόμενης ευρετικής για προβλήματα παραγωγής-διανομής-απογραφής με σταθερό κόστος. Δεδομένου ότι ο ACO είναι ένας εποικοδομητικός αλγόριθμος, η ανάπτυξη μιας υβριδικής ευρετικής βασισμένης σε ACO με μια διαδικασία βελτίωσης για το πρόβλημα κατανομής-κατανομής μπορεί να είναι ένα δύσκολο έργο για τους ερευνητές εκ νέου.

4.2.3 Αποτελέσματα PEACO

Ο αλγόριθμος είχε καλή σταθερότητα δείχνοντας ότι θα μπορούσε να παρέχει μια καλή εφικτή λύση κάθε φορά. Οι προσομοιώσεις έδειξαν ότι ο αλγόριθμος ήταν ανώτερος από άλλους αλγόριθμους στη δημιουργία μιας συντομότερης και ομαλότερης διαδρομής με καλή σταθερότητα, καθώς και στην προσαρμογή σε διαφορετικούς χάρτες. Πραγματικά πειράματα επαλήθευσαν επίσης την αποτελεσματικότητά του για πρακτικές εφαρμογές. Ωστόσο, ο αλγόριθμος έχει υψηλές απαιτήσεις στην ακρίβεια ενός χάρτη, γεγονός που οδήγησε σε περιορισμένα σενάρια εφαρμογής.

4.2.4 Αποτελέσματα RFACO-GS

Όπως φαίνεται στον πίνακα 3 ο αλγόριθμος είχε τον καλύτερο μέσο όρο απόδοσης. Ενώ για τους καρκίνους του εντέρου και πνεύμονα είχε την καλύτερη απόδοση.

Datasets	Fisher score	LLE-NRS	FBFE	MIMAGA	DRF0	RFACO-GS
Colon cancer	83.8%	84.0%	91.2%	83.8%	90.0%	94.0%
Leukemia	93.4%	86.8%	83.3%	96.5%	91.2%	95.8%
Lung	97.5%	90.7%	85.2%	94.1%	98.7%	99.5%
Prostate	86%	77.1%	83.2%	97.0%	85.7%	89.2%
Average	90.2%	83.2%	85.7%	92.9%	91.4%	94.6%

Πίνακας 3 : Απόδοση RFACO για διάφορους καρκίνους

Κεφάλαιο 5 Παραλλαγές και μετατροπές των ACO

5.1 Παρουσίαση παραλλαγών και επεκτάσεων των ACO

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν παραλλαγές και επεκτάσεις των ACO. Επίσης θα αναλυθεί το ποιες παραλλαγές αντιμετωπίζουν συγκεκριμένες προκλήσεις και βελτιώνουν τις επιδόσεις των ACO.

5.1.1 Max-Min Ant System (MMAS)

Ο MMAS σχεδιάστηκε με σκοπό την βελτίωση του αρχικού Ant system (AS) με ισχυρότερη εκμετάλλευση των βέλτιστων λύσεων, αποφεύγοντας παράλληλα την πρόωρη στασιμότητα της αναζήτησης λύσεων. Η εκμετάλλευση των καλύτερων λύσεων που θα βρεθούν κατά τη διάρκεια μιας επανάληψης ή κατά την διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου, μετά από κάθε επανάληψη μόνο ένα μυρμήγκι προσθέτει φερομόνη. Αυτό το μυρμήγκι μπορεί να είναι αυτό που βρήκε την καλύτερη λύση στην τρέχουσα επανάληψη ή αυτό που βρήκε την καλύτερη λύση από την αρχή της εκτέλεσης. Για να αποφευχθεί η στασιμότητα της αναζήτησης το εύρος των πιθανών μονοπατιών φερομόνης για κάθε λύση περιορίζεται στο διάστημα $[\tau_{min}, \tau_{max}]$. Επιπρόσθετα, το μονοπάτι φερομόνης αρχικοποιείται ως τ_{max} , ώστε να επιτευχθεί καλύτερη αναζήτηση λύσεων στην αρχή της του αλγορίθμου.

Στον MMAS ο κανόνας ενημέρωσης φερομονών αλλάζει ως εξής:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{best}$$

Όπου $\Delta\tau_{ij}^{best} = 1/f(s^{best})$ και $f(s^{best})$ δηλώνουν το κόστος λύσης είτε της καλύτερης λύσης της επανάληψης (s^{ib}) είτε της καλύτερης παρούσας λύσης (s^{gb}). Το πλεονέκτημα της χρήσης μιας από αυτές τις λύσεις είναι ότι τα κομμάτια των λύσεων που είναι συχνά μέρη των καλύτερων λύσεων δέχονται μεγάλη ποσότητα φερομόνης. Με χρήση μόνο του s^{gb} η αναζήτηση μπορεί να συγκεντρωθεί πολύ γρήγορα γύρω από αυτήν την λύση και να αναζητήσει λιγότερες εναλλακτικές λύσεις πιθανώς καλύτερες. Με την χρήση του s^{ib} μειώνετε η πιθανότητα στασιμότητας αναζήτησης καθώς η καλύτερη λύση μιας επανάληψης μπορεί να είναι σημαντικά διαφορετική από επανάληψη σε επανάληψη με αποτέλεσμα η φερομόνη να μοιράζεται σε περισσότερα κομμάτια λύσεων. Η στασιμότητα αναζήτησης σε κάθε περίπτωση μπορεί να συμβεί αν ένα μονοπάτι καταλήξει να έχει πολύ περισσότερη φερομόνη από κάθε άλλο. Έτσι η πιθανότητα να διαλέξει ένα μυρμήγκι το συγκεκριμένο μονοπάτι είναι πολύ υψηλή με αποτέλεσμα να σταματήσει η αναζήτηση σε όλο τον χώρο. Για την αποφυγή αυτού του ενδεχομένου ο αλγόριθμος MMAS περιλαμβάνει τους περιορισμούς τ_{min} και τ_{max} το

ελάχιστο και μέγιστο μονοπάτι φερομόνης έτσι ώστε για κάθε μονοπάτι $\tau_{ij}(\mathbf{t})$ να πρέπει να περιορίζετε ως εξής: $\tau_{min} \leq \tau_{ij}(\mathbf{t}) \leq \tau_{max}$. Αν σε μια επανάληψη ένα μονοπάτι έχει τιμή κάτω από το ελάχιστο εισάγετε τιμή ίση με το ελάχιστο, αντίστοιχα αν έχει τιμή πάνω από το μέγιστο εισάγετε τιμή ίση με το μέγιστο [16].

5.1.2 Ant Colony System (ACS)

Ο ACS προτάθηκε ως βελτιωμένη έκδοση του αρχικού αλγόριθμου AS [23] και έχει τις εξής διαφορές: Περιλαμβάνει έναν κανόνα μετάβασης κατάστασης για ισορροπεί την αναζήτηση νέων ακμών και την εκμετάλλευση συγκεντρωμένης πληροφορίας για το πρόβλημα. Ο γενικός κανόνας ενημέρωσης (global updating rule) εφαρμόζετε μόνο σε ακμές που ανήκουν στην καλύτερη περιοδεία και καθώς τα μυρμήγκια κατασκευάζουν μια λύση εφαρμόζετε ένας τοπικός κανόνας ενημέρωσης φερομονών (local updating rule). Ο κανόνας μετάβασης κατάστασης επιτρέπει σε ένα μυρμήγκι στον κόμβο r να διαλέξει την πόλη s εφαρμόζοντας τον παρακάτω κανόνα

$$s = \begin{cases} \arg \max_{u \in J_k(r)} \{[\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\beta\}, \\ \text{if } q \leq q_0 \text{ (εκμετάλλευση)} \\ S, \text{ διαφορετικά (εξερεύνηση)} \end{cases} \quad (9)$$

Όπου q είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0,1]$ όπου όλα τα τυχαία νούμερα είναι ισοπίθανα, το q_0 είναι μια παράμετρος στο διάστημα $[0,1]$, και S μια τυχαία μεταβλητή που επιλέγετε με βάση την εξίσωση 10.

$$p_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, s)] \cdot [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\beta}, \text{ αν } s \in J_k(r) \\ 0, \text{ διαφορετικά} \end{cases} \quad (10)$$

Ο κανόνας μετάβασης κατάστασης που προκύπτει από τις (9) και (10) λέγετε ψευδοτυχαίος ποσοστιαίος κανόνας. Με βάση αυτόν τον κανόνα θα επιλεγούν κόμβοι που ενώνονται με κοντές ακμές που περιλαμβάνουν μεγάλη ποσότητα φερομόνης. Η παράμετρος q_0 προσδιορίζει την σχετική σημασία της εκμετάλλευσης και της αναζήτησης, κάθε φορά που ένα μυρμήγκι στην πόλη r πρέπει να διαλέξει μια πόλη s για να κινηθεί διαλέγει μια τυχαία τιμή q ($0 \leq q \leq 1$). Αν $q \leq q_0$ τότε επιλέγετε η βέλτιστη ακμή με βάση την εξίσωση (9), διαφορετικά επιλέγετε με βάση την εξίσωση (10).

Στο ACS μόνο το συνολικά καλύτερο μυρμήγκι (δηλαδή το μυρμήγκι που κατασκεύασε τη συντομότερη περιήγηση από την αρχή της δοκιμής) επιτρέπεται να εναποθέσει φερομόνη. Αυτή η επιλογή, σε συνδυασμό με τη χρήση του ψευδο-τυχαίου-αναλογικού κανόνα, αποσκοπεί στο να καταστήσει την αναζήτηση πιο κατευθυνόμενη: τα μυρμήγκια αναζητούν σε μια γειτονιά της καλύτερης περιήγησης που βρέθηκε μέχρι την τρέχουσα επανάληψη του αλγόριθμου. Η συνολική ενημέρωση πραγματοποιείται αφού όλα τα μυρμήγκια έχουν ολοκληρώσει τις περιηγήσεις τους. Το επίπεδο φερομόνης ενημερώνεται με την εφαρμογή του παγκόσμιου κανόνα ενημέρωσης (11).

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \alpha) \cdot \tau(r, s) + \alpha \cdot \Delta\tau(r, s) \quad (11)$$

$$\text{Όπου: } \Delta\tau(r, s) = \begin{cases} (L_{gb})^{-1}, \text{ αν } (r, s) \in \text{στην βέλτιστη περιοδεία} \\ 0, \text{ διαφορετικά} \end{cases}$$

Η παράμετρος α ($0 < \alpha < 1$) είναι η παράμετρος εξάτμισης φερομόνης και L_{gb} είναι το μήκος της συνολικά καλύτερης περιήγησης από την αρχή της δοκιμής. Όπως συνέβαινε και στο AS, η παγκόσμια ενημέρωση αποσκοπεί στην παροχή μεγαλύτερης ποσότητας φερομόνης σε μικρότερες περιηγήσεις. Η εξίσωση (11) υπαγορεύει ότι μόνο οι ακμές που ανήκουν στην συνολικά καλύτερη περιήγηση θα λάβουν ενίσχυση της φερομόνης τους. Δοκιμάστηκε επίσης ένας άλλος κανόνας σφαιρικής ενημέρωσης, που ονομάζεται βέλτιστο-δοκιμής (iteration-best), σε αντίθεση με τον προαναφερθέντα βέλτιστο-συνόλου (global-best), ο οποίος χρησιμοποιεί L_{ib} (το μήκος της καλύτερης περιήγησης στην τρέχουσα επανάληψη της δοκιμής), στην (11). Επίσης, με τον βέλτιστο-δοκιμής οι ακμές που λαμβάνουν ενίσχυση είναι αυτές που ανήκουν στην καλύτερη περιήγηση της τρέχουσας επανάληψης. Πειράματα έδειξαν ότι η διαφορά μεταξύ των δύο συστημάτων είναι ελάχιστη, με μια μικρή προτίμηση στο βέλτιστο-συνόλου. Κατά τη δημιουργία μιας λύσης (δηλαδή μιας περιήγησης) του TSP, τα μυρμηγκία επισκέπτονται ακμές και αλλάζουν το επίπεδο φερομόνης τους εφαρμόζοντας τον κανόνα τοπικής ενημέρωσης (12).

$$\tau(\mathbf{r}, \mathbf{s}) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(\mathbf{r}, \mathbf{s}) + \rho \cdot \Delta\tau(\mathbf{r}, \mathbf{s})$$

Ο ρόλος του κανόνα τοπικής ενημέρωσης ACS είναι να ανακατεύει τις περιηγήσεις, έτσι ώστε οι πρώτες πόλεις στην περιήγηση ενός μυρμηγκιού να εξερευνηθούν αργότερα στις περιηγήσεις άλλων μυρμηγκιών. Με άλλα λόγια, το αποτέλεσμα της τοπικής ενημέρωσης είναι να αλλάζει δυναμικά η ελκυστικότητα των ακμών: κάθε φορά που ένα μυρμηγκί χρησιμοποιεί μια ακμή αυτή γίνεται ελαφρώς λιγότερο επιθυμητή (χάνοντας μέρος της φερομόνης του). Με αυτόν τον τρόπο τα μυρμηγκία θα κάνουν καλύτερη χρήση των πληροφοριών φερομόνης: χωρίς τοπική ενημέρωση όλα τα μυρμηγκία θα έψαχναν σε μια στενή γειτονιά της καλύτερης προηγούμενης περιήγησης.

5.1.3 Αλγόριθμοι Rank-Based ACO

Οι βασική διαφορά του αλγόριθμου από τον βασικό AS είναι η χρήση ελιτίστικων μυρμηγκιών και η χρήση κατάταξης με βάση το μήκος της περιόδειας. Η ιδέα της ελιτίστικής στρατηγικής στο πλαίσιο του συστήματος μυρμηγκιών είναι να δίνεται επιπλέον έμφαση στο καλύτερο μονοπάτι που έχει βρεθεί μέχρι στιγμής μετά από κάθε επανάληψη. Όταν ενημερώνονται τα μονοπάτια, το μονοπάτι αυτό αντιμετωπίζεται σαν να είχε επιλέξει αυτό το μονοπάτι ένας συγκεκριμένος αριθμός μυρμηγκιών, δηλαδή τα ελιτίστικά μυρμηγκία. Καθώς είναι πιθανό ότι ορισμένες ακμές αυτού του μονοπατιού αποτελούν μέρος της βέλτιστης λύσης, ο στόχος είναι να καθοδηγηθεί η αναζήτηση στις επόμενες επαναλήψεις. Η ενημέρωση των επιπέδων των μονοπατιών γίνεται επομένως με τον ακόλουθο τρόπο:

$$\tau_{ij}(\mathbf{t} + 1) = \rho\tau_{ij}(\mathbf{t}) + \Delta\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^* \quad (13)$$

$$\text{Όπου } \Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \text{ και } \Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\rho}{L^k}, & \text{αν το } k \text{ μετακινηθεί στην ακμή } (i, j) \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

$$\text{Και } \Delta\tau_{ij}^* = \begin{cases} \sigma \frac{\rho}{L^*}, & \text{αν η ακμή } (i, j) \text{ είναι μέρος της βέλτιστης λύσης} \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

Όπου $\Delta\tau_{ij}^*$ είναι η αύξηση της φερομόνης στην ακμή (i, j) λόγω ελιτίστικων μυρμηγκιών σ είναι ο αριθμός των ελιτίστικων μυρμηγκιών

L^* είναι το μήκος της περιοδείας της βέλτιστης έως τώρα λύσης

Ο αριθμό των ελιτίστικων μυρμηγκιών έχει διαπιστωθεί ότι τα αποτελέσματα του συστήματος μυρμηγκιών είναι πολύ καλά για $\sigma = n = m$, δηλαδή όταν χρησιμοποιούνται τόσα ελιτίστικά μυρμηγκία όσες είναι οι πόλεις του προβλήματος [10].

5.2 Αντιμετώπιση προκλήσεων και βελτίωση απόδοσης

Ο MMAS δημιουργήθηκε ως μια τροποποίηση του AS οι οποίες στοχεύουν στην ισχυρότερη αξιοποίηση των καλύτερων λύσεων που βρέθηκαν κατά τη διάρκεια της αναζήτησης την κατεύθυνση της αναζήτησης των μυρμηγκιών προς λύσεις πολύ υψηλής ποιότητας και στην αποφυγή της πρόωρης σύγκλισης της αναζήτησης. Τα αποτελέσματά της υπολογιστικής μελέτης απέδειξαν ότι ο MMAS επιτυγχάνει σημαντικά βελτιωμένη απόδοση σε σύγκριση με τον AS και με άλλες βελτιωμένες εκδόσεις του AS για το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (TSP) καθώς και πολύ καλύτερος στην επίλυση του τετραγωνικού προβλήματος ανάθεσης (QAP). Μία από τις κύριες ιδέες που εισήγαγε το Σύστημα Μυρμηγκιών, η χρήση των ορίων των διαδρομών φερομόνης για την αποφυγή πρόωρης σύγκλισης. Με συνδυασμό του κανόνα επιλογής δράσης του ACS και αυστηρών ορίων ίχνους φερομόνης, παρατηρήθηκε βελτίωση απόδοσης.

Ο ACS συγκρίθηκε με 3 αλγόριθμους νοημοσύνης σμήνους στο πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (TSP) Το πρώτο στοιχείο του πίνακα 4 είναι η βέλτιστη λύση, το στοιχείο σε παρενθέσεις είναι η μέση λύση από 25 εκτελέσεις του κάθε αλγόριθμου, το τρίτο στοιχείο είναι ο αριθμός των περιοδειών. Όπως φαίνεται στον πίνακα 4 ο ACS έδωσε την βέλτιστη λύση για κάθε αριθμό πόλεων και είχε τις λιγότερες περιοδείες.

Problem name	ACS	GA	EP	SA	Optimum
Eil50 (50-city problem)	425 (427.96) [1,830]	428 (N/A) [25,000]	426 (427.86) [100,000]	443 (N/A) [68,512]	425 (N/A)
Eil75 (75-city problem)	535 (542.37) [3,480]	545 (N/A) [80,000]	542 (549.18) [325,000]	580 (N/A) [173,250]	535 (N/A)
KroA100 (100-city problem)	21,282 (21,285.44) [4,820]	21,761 (N/A) [103,000]	N/A (N/A) [N/A]	N/A (N/A) [N/A]	21,282 (N/A)

Πίνακας 4 : Αποτελέσματα σύγκρισης ACS για διαφορετικά μεγέθη πόλεων

Ο Rank-based AS συγκρίθηκε με τους SA, SA_{nn} , GA, AS και AS_{elite} . Ο AS_{elite} χρησιμοποιεί μόνο ελιτίστικά μυρμηγκία χωρίς κατάταξη. Έγιναν 30 εκτελέσεις κάθε αλγόριθμου και στην πρώτη στήλη του πίνακα 4 φαίνεται ο μέσος όρος των λύσεων στην τρίτη στήλη η βέλτιστη λύση και στην πέμπτη η χειρότερη. Μεταξύ τους εμφανίζετε η τυπική απόκλιση του κάθε μεγέθους από το ιδανικό. Όπως φαίνεται στον πίνακα 5 ο Rank-based AS είναι καλύτερος των AS και AS_{elite} αποδεικνύοντας την αξία των ελιτίστικων μυρμηγκιών αλλά και την αξία της κατάταξης. Επίσης η τυπική απόκλιση της χειρότερης λύσης ποτέ δεν ξεπερνά το 4%. Επίσης ο Rank-based AS βρήκε την καλύτερη μεταξύ των αλγόριθμων λύση για αριθμό πόλεων από 80 και πάνω και είχε καλό αποτέλεσμα για λιγότερες από 80 πόλεις.

n = 30, $L_{opt} = 423.74$, runtime = 30s						
SA	424.52	0.18%	423.74	0.00%	447.01	5.49%
SA _{nn}	424.26	0.12%	423.74	0.00%	438.38	3.46%
GA	424.42	0.16%	423.74	0.00%	425.27	0.36%
AS	426.24	0.59%	423.91	0.04%	431.29	1.78%
AS _{elite}	426.08	0.55%	423.74	0.00%	438.38	3.46%
AS _{rank}	425.72	0.47%	423.74	0.00%	431.29	1.78%
n = 57, $L_{opt} = 920.08$, runtime = 50s						
SA	924.62	0.49%	920.08	0.00%	937.31	1.87%
SA _{nn}	925.79	0.62%	920.08	0.00%	930.50	1.13%
GA	927.13	0.77%	920.08	0.00%	931.67	1.26%
AS	930.86	1.17%	924.20	0.45%	932.85	1.39%
AS _{elite}	928.00	0.86%	920.08	0.00%	934.68	1.59%
AS _{rank}	926.91	0.74%	920.08	0.00%	934.70	1.59%
n = 80, $L_{opt} = 370.97$, runtime = 60s						
SA	382.41	3.08%	370.97	0.00%	407.43	9.83%
SA _{nn}	380.49	2.57%	370.97	0.00%	398.01	7.29%
GA	380.23	2.50%	373.51	0.69%	393.38	6.04%
AS	380.19	2.49%	373.36	0.64%	383.03	3.25%
AS _{elite}	374.44	0.94%	370.97	0.00%	381.85	2.93%
AS _{rank}	373.74	0.75%	370.97	0.00%	376.84	1.58%
n = 96, $L_{opt} = 1041.67$, runtime = 80s						
SA	1101.78	5.77%	1049.98	0.80%	1157.24	11.06%
SA _{nn}	1079.89	3.67%	1043.70	0.19%	1110.47	6.61%
GA	1074.93	3.19%	1056.67	1.44%	1105.81	6.16%
AS	1068.85	2.61%	1053.26	1.11%	1080.66	3.74%
AS _{elite}	1055.14	1.29%	1045.98	0.41%	1067.93	2.52%
AS _{rank}	1055.00	1.28%	1043.70	0.19%	1065.20	2.26%
n = 132, $L_{opt} = 1528.78$, runtime = 120s						
SA	1596.00	4.40%	1558.53	1.95%	1663.28	8.80%
SA _{nn}	1577.69	3.20%	1537.23	0.55%	1620.84	6.02%
GA	1588.99	3.94%	1543.14	0.94%	1642.49	7.44%
AS	1568.02	2.57%	1544.30	1.02%	1587.63	3.85%
AS _{elite}	1558.15	1.92%	1537.73	0.59%	1587.27	3.83%
AS _{rank}	1556.65	1.82%	1533.54	0.31%	1587.67	3.85%

Πίνακας 5 : Αποτελέσματα Rank-Based AS για διάφορα μεγέθη πόλεων

Κεφάλαιο 6 Αλγόριθμοι ACO και αλγόριθμοι νοημοσύνης σμήνους

Η νοημοσύνη σμήνους (SI), ένα αναπόσπαστο τμήμα του τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, κερδίζει σταδιακά όλο και περισσότερο έδαφος, καθώς όλο και περισσότερα προβλήματα υψηλής πολυπλοκότητας απαιτούν λύσεις που μπορεί να μην είναι βέλτιστες αλλά εφικτές σε εύλογο χρονικό διάστημα. Εμπνευσμένη κυρίως από βιολογικά συστήματα, η νοημοσύνη σμήνους υιοθετεί τη συλλογική συμπεριφορά μιας οργανωμένης ομάδας ζώων, καθώς προσπαθούν να επιβιώσουν. Το κεφάλαιο παρουσιάζει παραδείγματα αλγορίθμων που βασίζονται στην συμπεριφορά ζωντανών οργανισμών. Τέλος θα συγκριθούν στην χρήση και χρησιμότητα με τους ACO.

6.1 Σύνδεση μεταξύ των αλγορίθμων ACO και της νοημοσύνης σμήνους

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (PSO) είναι ένας αλγόριθμος νοημοσύνης σμήνους που προτάθηκε από τους Kennedy και Eberhart, ο οποίος εκμεταλλεύεται τους κανόνες κοινωνικής συμπεριφοράς των ζώων όπως η συντονισμένη κίνηση από σμήνη πτηνών και κοπάδια ψαριών. Στο PSO, κάθε πιθανή λύση σε ένα δεδομένο πρόβλημα θεωρείται ως ένα σωματίδιο με συγκεκριμένη ταχύτητα που διατρέχει το χώρο του προβλήματος όπως ακριβώς συμβαίνει και με ένα κοπάδι πουλιών. Κάθε σωματίδιο στη συνέχεια συνδυάζει (με κάποιες τυχαίες διαταραχές) κάποια πτυχή της καταγραφής της βέλτιστης θέσης και της τρέχουσας θέσης με εκείνες των ενός ή περισσότερων μελών του σμήνους για να καθορίσει την επόμενη κίνησή του στο χώρο αναζήτησης. Αφού όλα τα σωματίδια έχουν μετακινηθεί, ακολουθεί η επόμενη επανάληψη. Το σμήνος στο σύνολό του (π.χ. ένα σμήνος πουλιών που αναζητούν συλλογικά τροφή) είναι πιθανώς να προσεγγίζει σταδιακά το βέλτιστο της αντικειμενικής συνάρτησης [24].

Ο PSO παρείχε υψηλές επιδόσεις σε μια σειρά από τομείς εφαρμογών, με τη δυνατότητα υβριδισμού και εξειδίκευσης και επέδειξε ορισμένες ελκυστικές αναδυόμενες συμπεριφορές. Ο PSO έχει το κύριο πλεονέκτημα ότι έχει λιγότερες παραμέτρους που απαιτούν συντονισμό. Ο PSO επιτυγχάνει την καλύτερη λύση από την αλληλεπίδραση των σωματιδίων, αλλά μέσω του χώρου αναζήτησης υψηλών διαστάσεων, οδεύει με πολύ αργή ταχύτητα προς το συνολικό βέλτιστο. Επιπλέον, όσον αφορά τα πολύπλοκα και μεγάλα σύνολα δεδομένων, παρουσιάζει αποτελέσματα χαμηλής ποιότητας. Εάν υπάρχει μεγάλος αριθμός διαστάσεων στο συγκεκριμένο πρόβλημα, το PSO συνήθως αποτυγχάνει να ανακαλύψει την συνολική βέλτιστη λύση. Το φαινόμενο αυτό προκαλείται όχι μόνο από την παρουσία παγίδας τοπικών βέλτιστων, αλλά και από την πιθανή διακύμανση των ταχυτήτων των σωματιδίων, έτσι ώστε το διαδοχικό εύρος των δοκιμών να περιορίζεται εντός μιας υποπεριοχής ολόκληρης της υπερπεριοχής αναζήτησης. Το ζήτημα των τοπικών βέλτιστων στο PSO έχει συζητηθεί και διάφορες παραλλαγές του αλγορίθμου PSO αναπτύχθηκαν για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος. Για παράδειγμα, ορισμένες από αυτές τις παραλλαγές αναπτύχθηκαν με την ενσωμάτωση των δυνατοτήτων των EA (π.χ. προσαρμογή των παραμέτρων PSO, υβριδικές εκδόσεις PSO κ.λπ.), παράγοντας έτσι προσαρμοστικές εκδόσεις. Άλλοι ερευνητές έχουν ασχοληθεί με την ενσωμάτωση εξελικτικών τελεστών, όπως η διασταύρωση, η μετάλλαξη, η επιλογή, καθώς και ο ίδιος ο αλγόριθμος διαφορικής εξέλιξης (DE), στο PSO. Κατά συνέπεια, έχουν δοκιμαστεί και παραχθεί υβριδικές εκδόσεις του PSO, όπως ο υβριδικός εξελικτικός PSO, ο γενετικός αλγόριθμος (GA) και ο προσαρμοστικός εξελικτικός υβριδικός PSO βασισμένος στον γενετικό προγραμματισμό και πολλές άλλες. Τέτοιες βελτιώσεις αποδίδουν καλά με το PSO και έχουν

τη δυνατότητα να αποφύγουν την εμπλοκή σε τοπικά βέλτιστα. Ωστόσο, το πρόβλημα της πρόωρης σύγκλισης σε ορισμένα σύνθετα προβλήματα υψηλής διάστασης εξακολουθεί να υφίσταται, ακόμη και αν το εμπόδιο των τοπικών βέλτιστων δεν υφίσταται. Ως εκ τούτου, το PSO δεν λειτουργεί πάντα σωστά για μοντέλα υψηλών διαστάσεων.

Μεταξύ των μεταερευνητικών αλγορίθμων, ο γενετικός αλγόριθμος (GA) είναι ένας πολύ γνωστός αλγόριθμος, ο οποίος είναι εμπνευσμένος από τη βιολογική διαδικασία εξέλιξης. Ο GA μιμείται τη δαρβινική θεωρία της επιβίωσης του ισχυρότερου στη φύση. Ο GA προτάθηκε από τον J.H. Holland το 1992. Τα βασικά στοιχεία του GA είναι η αναπαράσταση χρωμοσωμάτων, η επιλογή καταλληλότητας και οι εμπνευσμένοι από τη βιολογία τελεστές. Ο Holland εισήγαγε επίσης ένα νέο στοιχείο, δηλαδή την αναστροφή που χρησιμοποιείται γενικά στις υλοποιήσεις του GA. Συνήθως, τα χρωμοσώματα έχουν τη μορφή δυαδικής συμβολοσειράς. Στα χρωμοσώματα, κάθε τόπος (συγκεκριμένη θέση στο χρωμόσωμα) έχει δύο πιθανά αλληλόμορφα (παραλλαγές των γονιδίων) - 0 και 1. Τα χρωμοσώματα θεωρούνται ως σημεία στο χώρο λύσεων. Αυτά επεξεργάζονται με τη χρήση γενετικών τελεστών αντικαθιστώντας επαναληπτικά τον πληθυσμό τους. Η συνάρτηση καταλληλότητας χρησιμοποιείται για την απόδοση μιας τιμής για όλα τα χρωμοσώματα του πληθυσμού. Οι βιολογικές έμπνευσης τελεστές είναι η επιλογή, η μετάλλαξη και η διασταύρωση. Στην επιλογή, τα χρωμοσώματα επιλέγονται με βάση την τιμή καταλληλότητας για περαιτέρω επεξεργασία. Στον τελεστή διασταύρωσης, επιλέγεται ένας τυχαίος τόπος και αλλάζει τις υποακολουθίες μεταξύ των χρωμοσωμάτων για τη δημιουργία απογόνων.

Ο αλγόριθμος τεχνητής αποικίας μελισσών ABC μπορεί να οριστεί ως μια μεταερευνητική (metaheuristic) μέθοδος που υιοθετεί την τεχνική που χρησιμοποιεί ένα ευφυές σμήνος μελισσών για να εντοπίσει μια πηγή τροφής. Η συμπεριφορά των μελισσών κατά την επικοινωνία τους, την επιλογή της θέσης της φωλιάς, το ζευγάρωμα, την κατανομή εργασιών, την αναπαραγωγή, το χορό, την τοποθέτηση φερομόνης και την κίνηση, ώστε στη συνέχεια να τροποποιηθεί ο αλγόριθμος ανάλογα με τις απαιτήσεις του προβλήματος. Ο ABC εκτελεί βελτιστοποίηση αναζητώντας επαναληπτικά την καλύτερη δυνατή λύση μεταξύ ενός μεγάλου αριθμού δεδομένων, ενώ προσπαθεί να επιλύσει κρίσιμα προβλήματα. Τα μέλη του σμήνους μελισσών χωρίζονται σε τρεις διαφορετικές κατηγορίες, δηλαδή στους απασχολούμενους, στους παρατηρητές και στους ανιχνευτές. Στις μέλισσες ανιχνευτές έχει ανατεθεί η τυχαία αναζήτηση φρέσκων πηγών τροφής. Κατά τον εντοπισμό μιας πηγής τροφής (η οποία θα μπορούσε να αποτελεί υποψήφια λύση), σημειώνεται με ένα πηλίκο καταλληλότητας. Στα επόμενα βήματα, εάν μια φρέσκια πηγή τροφής εντοπιστεί από τις απασχολούμενες μέλισσες με υψηλότερο βαθμό καταλληλότητας, η φρέσκια πηγή επιλέγεται για περαιτέρω επεξεργασία, διαφορετικά παραμελείτε. Οι εργαζόμενες μέλισσες ενημερώνουν συνεχώς τη βάση δεδομένων τους με πληροφορίες για νεότερες και καλύτερες πηγές τροφής και απορρίπτουν τα προηγούμενα δεδομένα και μεταφέρουν το βαθμό καταλληλότητας στις μέλισσες που παρακολουθούν τις κυψέλες τους. Τέλος, καθήκον των μελισσών-παρατηρητών είναι να εντοπίσουν την καλύτερη πηγή τροφής (βέλτιστη λύση) με βάση τη συχνότητα παρουσίας της τροφής (που προκύπτει ως λόγος της τιμής καταλληλότητας μιας πηγής τροφής προς το άθροισμα των τιμών καταλληλότητας όλων των άλλων πηγών τροφής). Σε περίπτωση που οι μέλισσες δεν είναι σε θέση να βελτιώσουν το πηλίκο καταλληλότητας της πηγής τροφής οι λύσεις μηδενίζονται. Μια δημοφιλής παραλλαγή του αλγορίθμου τεχνητής αποικίας μελισσών είναι ο αλγόριθμος Fitness-Scaled Chaotic Artificial Bee Colony (FSCABC), ο οποίος προτάθηκε το 2011 [25]. Έχει εφαρμογές στην ταυτοποίηση συστήματος ενός μη επανδρωμένου ελικοπτερού μικρής κλίμακας. Προηγούμενες δημοσιεύσεις που αναφέρουν την αξιοποίηση διαφόρων προσεγγίσεων επίλυσης προβλημάτων με τη χρήση τεχνητής αποικίας μελισσών είναι διαθέσιμες, όπως [26][27][28][29][30]. Ο αλγόριθμος ABC βρίσκει εφαρμογή

στο [28] ως βελτιστοποιητής αριθμητικών τιμών με έναν στόχο. Άλλοι τομείς εφαρμογής περιλαμβάνουν αναζήτηση, ανάθεση, κατανομή εργασιών, κατωφλίωση πολλαπλών επιπέδων, πρόβλημα δρομολόγησης και προβλήματα μεγιστοποίησης ή/και ελαχιστοποίησης. Ο αλγόριθμος εφαρμόζεται επίσης στη συλλογική λήψη αποφάσεων για την αντιμετώπιση προβλημάτων επιλογής με πολλαπλά κριτήρια. Οι τομείς εφαρμογής θα χαρακτηρίζονται από την απαίτηση εξελικτικού υπολογισμού με υψηλό επίπεδο κλιμάκωσης και διαφορικής αλλαγής εντός του δυνητικού χώρου λύσεων. Δεν έχει χρησιμοποιηθεί μόνο για βελτιστοποίηση χωρίς περιορισμούς αλλά και για τομείς βελτιστοποίησης με περιορισμούς. Περαιτέρω, έχει χρησιμοποιηθεί σε τομείς όπως πολυδιάστατα αριθμητικά προβλήματα, προβλήματα διακριτής και συνεχούς βελτιστοποίησης, εξελικτική, διαφορική εξέλιξη και προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων. Ο αλγόριθμος τεχνητής αποικίας μελισσών βρίσκει επίσης καινοτόμες εφαρμογές στην τμηματοποίηση πελατών σε περιβάλλον κινητού ηλεκτρονικού εμπορίου [31], στο μάρκετινγκ και στην ανίχνευση δόλιων δραστηριοτήτων [32] και σε συστήματα εμπειρογνομόνων με επίκεντρο τη γεωργία [33].

Οι αλγόριθμοι πυγολαμπίδας εισήχθησαν για την αντιμετώπιση πολύπλοκων προβλημάτων που έχουν κριτήρια είτε ισότητας είτε ανισότητας. Οι αλγόριθμοι πυγολαμπίδας αντιμετωπίζουν πολυτροπικές συναρτήσεις με μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα σε σύγκριση με άλλους αλγορίθμους σμήνους. Παρόμοια με τους αλγορίθμους με βάση τα μυρμήγκια και τις μέλισσες, ο αλγόριθμος firefly υιοθετεί επίσης μια βασική τυχαία αναζήτηση με βάση τον πληθυσμό, προωθώντας έτσι την ευφυή μάθηση από μια ομάδα ποικίλων λύσεων και οδηγώντας σε μέγιστη σύγκλιση και αποτέλεσμα χωρίς σφάλματα. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τη φυσική συμπεριφορά των πυγολαμπίδων, σύμφωνα με την οποία η βιοφωταύγεια ή η αναλαμπή σημάτων σε άλλες πυγολαμπίδες με σκοπό την εύρεση θηράματος, την εύρεση συντρόφων ή μόνο την αμοιβαία επικοινωνία. Αυτές οι πυγολαμπίδες παρουσιάζουν χαρακτηριστικά παρόμοια με αυτά της νοημοσύνης σμήνους λόγω της αυτοοργάνωσης και της αποκεντρωμένης ικανότητας λήψης αποφάσεων. Η ένταση της αναλαμπής θεωρείται δείκτης καταλληλότητας για την αρσενική πυγολαμπίδα. Ωστόσο, στον συμβατικό αλγόριθμο, όλες οι πυγολαμπίδες θεωρούνται unisex και, ως εκ τούτου, είναι γνωστό ότι όλες οι πυγολαμπίδες έλκονται αμοιβαία με παρόμοιο τρόπο. Η ελκυστικότητα της πυγολαμπίδας είναι ευθέως ανάλογη της έντασης του φωτός (ή της αναλαμπής), η οποία με τη σειρά της λειτουργεί περαιτέρω ως ένδειξη της καταλληλότητας μιας πιθανής "υποψήφιας λύσης". Το χαρακτηριστικό της ελκυστικότητας είναι ανάλογο της φωτεινότητας, και είναι γνωστό ότι και τα δύο είναι αντιστρόφως ανάλογα με την απόσταση που διανύουν οι πυγολαμπίδες. Σύμφωνα με μια βασική προσέγγιση επίλυσης προβλημάτων, επιλέγεται ένας τυχαίος πληθυσμός πυγολαμπίδων. Μετά από αυτό το βήμα, ενημερώνεται μία από τις παραμέτρους της συνάρτησης καταλληλότητας και αξιολογείται η επακόλουθη τιμή καταλληλότητας, για κάθε πυγολαμπίδα στο πεδίο του προβλήματος. Αυτή η επανάληψη συνεχίζεται και επιλέγονται επόμενες πυγολαμπίδες για την εκτέλεση παρόμοιων βημάτων, έτσι ώστε τα καλύτερα ή τα καταλληλότερα άτομα μιας ομάδας λύσεων να μπορούν να προωθηθούν για τον επόμενο γύρο αξιολόγησης. Η επανάληψη ελέγχεται από τον αριθμό των υπολογισμών που είναι προκαθορισμένος. Μια ακόμη σημαντική ικανότητα του αλγορίθμου αυτού είναι η δυνατότητα χρήσης του σε συνδυασμό με άλλους αλγορίθμους για την επίτευξη βελτιωμένων αποτελεσμάτων.

Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές αλγορίθμων που βασίζονται στην πυγολαμπίδα με πολλαπλές εφαρμογές σε όλους σχεδόν τους τομείς της επιστήμης και της επικοινωνίας. Δημοφιλείς μεταξύ του καταλόγου των παραλλαγών είναι ο προσαρμοστικός αλγόριθμος πυγολαμπίδας (AFA), ο διακριτός αλγόριθμος πυγολαμπίδας (DFA), ο πολυ-αντικειμενικός FA (MOFA), ο λαγκρανζιανός FA (LFA), ο χαοτικός FA (CFA), ο υβριδικός FA (HFA) και ο μνημονικός

αλγόριθμος βασισμένος στον FA (FAMA), για να αναφέρουμε μερικές από αυτές. Ο DFA χρησιμοποιείται για την επίλυση NP-δύσκολων (NP-hard) προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού και στην τμηματοποίηση εικόνων, ο MOFA χρησιμοποιείται για την επίλυση πολυκριτηριακών προβλημάτων κατανομής φορτίου και ο LFA βρίσκει χρησιμότητα σε προβλήματα δέσμευσης μονάδων βελτιστοποίησης συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ ο FAMA εφαρμόζεται για την πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου. Είναι γνωστό ότι οι αλγόριθμοι που βασίζονται στην πυγολαμπίδα έχουν πλήθος εφαρμογών, μερικές από τις οποίες έχουν προσδιοριστεί παρακάτω. Η βελτιστοποίηση περιορισμένων και πολυτροπικών συναρτήσεων σε στοχαστικούς αλγορίθμους και η στοχαστική βελτιστοποίηση αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά με αλγορίθμους βασισμένους στην πυγολαμπίδα. Τέτοιοι αλγόριθμοι βρίσκουν επίσης χρήση σε συστήματα πτήσης Levy με βάση τον αετό [34], στη δομική βελτιστοποίηση μικτών μεταβλητών [35] και για την επίλυση μη κυρτών προβλημάτων οικονομικής κατανομής [36]. Η βιβλιογραφική ανασκόπηση από το [37] βοηθά επίσης στην παροχή καλύτερης κατανόησης σχετικά με τον αλγόριθμο, το [38] για την ακριβή βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, το [39] για την υδατογράφιση εικόνων σε κλίμακα του γκρι, το [40] για το πρόβλημα χωρητικότητας εγκαταστάσεων και τα [41] και [42] για την πρόβλεψη καρδιακών παθήσεων και την εισαγωγή αλγορίθμων πυγολαμπίδας που βασίζονται σε αντιθέσεις και διαστάσεις.

Ο αλγόριθμος της νυχτερίδας [43] είναι ένας από τους πρόσφατα αναπτυγμένους αλγορίθμους μάθησης που βασίζονται σε ομάδες ζώων και ο οποίος χρησιμοποιεί τον μηχανισμό πρόβλεψης θέσης με βάση τον ηχοεντοπισμό που χρησιμοποιούν οι νυχτερίδες ή άλλα νυκτόβια ζώα για να λάβει λύσεις για τομείς ενός και πολλαπλών στόχων εντός συνεχούς χώρου λύσεων. Αυτή η διαδικασία, γνωστή ως ηχοεντοπισμός, χρησιμοποιείται για να αναφερθεί στη διαδικασία με την οποία οι νυχτερίδες χρησιμοποιούν σήματα ηχούς που εκπέμπονται από τις ίδιες και άλλα εμπόδια στη γειτονιά για να πλοηγηθούν στο περιβάλλον. Η τεχνική αυτή επιτρέπει στις νυχτερίδες να κρίνουν με ακρίβεια την ακριβή θέση οποιουδήποτε αντικειμένου ή θηράματος, ακόμη και ελλείψει φωτός. Παρόμοια με την αρχή του RADAR, ο ηχοεντοπισμός επιτρέπει στις νυχτερίδες να εκτιμήσουν το εύρος ή την πιθανή απόσταση στην οποία βρίσκεται το αντικείμενο/θηράμα-στόχος. Οι νυχτερίδες μπορούν να προσαρμόζουν την ταχύτητα πτήσης τους, τη συχνότητα και την ένταση της ηχώ τους κατά τη διάρκεια του κυνηγιού για θήραμα. Η διανυσματική άλγεβρα είναι το εργαλείο που χρησιμοποιείται για την επίλυση προβληματικών πεδίων επαναληπτικά και με τη διάσπασή τους σε μικρότερα υποπροβλήματα. Με μία μόνο επανάληψη, τα δεδομένα που αποτελούνται από την ένταση της κραυγής και τη συχνότητα πρέπει να τροποποιηθούν έτσι ώστε η συχνότητα να αυξάνεται και η ένταση της κραυγής να μειώνεται μόλις μια νυχτερίδα βρεθεί κοντά σε μια πιθανή πηγή τροφής. Αν και η πλειονότητα της περιοχής εφαρμογής του αλγορίθμου νυχτερίδας περιορίζεται στο συνεχές πεδίο προβλημάτων, εισήχθη ένας δυαδικός τύπος νυχτερίδας για την αντιμετώπιση της διακριτής λήψης αποφάσεων [44]. Διεξάγονται μελέτες για τον συνδυασμό αυτού του αλγορίθμου με τους παλαιότερους και πιο καθιερωμένους ευφυείς αλγορίθμους, όπως τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [45]. Οι δημοφιλείς παραλλαγές του αλγορίθμου bat περιλαμβάνουν τον αλγόριθμο νυχτερίδας πολλαπλών στόχων (Multi-objective Bat Algorithm, MOBA), τον κατευθυνόμενο τεχνητό αλγόριθμο νυχτερίδας (Directed Artificial Bat Algorithm, DABA) και τους δυαδικούς αλγορίθμους νυχτερίδας (Binary Bat Algorithms, BBA). Ο MOBA χρησιμοποιείται στην επίλυση τεχνικών εργασιών με πολλαπλά κριτήρια [46] και ο DABA βρίσκει εφαρμογή σε ρομπότ εντοπισμού εμποδίων [47], ενώ ο BBA έχει ευρεία εφαρμογή στην επιλογή χαρακτηριστικών για πολλές τεχνικές βελτιστοποίησης [48]. Ο αλγόριθμος νυχτερίδα έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς σε δημοσιευμένα άρθρα για βελτιστοποίηση πολλαπλών στόχων [46], αντίστροφη εκτίμηση παραμέτρων,

αναζήτηση βελτιστοποίησης με περιορισμούς [49], συνδυαστική βελτιστοποίηση, προγραμματισμό πολλαπλών εργασιών, ταξινόμηση, αντιστοίχιση διανυσμάτων, ομαδοποίηση [50] και βελτιστοποίηση με βάση συστήματα πολλαπλών τιμών [51]. Ο αλγόριθμος νυχτερίδας είναι επωφελής για πολύπλοκους πολυδιάστατους τομείς όπου η σύγκλιση είναι ένα σημαντικό ζήτημα, όπως σε προβλήματα βελτιστοποίησης δομικού σχεδιασμού [52], σε χαοτικά πολυαντικειμενικά προβλήματα, σε εφαρμογές του φαινομένου Doppler [53] και στον έλεγχο θέσης για πιεζοηλεκτρικό ενεργοποιητή [54]. Οι αλγόριθμοι με βάση τη νυχτερίδα χρησιμοποιούνται επίσης σε τομείς προβλημάτων όπως οι σταθεροποιητές συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας [55], η διαχείριση ασύρματων δικτύων πολλαπλών βημάτων [56], προβλήματα χρονοπρογραμματισμού [57], προβλήματα συνολικής αναζήτησης [58]. Ο αλγόριθμος του πιθήκου είναι αποτελεσματικός στην επίλυση της βελτιστοποίησης συστημάτων πολλαπλών μεταβλητών. Η μέθοδος αυτή προέρχεται από προσομοιώσεις τεχνικών αναρρίχησης σε βουνά που χρησιμοποιούν οι πίθηκοι. Θεωρώντας έναν αριθμό βουνών σε έναν δειγματικό χώρο (εντός του εφικτού προβληματικού χώρου του τομέα), προκειμένου να εντοπίσουν μια κορυφή βουνού με το μεγαλύτερο υψόμετρο (δηλαδή τη μέγιστη λύση της συνάρτησης), οι πίθηκοι θα μετακινηθούν σε μια υπερυψωμένη θέση σε σύγκριση με τις αντίστοιχες θέσεις τους (η λειτουργία αυτή ονομάζεται αναρρίχηση). Κάθε πίθηκος, αφού φτάσει σε μια κορυφή, θα κοιτάξει περαιτέρω προς τα έξω για να αναζητήσει κορυφές με ακόμη μεγαλύτερο υψόμετρο. Εάν υπάρχουν, ο πίθηκος θα μετακινηθεί από την τρέχουσα θέση του για να φτάσει σε υψηλότερο υψόμετρο (το βήμα αυτό είναι γνωστό ως διαδικασία watch-jump). Αυτή η επαναληπτική διαδικασία συνεχίζεται μέχρι η μαϊμού να φτάσει στην κορυφή του βουνού. Μετά από επόμενες επαναλήψεις των συναρτήσεων ρολοπήδημα και αναρρίχηση που επαναλαμβάνονται, κάθε πίθηκος θα βρει μια τοπικά μέγιστη βουνοκορυφή, η οποία μπορεί να είναι ένα τοπικό μέγιστο. Προκειμένου να εντοπιστεί μια ακόμη υψηλότερη κορυφή, είναι σημαντικό για κάθε πίθηκο να κάνει τούμπες σε μια νέα περιοχή αναζήτησης (συνάρτηση τούμπας) για να κινηθεί προς το παγκόσμιο βέλτιστο. Μετά από αρκετές επαναλήψεις των διαδικασιών αναρρίχησης, παρακολούθησης, άλματος και τούμπας, η υψηλότερη κορυφή βουνού που εντοπίζουν οι πίθηκοι αναφέρεται ως βέλτιστη λύση. Ο αλγόριθμος ασύγχρονης αναρρίχησης μαϊμούδων είναι μία από τις κύριες παραλλαγές που χρησιμοποιούνται για την τοποθέτηση αισθητήρων για κόμβους παρακολούθησης της υγείας [59]. Αυτός ο αλγόριθμος επιτρέπει σημαντική μείωση του κόστους της βελτιστοποίησης υψηλής πολυπλοκότητας, ιδίως σε πολυδιάστατα προβλήματα [60]. Οι αλγόριθμοι με βάση τη μαϊμού χρησιμοποιήθηκαν αρχικά για προβλήματα βελτιστοποίησης με συνεχείς μεταβλητές. Χρησιμοποιείται επίσης για την επίλυση του προβλήματος επέκτασης δικτύου μεταφοράς, το οποίο κατηγοριοποιείται ως διακριτό πρόβλημα βελτιστοποίησης [61]. Ο αλγόριθμος της μαϊμούς έχει ισχυρές υπολογιστικές δυνατότητες και είναι ικανός να επιλύει αποτελεσματικά προβλήματα επέκτασης και σχεδιασμού πολυδιάστατων προβλημάτων με μικρότερο μέγεθος πληθυσμού. Κατά τη διερεύνηση της εφαρμογής των αλγορίθμων που βασίζονται σε μαϊμού, διαπιστώθηκε ότι έχει χρησιμοποιηθεί σε ορισμένους καινοτόμους τομείς προβλημάτων, όπως η επεξεργασία εικόνας [62], η εξόρυξη γραφημάτων [63] και τα συστήματα παρακολούθησης της υγείας. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε μαϊμούδες δεν έχουν δοκιμαστεί σε πάρα πολλούς τομείς εφαρμογών, όπως στον τομέα της βιομηχανικής μηχανικής, όπου συνήθως εφαρμόζονται πολλοί από αυτούς τους αλγορίθμους.

Ο αλγόριθμος Wolf-based είναι ένας μεταερευνητικός (metaheuristic) αλγόριθμος που προτάθηκε από τον Simon Fong [64]. Βασίζεται στην κυνηγετική συμπεριφορά μιας αγέλης λύκων, όπου κάθε μεμονωμένος λύκος που αναζητά θηράματα, κυνηγεί ξεχωριστά, σιωπηλά (χωρίς φυσική επικοινωνία με τα υπόλοιπα μέλη της αγέλης) και συγχωνεύονται μετατοπίζοντας τις τρέχουσες θέσεις τους στις θέσεις των άλλων λύκων της αγέλης σε

περίπτωση που οι νέες θέσεις είναι πιο κατάλληλες από τις παλαιότερες. Οι λύκοι κινούνται σε πτήσεις Levy κατά τη διάρκεια της λειτουργίας αναζήτησης τροφής. Εκλέγεται ένας τυχαίος κυνηγός από μια αγέλη όπου ένας λύκος θα μετακινηθεί από την τρέχουσα οπτική του γραμμή σε μια νέα τυχαία θέση που δημιουργείται μόλις εντοπίσει ένα πιθανό θήραμα. Αυτό το τυχαίο άλμα επιτρέπει στους λύκους να παραμείνουν εκτός μιας τοπικής υπο-βέλτιστης λύσης και να αποκτήσουν συνολική βελτιστότητα. Ο αλγόριθμος με βάση τους λύκους έχει μερικές φορές αποδειχθεί ότι είναι ανώτερος από ορισμένους από τους υπάρχοντες βιο-εμπνευσμένους αλγόριθμους όταν η υπο-βελτιστοποίηση είναι πολύ υψηλή σε ένα συνεχές πεδίο προβλημάτων [65].

Ο αλγόριθμος με βάση τον λύκο χρησιμοποιείται σε προβλήματα εκτίμησης σφαλμάτων σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας [66], στη βέλτιστη λειτουργία υδροηλεκτρικού σταθμού [67]. Μια παραλλαγή του αλγορίθμου με βάση τον λύκο, δηλαδή η τεχνική βελτιστοποίησης με βάση τον γκριζό λύκο, έχει αρκετές εφαρμογές σε πολυεπίπεδα perceptron [68], στην εκπαίδευση q-Gaussian δικτύων λειτουργικής σύνδεσης ακτινικής βάσης [69], στην επίλυση προβλημάτων οικονομικής κατανομής [70], στη βέλτιστη κατανομή των συσκευών STATCOM στο δίκτυο του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας για την ελαχιστοποίηση των αποκλίσεων τάσης στους διαύλους φορτίου και των απωλειών ισχύος του συστήματος [71] και για την επίλυση εξελικτικής δυναμικής πληθυσμών [72]. Χρησιμοποιείται επίσης σε πεδία προβλημάτων όπως ο έλεγχος κινητήρων συνεχούς ρεύματος [73], προβλήματα ιεράρχησης και επιλογής χαρακτηριστικών [74], προβλήματα διαχείρισης απρόβλεπτων καταστάσεων πολλαπλών εισόδων και πολλαπλών εξόδων [71] και για την ανίχνευση ελαττωματικών τμημάτων σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας [75], για να αναφέρουμε μερικά από αυτά.

6.2 Συγκριτική ανάλυση των αλγορίθμων ACO με άλλες τεχνικές νοημοσύνης σμήνους

Ένα πείραμα σύγκρισης των ACO, PSO, ABC, FA και GA με επίλυση του προβλήματος του πλανόδιου πωλητή (TSP) έγινε από τους Kinjal Chaudhari και Ankit Thakkar [76]. Το πείραμα έγινε δέκα φορές και το αποτέλεσμα είναι ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων καθώς και η καλύτερη διαδρομή που βρέθηκε. Για 14 πόλεις τα αποτελέσματα είναι συγκρίσιμα για κάθε αλγόριθμο. Όπως φαίνεται στον πίνακα 6 ο ACO είχε το καλύτερο αποτέλεσμα σε κάθε πρόβλημα. Καθώς ο αριθμός των πόλεων αυξανόταν η ποιότητα λύσης των PSO, ABC και FA μειώθηκε σημαντικά. Οι ACO και GA απέδωσαν σημαντικά καλύτερες λύσεις σε κάθε πρόβλημα. Για ένα πρόβλημα όπως το TSP ο ACO προσφέρει λύσεις κοντά στην βέλτιστη ακόμα και για μεγάλο αριθμό πόλεων.

Algorithm	Route	Few of the benchmark TSPs		
		Burma14 [12]	Bayg29 [13]	Att48 [14]
ACO	Average	31.05	9274.79	35043.34
	Best	30.88	9195.22	34600.71
PSO	Average	32.34	15047.83	109979.87
	Best	30.88	14036.75	91237.09
ABC	Average	32.36	17404.62	107883.76
	Best	30.88	16658.30	101985.88
FA	Average	31.80	14283.51	81182.32
	Best	30.88	13062.40	78479.69
GA	Average	31.49	11023.70	50753.50
	Best	30.88	10018.10	46362.05

Πίνακας 6 : Σύγκριση των αλγορίθμων σε τρία διαφορετικά TSP

Μια σύγκριση των αλγορίθμων GA, PSO και ACO έγινε από τους Yuerping Chen και Naiqi Shang [77]. Η σύγκριση έγινε με βάση ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης διαδρομής σε επιφάνειες ελεύθερης μορφής με χρήση μηχανών μέτρησης συντεταγμένων. Ο πίνακας 7 απεικονίζει την κατανάλωση χρόνου για τις διαδικασίες επιθεώρησης των διαφόρων διαδρομών. Παρόλο που η βέλτιστη απόσταση των αλγορίθμων δεν έχει μεγάλη διαφορά ο χρόνος εκτέλεσης παρουσιάζει σημαντική διαφορά με τον GA να παρουσιάζει διαφορά χρόνου εκτέλεσης από τον PSO 62.299 δευτερόλεπτα ενώ ο ACO έχει τον μικρότερο χρόνο εκτέλεσης 4.002 δευτερόλεπτα.

	Applied algorithm	Optimized distance (mm)	Time for CMM (s)	Elapsed time of MATLAB (s)
1	Random Points	1386.28	578	None
2	GA	495.197	536	162.259 s
3	ACO	498.432	529	4.002 s
4	PSO	568.017	538	99.96 s

Πίνακας 7 : Σύγκριση των αλγορίθμων με βάση τον χρόνο εκτέλεσης και την βέλτιστη απόσταση

Κεφάλαιο 7 Προκλήσεις και περιορισμοί

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφερθούν οι προκλήσεις και οι περιορισμοί των ACO και θα αναλυθεί η επεκτασιμότητα η σύγκλιση και η ευαισθησία στην ρύθμιση των παραμέτρων.

7.1 Προσδιορισμός των προκλήσεων και των περιορισμών που σχετίζονται με τους αλγόριθμους ACO

Μια πρόκληση των αλγορίθμων ACO είναι η επίτευξη ισορροπίας μεταξύ εξερεύνησης και εκμετάλλευσης. Σε ορισμένες περιπτώσεις ένα αλγόριθμος ACO μπορεί να παρουσιάσει υπερβολική εξερεύνηση με αποτέλεσμα να αργήσει να φτάσει στην βέλτιστη λύση, σε άλλες περιπτώσεις μπορεί να παγιδευτεί σε τοπικά βέλτιστα και να σταματήσει να αναζητεί σε όλο τον χώρο του προβλήματος. Η πρόκληση αυτή αντιμετωπίζεται σε ένα βαθμό από αλγόριθμους που περιλαμβάνουν κάποιες τεχνικές όπως περιεγράφηκαν στο πέμπτο κεφάλαιο. Επίσης οι αλγόριθμοι ACO έχουν εξαιρετικά αποτελέσματα για προβλήματα NP-δύσκολα με σταθερές αποστάσεις μεταξύ των κόμβων (π.χ. TSP) ακόμα και για μεγάλο αριθμό κόμβων, δεν έχουν καλή απόδοση σε προβλήματα όπου οι αποστάσεις αλλάζουν δυναμικά (π.χ. routing) χωρίς την παράλληλη χρήση κάποιου άλλου αλγόριθμου. Η απόδοση των αλγορίθμων ACO επηρεάζεται από τα χαρακτηριστικά του προβλήματος βελτιστοποίησης, όπως η παρουσία πολλαπλών στόχων, οι περιορισμοί και η φύση του χώρου λύσεων. Η κατάλληλη προσαρμογή των παραμέτρων στα χαρακτηριστικά του προβλήματος βελτιώνει σημαντικά την ποιότητα των αποτελεσμάτων του. Ωστόσο ο ακριβής προσδιορισμός των παραμέτρων απαιτεί χρονοβόρους πειραματισμούς.

7.2 Επεκτασιμότητα, σύγκλιση και ευαισθησία στη ρύθμιση των παραμέτρων

Ενώ οι αλγόριθμοι ACO είναι ικανοί να βρίσκουν καλής ποιότητας λύσεις για περιπτώσεις ενός TSP διαφόρων μεγεθών, δεν έχουν χρησιμοποιηθεί σε περιπτώσεις μεγαλύτερες από μερικές δεκάδες χιλιάδες πόλεις. Αυτό οφείλεται στην εξάρτησή του από τον πίνακα φερομόνης, τη δομή δεδομένων που περιέχει τα επίπεδα φερομόνης για κάθε ακμή (ζεύγος πόλεων). Το μέγεθος αυτού του πίνακα αυξάνεται τετραγωνικά με τον αριθμό των πόλεων. Υποθέτοντας ότι ένα επίπεδο φερομόνης αποθηκεύεται ως 32-bit float, μια περίπτωση TSP μεγέθους 10.000 απαιτεί έναν πίνακα που καταλαμβάνει περίπου 380MB, ο οποίος μπορεί εύκολα να αντιμετωπιστεί από σύγχρονο υλισμικό. Ωστόσο, για ένα TSP 100.000 πόλεων, απαιτούνται περίπου 37GB, κάτι που είναι πολύ λιγότερο πρακτικό.

Οι αλγόριθμοι ACO μπορεί να συγκλίνουν σχετικά αργά, ιδίως στα αρχικά στάδια της διαδικασίας βελτιστοποίησης. Ενδέχεται επομένως να απαιτείται σημαντικός αριθμός επαναλήψεων για την επίτευξη βέλτιστων ή σχεδόν βέλτιστων λύσεων. Επίσης μπορούν να αντιμετωπίσουν προβλήματα στασιμότητας, όπου η διαδικασία αναζήτησης κολλάει σε μια υποβέλτιστη περιοχή του χώρου λύσεων, καταλήγοντας σε μια τελική λύση σημαντικά χειρότερη από την βέλτιστη.

Η απόδοση του ACO είναι ευαίσθητη στις τιμές των παραμέτρων του, όπως ο ρυθμός εξάτμισης της φερομόνης, οι παράμετροι α και β που προσδιορίζουν τη σχέση βάρους του χειριστικού και της φερομόνης τα αρχικά επίπεδα φερομόνης και οι ευρετικές πληροφορίες. Η λεπτομερής ρύθμιση αυτών των παραμέτρων για διαφορετικές περιπτώσεις προβλημάτων

απαιτεί πειραματική μελέτη που συνήθως δεν μπορεί να επαναχρησιμοποιηθεί αν αλλάξει σημαντικά το πρόβλημα ή ο αλγόριθμος.

Κεφάλαιο 8 Μελλοντικές κατευθύνσεις

Το κεφάλαιο αναλύει τους τομείς έρευνας για του αλγορίθμους ACO προτείνει βελτιώσεις για την απόδοση και επεκτασιμότητα του και διερευνά νέες εφαρμογές τους

8.1 Προσδιορισμός τομέων για μελλοντική έρευνα και καινοτομία στους αλγορίθμους ACO

Ένας τομέας ανάπτυξης των αλγορίθμων ACO είναι η προσαρμογή τους σε δυναμικά και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα, εξελισσόμενες δομές προβλημάτων και δυναμικούς περιορισμούς. Αυτό θα μπορούσε να περιλαμβάνει τη διερεύνηση μηχανισμών για συνεχή μάθηση και προσαρμογές σε πραγματικό χρόνο. Επίσης θα μπορούσε να διερευνηθεί η ενσωμάτωση των αλγορίθμων ACO με τεχνικές μηχανικής μάθησης. Αυτός ο υβριδισμός θα μπορούσε να ενισχύσει την προσαρμοστικότητα και την ευφυΐα των αλγορίθμων ACO, ιδίως σε πολύπλοκα και αβέβια περιβάλλοντα. Μια ακόμη διερεύνηση μπορεί να γίνει γύρω από τεχνικές για την περαιτέρω βελτίωση της επεκτασιμότητας των αλγορίθμων ACO, ιδίως για προβλήματα βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας, διερευνώντας στρατηγικές παραλληλοποίησης που αξιοποιούν σύγχρονες αρχιτεκτονικές υπολογιστών, συμπεριλαμβανομένων των κατανεμημένων και των υπολογιστικών νεφών. Μπορούν να αναπτυχθούν αλγόριθμοι ACO ή επεκτάσεις τους ικανές να χειρίζονται αποτελεσματικότερα προβλήματα συνεχούς βελτιστοποίησης. Αυτό θα μπορούσε να περιλαμβάνει τη διερεύνηση νέων κανόνων ενημέρωσης φερομόνης, μηχανισμών κατασκευής λύσεων ή άλλων προσαρμογών για την προσαρμογή σε συνεχείς χώρους λύσεων. Μια ακόμη επέκταση των αλγορίθμων ACO θα μπορούσε να γίνει για την αντιμετώπιση προβλημάτων βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων και σεναρίων με πολύπλοκους περιορισμούς. Η έρευνα θα μπορούσε να επικεντρωθεί στην ανάπτυξη αλγορίθμων που εξισορροπούν αντικρουόμενους στόχους και εξερευνούν αποτελεσματικά τους χώρους λύσεων που είναι αποδεκτοί από περιορισμούς. Σημαντική βελτίωση αποτελεί και η αντιμετώπιση της ανάγκης για επεξηγηματικότητα και ερμηνευσιμότητα στους αλγορίθμους ACO. Η ανάπτυξη μεθόδων για να καταστεί η διαδικασία λήψης αποφάσεων της ACO πιο διαφανής, ιδίως σε εφαρμογές όπου η κατανόηση της λογικής πίσω από τις αποφάσεις βελτιστοποίησης είναι ζωτικής σημασίας. Ένας ακόμη τομέας έρευνας που θα μπορούσε να έχει σημαντικές εφαρμογές είναι αυτός των υβριδικών προσεγγίσεων που συνδυάζουν τον ACO με άλλες μεταερευτικές τεχνικές βελτιστοποίησης. Αυτό θα μπορούσε να περιλαμβάνει την ενσωμάτωση της ACO με γενετικούς αλγορίθμους, προσομοιωμένη απόπτηση ή άλλους αλγορίθμους βελτιστοποίησης για τη δημιουργία πιο ισχυρών και ευέλικτων πλαισίων βελτιστοποίησης ανάλογα με τις ανάγκες ενός προβλήματος. Ένας τομέας ανάπτυξης είναι η εφαρμογή των αλγορίθμων ACO σε αναδυόμενες τεχνολογίες, συμπεριλαμβανομένων των κβαντικών υπολογιστών, των υπολογιστών ακμών και της αλυσίδας μπλοκ. Μπορεί να γίνει διεξαγωγή περισσότερων πειραμάτων και επικυρώσεων αλγορίθμων ACO σε διάφορες εφαρμογές του πραγματικού κόσμου. Αυτό περιλαμβάνει τομείς όπως η υγειονομική περίθαλψη, η χρηματοδότηση, οι έξυπνες πόλεις και η περιβαλλοντική βιωσιμότητα.

8.2 Προτάσεις για τη βελτίωση της απόδοσης και της επεκτασιμότητας του αλγορίθμου ACO

Η βελτίωση της απόδοσης και της επεκτασιμότητας των αλγορίθμων βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (ACO) περιλαμβάνει διάφορες στρατηγικές και τεχνικές που αποσκοπούν στην ενίσχυση της αποδοτικότητας, της ευρωστίας και της δυνατότητας εφαρμογής τους σε μεγαλύτερες περιπτώσεις προβλημάτων. Ακολουθούν ορισμένες προτάσεις για τη βελτίωση της απόδοσης και της επεκτασιμότητας των αλγορίθμων ACO: Διεξαγωγή εκτενούς συντονισμού παραμέτρων και ανάλυσης ευαισθησίας για τον προσδιορισμό των βέλτιστων ρυθμίσεων παραμέτρων για συγκεκριμένες περιπτώσεις προβλημάτων. Αυτό περιλαμβάνει παραμέτρους όπως ο ρυθμός εξάτμισης φερομόνης, οι ευρετικές πληροφορίες, η ισορροπία εξερεύνησης-εκμετάλλευσης και το μέγεθος του πληθυσμού. Ενσωμάτωση ευρετικών μεθόδων τοπικής αναζήτησης στο πλαίσιο ACO για τη βελτίωση της ποιότητας των λύσεων και της ταχύτητας σύγκλισης. Οι τεχνικές τοπικής αναζήτησης μπορούν να βοηθήσουν στην τελειοποίηση των λύσεων που λαμβάνονται από τα μυρμηγκία, οδηγώντας σε βελτιωμένη απόδοση, ιδίως στα τελικά στάδια του αλγορίθμου. Εφαρμογή προσαρμοστικών κανόνων ενημέρωσης φερομόνης που προσαρμόζουν δυναμικά τις τιμές φερομόνης με βάση την ποιότητα των λύσεων που συναντώνται κατά τη διαδικασία αναζήτησης. Οι προσαρμοστικές ενημερώσεις μπορούν να βοηθήσουν στη διατήρηση της ισορροπίας εξερεύνησης και εκμετάλλευσης και να μετριάσουν την πρόωρη σύγκλιση. Ανάπτυξη βελτιωμένων στρατηγικών εξερεύνησης για την ενθάρρυνση της ποικιλομορφίας στην εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει την εισαγωγή μηχανισμών που προωθούν την ποικιλομορφία, προσαρμοστικούς ρυθμούς εξερεύνησης ή εναλλακτικές στρατηγικές κατασκευής λύσεων για την αποτροπή της στασιμότητας σε τοπικά βέλτιστα. Παραλληλοποίηση αλγορίθμων ACO για την αξιοποίηση της υπολογιστικής ισχύος επεξεργαστών πολλών πυρήνων, συστάδων ή κατανεμημένων υπολογιστικών περιβαλλόντων. Αξιοποίηση δομών δεδομένων και αλγορίθμων αποδοτικής μνήμης για την αποτελεσματική διαχείριση των πληροφοριών φερομόνης, την κατασκευή λύσεων και την αξιολόγηση λύσεων. Ενσωμάτωση ευρετικών χαρακτηριστικών και γνώσης του τομέα για συγκεκριμένο πρόβλημα στο σχεδιασμό του αλγορίθμου ACO. Προσαρμόστε τον αλγόριθμο ώστε να αξιοποιεί αποτελεσματικά τα χαρακτηριστικά, τους περιορισμούς και τους στόχους του προβλήματος, οδηγώντας σε πιο ενημερωμένη και προσαρμοστική συμπεριφορά αναζήτησης. Μια μέθοδος βελτίωσης είναι οι υβριδικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν τον ACO με άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι, η προσομοιωμένη απόκτηση ή οι μέθοδοι τοπικής αναζήτησης. Ο υβριδισμός μπορεί να αξιοποιήσει τα πλεονεκτήματα διαφορετικών αλγορίθμων και να βελτιώσει τη συνολική απόδοση και την επεκτασιμότητα.

8.3 Διερεύνηση αναδυόμενων εφαρμογών και τομέων

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (ACO), με την ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης, έχουν δυνητικές εφαρμογές σε ένα ευρύ φάσμα τομέων. Ακολουθεί μια διερεύνηση των αναδυόμενων εφαρμογών και τομέων όπου οι αλγόριθμοι ACO βρίσκουν χρησιμότητα ή έχουν τη δυνατότητα να επιφέρουν σημαντικές επιπτώσεις:

Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να βελτιστοποιήσουν τον προγραμματισμό παραγωγής, την κατανομή των πόρων και την εφοδιαστική αλυσίδα εφοδιασμού σε περιβάλλοντα έξυπνης παραγωγής. Μπορούν να βοηθήσουν στην ελαχιστοποίηση του κόστους παραγωγής, στη μείωση των χρόνων παράδοσης και στη βελτίωση της συνολικής αποδοτικότητας των διαδικασιών παραγωγής. Στην υγειονομική περίθαλψη, οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να βελτιστοποιήσουν την κατανομή των νοσοκομειακών πόρων, τον προγραμματισμό των ασθενών και την εφοδιαστική υγειονομικής περίθαλψης. Μπορούν να βοηθήσουν στη

βελτίωση της ροής των ασθενών, στη μείωση των χρόνων αναμονής και στη βελτίωση της παροχής υπηρεσιών υγειονομικής περίθαλψης. Οι αλγόριθμοι ACO έχουν εφαρμογές στη βελτιστοποίηση της αστικής κινητικότητας και των συστημάτων μεταφορών. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση της ροής της κυκλοφορίας, των δρομολογίων των δημόσιων μεταφορών και της κατανομής των οχημάτων, οδηγώντας σε μείωση της κυκλοφοριακής συμφόρησης, μείωση των εκπομπών και βελτίωση της αποδοτικότητας των μεταφορών. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να βελτιστοποιήσουν ενεργειακά συστήματα, συμπεριλαμβανομένων των δικτύων διανομής ενέργειας, της ενσωμάτωσης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και της διαχείρισης της αποθήκευσης ενέργειας. Μπορούν να βοηθήσουν στη μεγιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης, στη βελτιστοποίηση της παραγωγής ενέργειας και στη μείωση του ενεργειακού κόστους. Οι αλγόριθμοι ACO εφαρμόζονται ευρέως στη βελτιστοποίηση των λειτουργιών της εφοδιαστικής αλυσίδας και των logistics. Μπορούν να βελτιστοποιήσουν τη διαχείριση των αποθεμάτων, το σχεδιασμό της διάταξης της αποθήκης και τον προγραμματισμό των διαδρομών διανομής, οδηγώντας σε εξοικονόμηση κόστους, βελτιωμένο κύκλο εργασιών των αποθεμάτων και αυξημένη αποτελεσματικότητα των παραδόσεων. Στη γεωργία, οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να βελτιστοποιήσουν τον σχεδιασμό καλλιεργειών, τον προγραμματισμό άρδευσης και τη δρομολόγηση αγροτικού εξοπλισμού. Μπορούν να βοηθήσουν τους αγρότες να μεγιστοποιήσουν την απόδοση των καλλιεργειών, να ελαχιστοποιήσουν τη χρήση των πόρων και να βελτιώσουν τη συνολική παραγωγικότητα της εκμετάλλευσης. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να εφαρμοστούν στη βελτιστοποίηση κυβερνο-φυσικών συστημάτων, συμπεριλαμβανομένων των έξυπνων δικτύων, των αυτόνομων οχημάτων και των ευφυών συστημάτων παραγωγής. Μπορούν να βελτιστοποιήσουν τη λειτουργία του συστήματος, την κατανομή πόρων και τον προγραμματισμό εργασιών σε πολύπλοκα διασυνδεδεμένα περιβάλλοντα. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να βοηθήσουν στις προσπάθειες διατήρησης του περιβάλλοντος βελτιστοποιώντας τον σχεδιασμό της διατήρησης της άγριας ζωής, τα έργα αποκατάστασης οικοτόπων και τις πρωτοβουλίες διατήρησης της βιοποικιλότητας. Μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό βέλτιστων στρατηγικών διατήρησης λαμβάνοντας υπόψη τους οικολογικούς περιορισμούς και τους περιορισμούς των πόρων. επιλέγοντας τον βέλτιστο συνδυασμό περιουσιακών στοιχείων για τη μεγιστοποίηση των αποδόσεων με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του κινδύνου. Μπορούν να βοηθήσουν στην επανεξισορρόπηση χαρτοφυλακίου, στην κατανομή περιουσιακών στοιχείων και στη λήψη επενδυτικών αποφάσεων σε δυναμικά περιβάλλοντα της αγοράς. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να παίξουν ρόλο στη βελτιστοποίηση των υποδομών έξυπνων πόλεων, συμπεριλαμβανομένου του ενεργειακά αποδοτικού σχεδιασμού κτιρίων, των ευφυών συστημάτων μεταφορών και της διαχείρισης αποβλήτων. Μπορούν να συμβάλουν στην οικοδόμηση βιώσιμων, ανθεκτικών και αποδοτικών αστικών περιβαλλόντων. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να βελτιστοποιήσουν το σχεδιασμό και τη διαχείριση τηλεπικοινωνιακών δικτύων, συμπεριλαμβανομένου του σχεδιασμού δικτύων κινητής τηλεφωνίας, της κατανομής φάσματος και της βελτιστοποίησης δρομολόγησης. Μπορούν να συμβάλουν στη βελτίωση της απόδοσης, της αξιοπιστίας και της ποιότητας υπηρεσιών του δικτύου.

Κεφάλαιο 9 Πρακτικές επιπτώσεις

Στο κεφάλαιο εξετάζονται οι πρακτικές επιπτώσεις των αλγορίθμων ACO και τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί σε προβλήματα πραγματικού κόσμου.

9.1 Οι πρακτικές επιπτώσεις της έρευνας στους αλγορίθμους ACO

Οι ACO είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικοί στην επίλυση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης, όπου ο στόχος είναι η εύρεση της καλύτερης λύσης ή μιας καλής λύσης από ένα πεπερασμένο σύνολο πιθανών λύσεων. Παραδείγματα περιλαμβάνουν το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή, τον προγραμματισμό εργασιών και τα προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων. Οι πρακτικές εφαρμογές καλύπτουν τον εφοδιασμό (logistics), τις μεταφορές, τις τηλεπικοινωνίες και τη μεταποίηση, όπου η βελτιστοποίηση της κατανομής των πόρων είναι ζωτικής σημασίας. Οι αλγόριθμοι ACO έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία για τη βελτιστοποίηση της δρομολόγησης σε δίκτυα υπολογιστών, δίκτυα μεταφορών και δίκτυα τηλεπικοινωνιών. Στις τηλεπικοινωνίες, οι ACO χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της διάταξης των πύργων κινητής τηλεφωνίας ή της δρομολόγησης των σημάτων επικοινωνίας, βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητα και μειώνοντας το κόστος. Χρησιμοποιούνται επίσης για τη βελτιστοποίηση εφοδιαστικών αλυσίδων, βοηθώντας τις εταιρείες να ελαχιστοποιήσουν το κόστος μεταφοράς, να μειώσουν τους χρόνους παράδοσης και να βελτιώσουν τη συνολική αποδοτικότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας. Μπορεί να βοηθήσει στον προσδιορισμό των βέλτιστων διαδρομών για τα οχήματα παράδοσης, τις τοποθεσίες των αποθηκών και τη διαχείριση των αποθεμάτων. Οι αλγόριθμοι ACO έχουν βρει εφαρμογές στο σχεδιασμό αποδοτικών τηλεπικοινωνιακών δικτύων, στον προσδιορισμό της βέλτιστης τοποθέτησης σταθμών βάσης και στη βελτιστοποίηση της διάταξης ασύρματων δικτύων αισθητήρων, βοηθώντας στην ελαχιστοποίηση του κόστους και εξασφαλίζοντας παράλληλα αποτελεσματική μετάδοση και κάλυψη δεδομένων. Οι αλγόριθμοι ACO βελτιστοποιούν τον προγραμματισμό παραγωγής, την αλληλουχία εργασιών και την κατανομή των πόρων στις διαδικασίες παραγωγής. Βοηθούν στην ελαχιστοποίηση του χρόνου παραγωγής, στη μείωση του χρόνου αδράνειας και στη βελτίωση της συνολικής αποδοτικότητας της παραγωγής. Οι αλγόριθμοι ACO εφαρμόζονται για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων, η οποία είναι ζωτικής σημασίας στις βιομηχανίες εφοδιασμού και μεταφορών για την αποτελεσματική παράδοση και διανομή. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για τη διαχείριση της κυκλοφορίας για τη βελτιστοποίηση των χρονοδιαγραμμάτων των φωτεινών σηματοδοτών και τη μείωση της συμφόρησης σε αστικές περιοχές. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να επεκταθούν για να χειριστούν προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων, όπου πρέπει να ληφθούν υπόψη ταυτόχρονα πολλαπλοί αντικρουόμενοι στόχοι. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε σενάρια του πραγματικού κόσμου όπου οι αποφάσεις πρέπει να εξισορροπούν πολλαπλά κριτήρια, όπως το κόστος, ο χρόνος και οι περιβαλλοντικές επιπτώσεις. Έχουν επίσης προσαρμοστεί για να χειρίζονται δυναμικά και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα συνήθως σε συνδυασμό με κάποιον άλλο αλγόριθμο. Μπορεί να προσαρμόζει τη συμπεριφορά του σε απόκριση στις αλλαγές στο χώρο του προβλήματος, καθιστώντας το κατάλληλο για εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο όπου οι συνθήκες μπορεί να μεταβάλλονται.

9.2 Εξέταση των πλεονεκτημάτων και των περιορισμών της χρήσης αλγορίθμων ACO σε προβλήματα βελτιστοποίησης του πραγματικού κόσμου

9.2.1 Πλεονεκτήματα

Οι αλγόριθμοι ACO στην επίλυση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης, όπου ο στόχος είναι η εύρεση της καλύτερης λύσης από ένα πεπερασμένο σύνολο δυνατοτήτων. Αυτό την καθιστά κατάλληλη για διάφορα σενάρια του πραγματικού κόσμου, όπως η δρομολόγηση οχημάτων, ο προγραμματισμός και η βελτιστοποίηση δικτύων. Επίσης είναι ικανοί να βρίσκουν συνολικά βέλτιστες λύσεις, γεγονός που είναι ζωτικής σημασίας σε πολλές εφαρμογές του πραγματικού κόσμου, όπου τα τοπικά βέλτιστα δεν επαρκούν. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να προσαρμοστούν σε δυναμικά και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι πολύτιμο σε σενάρια όπου το πρόβλημα βελτιστοποίησης εξελίσσεται με την πάροδο του χρόνου. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να παραλληλιστούν, επιτρέποντας καταναμημένη και ταυτόχρονη επεξεργασία. Αυτό τους καθιστά κλιμακούμενους και ικανούς να χειρίζονται προβλήματα βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας. Οι αλγόριθμοι ACO είναι σχετικά εύκολοι στην υλοποίηση και την κατανόηση, καθιστώντας τους προσιτούς σε επαγγελματίες με διαφορετικό υπόβαθρο. Οι αλγόριθμοι ACO έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένων των logistics, των τηλεπικοινωνιών, της μεταποίησης και άλλων. Η ευελιξία του το καθιστά πολύτιμο εργαλείο σε διάφορους κλάδους.

9.2.2 Περιορισμοί

Ειδικά για προβλήματα μεγάλης κλίμακας, οι αλγόριθμοι ACO μπορεί να είναι υπολογιστικά ακριβοί. Η χρονική πολυπλοκότητα μπορεί να περιορίσει την εφαρμογή τους σε σενάρια με αυστηρούς υπολογιστικούς περιορισμούς. Οι αλγόριθμοι ACO περιλαμβάνουν συνήθως αρκετές παραμέτρους που πρέπει να ρυθμιστούν προσεκτικά. Η ευαισθησία στις ρυθμίσεις των παραμέτρων μπορεί να επηρεάσει την απόδοση του αλγορίθμου και απαιτεί ειδικές γνώσεις για τον τομέα για τη βελτιστοποίηση. Οι αλγόριθμοι ACO ενδέχεται να συγκλίνουν αργά, ιδίως σε περιπτώσεις όπου ο χώρος λύσεων είναι πολύπλοκος ή ελάχιστα δομημένος. Αυτό μπορεί να επηρεάσει την πρακτικότητά τους σε εφαρμογές που είναι ευαίσθητες στον χρόνο. Οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι ACO έχουν σχεδιαστεί για διακριτά προβλήματα βελτιστοποίησης. Ενώ υπάρχουν επεκτάσεις για συνεχή βελτιστοποίηση, ενδέχεται να μην αποδίδουν τόσο καλά όσο άλλοι αλγόριθμοι ειδικά προσαρμοσμένοι για συνεχείς τομείς. Η απόδοση των ACO επηρεάζεται από τη δομή του προβλήματος βελτιστοποίησης. Σε ορισμένες περιπτώσεις, όπου η δομή του προβλήματος δεν είναι κατάλληλη για τα πλεονεκτήματα του ACO, εναλλακτικοί αλγόριθμοι μπορεί να είναι πιο αποτελεσματικοί. Οι αλγόριθμοι ACO ενδέχεται να απαιτούν σημαντική μνήμη, ιδίως όταν πρόκειται για μεγάλες περιπτώσεις προβλημάτων. Αυτό μπορεί να αποτελέσει περιορισμό σε περιβάλλοντα με περιορισμένους πόρους. Η επίτευξη μιας καλής ισορροπίας μεταξύ διερεύνησης και εκμετάλλευσης είναι ζωτικής σημασίας για τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης. Ο ACO μπορεί να δυσκολεύεται να διατηρήσει αυτή την ισορροπία σε ορισμένες καταστάσεις, οδηγώντας σε μη βέλτιστες λύσεις. Ενώ οι αλγόριθμοι ACO είναι ικανοί να βρίσκουν συνολικά βέλτιστες λύσεις, δεν υπάρχει εγγύηση ότι θα συγκλίνουν πάντα στο συνολικό βέλτιστο. Η απόδοση του αλγορίθμου μπορεί να επηρεαστεί από παράγοντες όπως τα ποσοστά εξάτμισης της φερομόνης και οι κανόνες κατασκευής λύσεων.

Κεφάλαιο 10 Συμπεράσματα

10.1 Σύνοψη των βασικών ευρημάτων από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση

Οι αλγόριθμοι ACO έχουν βελτιωθεί και επεκταθεί από την επιστημονική κοινότητα εδώ και τρεις δεκαετίες. Η πιο τυπική χρήση τους είναι σε προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης όπου προσφέρουν καλά αποτελέσματα για μεγάλο αριθμό κόμβων. Επίσης είναι γρηγορότεροι από αντίστοιχους βιολογικά εμπνευσμένους αλγόριθμους. Έχουν χρησιμοποιηθεί για λύση προβλημάτων σε πολλούς τεχνολογικούς τομείς όπως την ρομποτική, την υπολογιστική νέφους και την βιοπληροφορική. Δυνατό τους σημείο είναι η αποφυγή των τοπικών βέλτιστων και η ικανότητά τους να προσαρμόζονται σε δυναμικά προβλήματα. Το κύριο μειονέκτημα τους είναι η εξάρτηση της απόδοσής τους σε παραμέτρους που πρέπει να υπολογιστούν ξεχωριστά για διαφορετικά προβλήματα.

10.2 Η σημασία των αλγορίθμων ACO στη βελτιστοποίηση και τη λήψη αποφάσεων

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (ACO) διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη βελτιστοποίηση και τη λήψη αποφάσεων σε διάφορους τομείς. Η σημασία τους απορρέει από την ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν σύνθετα προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης, προσφέροντας αποτελεσματικές λύσεις σε σενάρια όπου οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι μπορεί να δυσκολεύονται. Οι αλγόριθμοι ACO υπερέχουν στην επίλυση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης, όπου ο στόχος είναι η εύρεση της καλύτερης λύσης από ένα πεπερασμένο σύνολο δυνατοτήτων. Σε αυτά περιλαμβάνονται προβλήματα όπως το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή, η δρομολόγηση οχημάτων, ο προγραμματισμός εργασιών και η βελτιστοποίηση δικτύων. Οι αλγόριθμοι ACO έχουν σχεδιαστεί για να βρίσκουν συνολικά βέλτιστες λύσεις. Αυτό είναι ιδιαίτερα κρίσιμο σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων όπου η επίτευξη της καλύτερης συνολικής λύσης είναι απαραίτητη και τα τοπικά βέλτιστα δεν επαρκούν. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να προσαρμοστούν για να χειρίζονται δυναμικά και μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι πολύτιμο σε σενάρια του πραγματικού κόσμου όπου οι απαιτήσεις βελτιστοποίησης εξελίσσονται με την πάροδο του χρόνου, όπως οι μεταφορές και την δρομολόγηση (routing). Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να παραλληλιστούν, επιτρέποντας κατανομή και ταυτόχρονη επεξεργασία. Αυτή η επεκτασιμότητα είναι σημαντική για τον αποτελεσματικό χειρισμό προβλημάτων βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας. Έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορους κλάδους, συμπεριλαμβανομένων των εφοδιαστικών αλυσίδων, των τηλεπικοινωνιών, της μεταποίησης και άλλων. Η ευελιξία τους τους καθιστά εφαρμόσιμους σε ένα ευρύ φάσμα προκλήσεων βελτιστοποίησης. Σε περιβάλλοντα λήψης αποφάσεων που αφορούν την κατανομή πόρων, μπορούν να βελτιστοποιήσουν την κατανομή πόρων, όπως οχήματα, ανθρώπινο δυναμικό και αποθέματα, οδηγώντας σε βελτιωμένη αποδοτικότητα και οικονομική αποτελεσματικότητα. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να παρέχουν υποστήριξη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, ιδίως σε σενάρια όπου οι αποφάσεις πρέπει να ληφθούν γρήγορα. Αυτό είναι επωφελές σε δυναμικά περιβάλλοντα, όπως η διαχείριση της κυκλοφορίας ή ο σχεδιασμός αντιμετώπισης έκτακτης ανάγκης. Οι αλγόριθμοι ACO μπορούν να επεκταθούν για να χειρίζονται προβλήματα βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων, όπου πρέπει να λαμβάνονται υπόψη ταυτόχρονα πολλαπλοί αντικρουόμενοι στόχοι. Αυτό είναι πολύτιμο σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων που περιλαμβάνουν την εξισορρόπηση πολλαπλών κριτηρίων. Οι αλγόριθμοι ACO είναι σχετικά

εύκολο να εφαρμοστούν και να κατανοηθούν, καθιστώντας τους προσιτούς σε επαγγελματίες με διαφορετικό υπόβαθρο. Αυτή η ευκολία εφαρμογής είναι πλεονέκτημα για τη γρήγορη υιοθέτηση σε διάφορες βιομηχανίες.

10.3 Τελικές παρατηρήσεις σχετικά με τον πιθανό αντίκτυπο των αλγορίθμων ACO σε διάφορους τομείς

Συμπερασματικά, ο δυνητικός αντίκτυπος των αλγορίθμων βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών (ACO) σε διάφορους τομείς είναι σημαντικός και οι αλγόριθμοι αυτοί έχουν αποδείξει την αποτελεσματικότητά τους στην αντιμετώπιση σύνθετων προβλημάτων βελτιστοποίησης σε διάφορους τομείς. Οι εμπνευσμένες από τη φύση ευρετικές μέθοδοι των αλγορίθμων ACO, που προέρχονται από τη συμπεριφορά αναζήτησης τροφής των μυρμηγκιών, προσφέρουν μια πολύτιμη προσέγγιση για την επίλυση προκλήσεων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Οι ακόλουθες καταληκτικές παρατηρήσεις υπογραμμίζουν τον πιθανό αντίκτυπο των αλγορίθμων ACO:

Οι αλγόριθμοι ACO θα μπορούσαν να ενσωματωθούν σε αναδυόμενες τεχνολογίες όπως η τεχνητή νοημοσύνη (AI), η μηχανική μάθηση και το Διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT). Αυτή η συνέργεια θα μπορούσε να ενισχύσει την προσαρμοστικότητα και την ευφυΐα των συστημάτων ACO, καθιστώντας τα πιο ικανά σε δυναμικά και πολύπλοκα περιβάλλοντα. Οι μελλοντικές εξελίξεις μπορεί να επικεντρωθούν στη βελτίωση της επεκτασιμότητας των αλγορίθμων ACO, επιτρέποντάς τους να χειρίζονται ακόμη μεγαλύτερα και πιο περίπλοκα προβλήματα βελτιστοποίησης. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό στο πλαίσιο του αυξανόμενου μεγέθους των συνόλων δεδομένων και των πολύπλοκων συστημάτων σε διάφορους κλάδους. Οι υβριδικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν τους αλγόριθμους ACO με άλλες τεχνικές βελτιστοποίησης θα μπορούσαν να γίνουν πιο διαδεδομένες. Τέτοιοι συνδυασμοί μπορούν να αξιοποιήσουν τα πλεονεκτήματα διαφορετικών αλγορίθμων για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων πτυχών πολύπλοκων προβλημάτων, οδηγώντας σε βελτιωμένη απόδοση και ανθεκτικότητα. Καθώς οι πόλεις εξελίσσονται σε έξυπνες πόλεις, οι αλγόριθμοι ACO θα μπορούσαν να διαδραματίσουν κρίσιμο ρόλο στη βελτιστοποίηση του αστικού σχεδιασμού, της διαχείρισης της κυκλοφορίας, της κατανάλωσης ενέργειας και της κατανομής των πόρων. Αυτοί οι αλγόριθμοι μπορούν να συμβάλουν στην ανάπτυξη αποδοτικών και βιώσιμων αστικών περιβαλλόντων. Οι αλγόριθμοι ACO θα μπορούσαν να διαδραματίσουν ρόλο στην αντιμετώπιση των περιβαλλοντικών προκλήσεων, βελτιστοποιώντας τη χρήση των πόρων με βιώσιμους τρόπους. Αυτό περιλαμβάνει εφαρμογές στη διαχείριση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, τη μείωση των αποβλήτων και την οικολογική διατήρηση. Θα μπορούσαν επίσης να βρουν εφαρμογές στη βελτιστοποίηση της υγειονομικής περίθαλψης, βοηθώντας στον προγραμματισμό των ιατρικών διαδικασιών, στην κατανομή των πόρων στα νοσοκομεία και στη βελτιστοποίηση της εφοδιαστικής υγειονομικής περίθαλψης. Αυτό θα μπορούσε να οδηγήσει σε βελτιωμένη φροντίδα των ασθενών και λειτουργική αποτελεσματικότητα. Με την ανάπτυξη των τεχνολογιών κβαντικής πληροφορικής, ενδέχεται να υπάρξουν προσπάθειες προσαρμογής των αλγορίθμων ACO ώστε να αξιοποιηθεί η δυνητική επιτάχυνση που προσφέρουν οι κβαντικοί υπολογιστές. Αυτό θα μπορούσε να επηρεάσει σημαντικά την αποτελεσματικότητα των διαδικασιών βελτιστοποίησης για ορισμένους τύπους προβλημάτων. Οι αλγόριθμοι ACO μπορεί να βρουν αυξημένη χρήση σε αυτόνομα συστήματα, όπως τα αυτοκινούμενα οχήματα και τα μη επανδρωμένα αεροσκάφη, για τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο. Η ικανότητά τους να προσαρμόζονται σε δυναμικά περιβάλλοντα θα μπορούσε να συμβάλει σε ασφαλέστερες και αποτελεσματικότερες αυτόνομες λειτουργίες. Οι μελλοντικές εξελίξεις στους αλγόριθμους ACO μπορεί να επικεντρωθούν στη βελτίωση της επεξηγηματικότητας και

της διαφάνειας των διαδικασιών λήψης αποφάσεων. Αυτό είναι ζωτικής σημασίας, ιδίως σε εφαρμογές όπου η κατανόηση της λογικής πίσω από τις αποφάσεις βελτιστοποίησης είναι απαραίτητη για την αποδοχή από τους χρήστες. Μπορεί να προκύψουν προσπάθειες συνεργασίας και τυποποίησης στην ανάπτυξη και εφαρμογή αλγορίθμων ACO. Αυτό θα μπορούσε να διευκολύνει την ανταλλαγή γνώσεων, τις βέλτιστες πρακτικές και την καθιέρωση σημείων αναφοράς, οδηγώντας σε ευρύτερη και αποτελεσματικότερη χρήση των τεχνικών ACO.

Βιβλιογραφία

- [1] S. Goss, S. Aron, J. L. Deneubourg, and J. M. Pasteels, “Self-organized shortcuts in the Argentine ant,” *Naturwissenschaften*, vol. 76, no. 12, pp. 579–581, Dec. 1989, doi: 10.1007/BF00462870.
- [2] E. Bonabeau, G. Theraulaz, J.-L. Deneubourg, S. Aron, and S. Camazine, “Self-organization in social insects,” *Trends Ecol. Evol.*, vol. 12, no. 5, pp. 188–193, May 1997, doi: 10.1016/S0169-5347(97)01048-3.
- [3] J.-L. Deneubourg, S. Aron, S. Goss, and J. M. Pasteels, “The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant,” *J. Insect Behav.*, vol. 3, pp. 159–168, 1990.
- [4] S. Camazine, J.-L. Deneubourg, N. Franks, J. Sneyd, G. Theraulaz, and E. Bonabeau, “Self-Organization in Biological Systems, ser,” *Princet. Stud. Complex. Princet. Univ. Press*, 2001.
- [5] H. Haken, *Synergetics: An Introduction*, vol. 1. in Springer Series in Synergetics, vol. 1. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1983. doi: 10.1007/978-3-642-88338-5.
- [6] J. Schnakenberg, “G. Nicolis und I. Prigogine: *Self-Organization in Nonequilibrium Systems*. From Dissipative Structures to Order through Fluctuations. J. Wiley & Sons, New York, London, Sydney, Toronto 1977. 491 Seiten, Preis: £ 20.–, \$ 34.–,” *Berichte Bunsenges. Für Phys. Chem.*, vol. 82, no. 6, pp. 672–672, Jun. 1978, doi: 10.1002/bbpc.197800155.
- [7] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colorni, “Ant System: An Autocatalytic Optimizing Process,” 1991.
- [8] L. M. Gambardella and M. Dorigo, “Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies,” in *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 1996, pp. 622–627. doi: 10.1109/ICEC.1996.542672.
- [9] T. Stützle and H. H. Hoos, “Improving the Ant System: A detailed report on the MAX–MIN Ant System,” *FG Intellektik FB Inform. TU Darmstadt Ger. Tech Rep AIDA–96–12*, 1996.
- [10] B. Bullnheimer, “A new rank based version of the ant system: A computational study,” *Cent. Eur J Oper Res Econ*, vol. 7, pp. 25–38, 1999.
- [11] V. Maniezzo, “Exact and Approximate Nondeterministic Tree-Search Procedures for the Quadratic Assignment Problem,” *Inf. J. Comput.*, vol. 11, no. 4, pp. 358–369, Nov. 1999, doi: 10.1287/ijoc.11.4.358.
- [12] S. Iredi, D. Merkle, and M. Middendorf, “Bi-criterion optimization with multi colony ant algorithms,” presented at the Evolutionary Multi-Criterion Optimization: First International Conference, EMO 2001 Zurich, Switzerland, March 7–9, 2001 Proceedings 1, Springer, 2001, pp. 359–372.
- [13] B. Prabhakar, K. N. Dektar, and D. M. Gordon, “The regulation of ant colony foraging activity without spatial information,” 2012.
- [14] D. Zaidman and H. J. Wolfson, “PinaColada: peptide–inhibitor ant colony ad-hoc design algorithm,” *Bioinformatics*, vol. 32, no. 15, pp. 2289–2296, 2016.
- [15] M. Mladineo, I. Veza, and N. Gjeldum, “Solving partner selection problem in cyber-physical production networks using the HUMANT algorithm,” *Int. J. Prod. Res.*, vol. 55, no. 9, pp. 2506–2521, 2017.
- [16] T. Stützle and H. H. Hoos, “MAX–MIN ant system,” *Future Gener. Comput. Syst.*, vol. 16, no. 8, pp. 889–914, 2000.
- [17] M. Dorigo and T. Stützle, *Ant colony optimization*. Cambridge, Mass: MIT Press, 2004.

- [18] F. Goudarzi, H. Asgari, and H. S. Al-Raweshidy, "Traffic-Aware VANET Routing for City Environments—A Protocol Based on Ant Colony Optimization," *IEEE Syst. J.*, vol. 13, no. 1, pp. 571–581, Mar. 2019, doi: 10.1109/JSYST.2018.2806996.
- [19] J. Hong, A. Diabat, V. V. Panicker, and S. Rajagopalan, "A two-stage supply chain problem with fixed costs: An ant colony optimization approach," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 204, pp. 214–226, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.ijpe.2018.07.019.
- [20] H. Yang, J. Qi, Y. Miao, H. Sun, and J. Li, "A New Robot Navigation Algorithm Based on a Double-Layer Ant Algorithm and Trajectory Optimization," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 66, no. 11, pp. 8557–8566, Nov. 2019, doi: 10.1109/TIE.2018.2886798.
- [21] L. Sun, X. Kong, J. Xu, Z. Xue, R. Zhai, and S. Zhang, "A Hybrid Gene Selection Method Based on ReliefF and Ant Colony Optimization Algorithm for Tumor Classification," *Sci. Rep.*, vol. 9, no. 1, p. 8978, Jun. 2019, doi: 10.1038/s41598-019-45223-x.
- [22] Z. Shafahi and A. Yari, "An efficient task scheduling in cloud computing based on ACO algorithm," in *2021 12th International Conference on Information and Knowledge Technology (IKT)*, IEEE, 2021, pp. 72–77.
- [23] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 53–66, 1997.
- [24] S. Patnaik, X.-S. Yang, and K. Nakamatsu, *Nature-inspired computing and optimization*, vol. 10. Springer, 2017.
- [25] Y. Zhang, L. Wu, and S. Wang, "UCAV path planning based on FSCABC," *Inf.- Int. Interdiscip. J.*, vol. 14, no. 3, pp. 687–692, 2011.
- [26] D. Karaboga, "An idea based on honey bee swarm for numerical optimization," Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer ..., 2005.
- [27] D. Karaboga and B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm," *J. Glob. Optim.*, vol. 39, pp. 459–471, 2007.
- [28] D. Karaboga and B. Akay, "A survey: algorithms simulating bee swarm intelligence," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 31, pp. 61–85, 2009.
- [29] W. Gao and S. Liu, "A modified artificial bee colony algorithm," *Comput. Oper. Res.*, vol. 39, no. 3, pp. 687–697, 2012.
- [30] D. Karaboga, B. Gorkemli, C. Ozturk, and N. Karaboga, "A comprehensive survey: artificial bee colony (ABC) algorithm and applications," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 42, pp. 21–57, 2014.
- [31] X. Deng, "An enhanced artificial bee colony approach for customer segmentation in mobile e-commerce environment," *Int. J. Adv. Comput. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 139–148, 2013.
- [32] M. S. Prabha and S. Vijayarani, "Association rule hiding using artificial bee colony algorithm," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 33, no. 2, pp. 41–47, 2011.
- [33] M. S. P. Babu and N. T. Rao, "Implementation of artificial bee colony (abc) algorithm on garlic expert advisory system," *Int J Comput Sci Res*, vol. 1, no. 1, pp. 69–74, 2010.
- [34] X.-S. Yang and S. Deb, "Eagle strategy using Lévy walk and firefly algorithms for stochastic optimization," in *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)*, Springer, 2010, pp. 101–111.
- [35] A. H. Gandomi, X.-S. Yang, and A. H. Alavi, "Mixed variable structural optimization using firefly algorithm," *Comput. Struct.*, vol. 89, no. 23–24, pp. 2325–2336, 2011.

- [36] X.-S. Yang, S. S. S. Hosseini, and A. H. Gandomi, "Firefly algorithm for solving non-convex economic dispatch problems with valve loading effect," *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, no. 3, pp. 1180–1186, 2012.
- [37] I. Fister, I. Fister Jr, X.-S. Yang, and J. Brest, "A comprehensive review of firefly algorithms," *Swarm Evol. Comput.*, vol. 13, pp. 34–46, 2013.
- [38] A. Kavousi-Fard, H. Samet, and F. Marzbani, "A new hybrid modified firefly algorithm and support vector regression model for accurate short term load forecasting," *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 13, pp. 6047–6056, 2014.
- [39] A. Mishra, C. Agarwal, A. Sharma, and P. Bedi, "Optimized gray-scale image watermarking using DWT–SVD and Firefly Algorithm," *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 17, pp. 7858–7867, 2014.
- [40] A. Rahmani and S. A. MirHassani, "A hybrid firefly-genetic algorithm for the capacitated facility location problem," *Inf. Sci.*, vol. 283, pp. 70–78, 2014.
- [41] N. C. Long, P. Meesad, and H. Unger, "A highly accurate firefly based algorithm for heart disease prediction," *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 21, pp. 8221–8231, 2015.
- [42] O. P. Verma, D. Aggarwal, and T. Patodi, "Opposition and dimensional based modified firefly algorithm," *Expert Syst. Appl.*, vol. 44, pp. 168–176, 2016.
- [43] X.-S. Yang, "A new metaheuristic bat-inspired algorithm," in *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)*, Springer, 2010, pp. 65–74.
- [44] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and X.-S. Yang, "Binary bat algorithm," *Neural Comput. Appl.*, vol. 25, pp. 663–681, 2014.
- [45] N. S. Jaddi, S. Abdullah, and A. R. Hamdan, "Multi-population cooperative bat algorithm-based optimization of artificial neural network model," *Inf. Sci.*, vol. 294, pp. 628–644, 2015.
- [46] X.-S. Yang, "Bat algorithm for multi-objective optimisation," *Int. J. Bio-Inspired Comput.*, vol. 3, no. 5, pp. 267–274, 2011.
- [47] A. Rekaby, "Directed Artificial Bat Algorithm (DABA)-A new bio-inspired algorithm," in *2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, IEEE, 2013, pp. 1241–1246.
- [48] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and X. Yang, *Binary bat algorithm, neural computing and applications (in press)(2014)*. Springer. doi, 2014.
- [49] A. H. Gandomi, X.-S. Yang, A. H. Alavi, and S. Talatahari, "Bat algorithm for constrained optimization tasks," *Neural Comput. Appl.*, vol. 22, pp. 1239–1255, 2013.
- [50] X.-S. Yang and X. He, "Bat algorithm: literature review and applications," *Int. J. Bio-Inspired Comput.*, vol. 5, no. 3, pp. 141–149, 2013.
- [51] A. H. Gandomi and X.-S. Yang, "Chaotic bat algorithm," *J. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 224–232, 2014.
- [52] D. Rodrigues *et al.*, "A wrapper approach for feature selection based on bat algorithm and optimum-path forest," *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 5, pp. 2250–2258, 2014.
- [53] X.-B. Meng, X. Z. Gao, Y. Liu, and H. Zhang, "A novel bat algorithm with habitat selection and Doppler effect in echoes for optimization," *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 17–18, pp. 6350–6364, 2015.
- [54] R. Svečko and D. Kusić, "Feedforward neural network position control of a piezoelectric actuator based on a BAT search algorithm," *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 13, pp. 5416–5423, 2015.
- [55] E. S. Ali, "Optimization of power system stabilizers using BAT search algorithm," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 61, pp. 683–690, 2014.

- [56] L. Li, J. Y. Halpern, P. Bahl, Y.-M. Wang, and R. Wattenhofer, "A cone-based distributed topology-control algorithm for wireless multi-hop networks," *IEEEACM Trans. Netw.*, vol. 13, no. 1, pp. 147–159, 2005.
- [57] P. Musikapun and P. Pongcharoen, "Solving multi-stage multi-machine multi-product scheduling problem using bat algorithm," in *2nd international conference on management and artificial intelligence*, IACSIT Press Singapore, 2012, pp. 98–102.
- [58] G. Wang and L. Guo, "A novel hybrid bat algorithm with harmony search for global numerical optimization," *J. Appl. Math.*, vol. 2013, 2013.
- [59] T.-H. Yi, H.-N. Li, and X.-D. Zhang, "Sensor placement on Canton Tower for health monitoring using asynchronous-climb monkey algorithm," *Smart Mater. Struct.*, vol. 21, no. 12, p. 125023, 2012.
- [60] A. Mucherino and O. Seref, "Monkey search: a novel metaheuristic search for global optimization," in *AIP conference proceedings*, American Institute of Physics, 2007, pp. 162–173.
- [61] R. GLarralde, "H 2004 Lévy walk patterns in the foraging movements of spider monkeys (*Ateles geoffroyi*)," *Behav. Ecol. Sociobiol.*, vol. 55, p. 223230.
- [62] P. V. Vu and D. M. Chandler, "A fast wavelet-based algorithm for global and local image sharpness estimation," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 19, no. 7, pp. 423–426, 2012.
- [63] S. Zhang, J. Yang, and V. Cheedella, "Monkey: Approximate graph mining based on spanning trees," in *2007 IEEE 23rd International Conference on Data Engineering*, IEEE, 2006, pp. 1247–1249.
- [64] R. Tang, S. Fong, X.-S. Yang, and S. Deb, "Wolf search algorithm with ephemeral memory," in *Seventh international conference on digital information management (ICDIM 2012)*, IEEE, 2012, pp. 165–172.
- [65] C. Liu, X. Yan, C. Liu, and H. Wu, "The wolf colony algorithm and its application," *Chin. J. Electron.*, vol. 20, no. 2, pp. 212–216, 2011.
- [66] 王建群, 贾洋洋, and 肖庆元, "Application of wolf pack search algorithm to optimal operation of hydropower station," *Adv. Sci. Technol. Water Resour.*, vol. 35, no. 3, pp. 1–4, 2015.
- [67] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, *Grey Wolf Optimizer Adv Eng Softw 69: 46–61*, ed, 2014.
- [68] S. Mirjalili, "How effective is the Grey Wolf optimizer in training multi-layer perceptrons," *Appl. Intell.*, vol. 43, pp. 150–161, 2015.
- [69] N. Muangkote, K. Sunat, and S. Chiewchanwattana, "An improved grey wolf optimizer for training q-Gaussian Radial Basis Functional-link nets," in *2014 international computer science and engineering conference (ICSEC)*, IEEE, 2014, pp. 209–214.
- [70] L. I. Wong, M. H. Sulaiman, M. R. Mohamed, and M. S. Hong, "Grey Wolf Optimizer for solving economic dispatch problems," in *2014 IEEE international conference on power and energy (PECon)*, IEEE, 2014, pp. 150–154.
- [71] A. A. El-Gaafary, Y. S. Mohamed, A. M. Hemeida, and A.-A. A. Mohamed, "Grey wolf optimization for multi input multi output system," *Univers. J. Commun. Netw.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–6, 2015.
- [72] S. Saremi, S. Z. Mirjalili, and S. M. Mirjalili, "Evolutionary population dynamics and grey wolf optimizer," *Neural Comput. Appl.*, vol. 26, pp. 1257–1263, 2015.
- [73] A. Madadi and M. M. Motlagh, "Optimal control of DC motor using grey wolf optimizer algorithm," *Tech J Eng Appl Sci*, vol. 4, no. 4, pp. 373–379, 2014.
- [74] E. Emary, H. M. Zawbaa, C. Grosan, and A. E. Hassenian, "Feature subset selection approach by gray-wolf optimization," in *Afro-European Conference for Industrial*

Advancement: Proceedings of the First International Afro-European Conference for Industrial Advancement AECIA 2014, Springer, 2015, pp. 1–13.

- [75] S.-J. Huang, X.-Z. Liu, W.-F. Su, S.-C. Tsai, and C.-M. Liao, “Application of wolf group hierarchy optimization algorithm to fault section estimation in power systems,” in *2014 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, IEEE, 2014, pp. 1163–1166.
- [76] K. Chaudhari and A. Thakkar, “Travelling salesman problem: an empirical comparison between ACO, PSO, ABC, FA and GA,” in *Emerging Research in Computing, Information, Communication and Applications: ERCICA 2018, Volume 2*, Springer, 2019, pp. 397–405.
- [77] Y. Chen and N. Shang, “Comparison of GA, ACO algorithm, and PSO algorithm for path optimization on free-form surfaces using coordinate measuring machines,” *Eng. Res. Express*, vol. 3, no. 4, p. 045039, 2021.

