



ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ

Μεταπτυχιακή Ειδίκευση στα πληροφορικά συστήματα

**Βελτιστοποίηση απόδοσης αγροτικού
ρομπότ συλλογής καρπών από χωράφι**

ΚΑΡΑΤΣΙΟΛΗΣ ΣΑΒΒΑΣ

Επιβλέπων: Δρ Χατζηλάκος Θανάσης

ΙΟΥΝΙΟΣ 2011



Βελτιστοποίηση απόδοσης αγροτικού ρομπότ συλλογής καρπών από χωράφι

© ΑΠΚυ, 2011

Η παρούσα διατριβή, η οποία εκπονήθηκε στα πλαίσια της θεματικής ενότητας ΠΛΗΣ 700 – Διπλωματική Εργασία του προγράμματος ‘Μεταπτυχιακό πρόγραμμα στα πληροφοριακά και επικοινωνιακά συστήματα’ και τα λοιπά αποτελέσματα της εργασίας αποτελούν συνιδιοκτησία του πανεπιστημίου και του φοιτητή, ο καθένας από τους οποίους έχει δικαίωμα ανεξάρτητης χρήσης και αναπαραγωγής (στο σύνολο ή τμηματικά) για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, σε κάθε περίπτωση αναφέροντας τον τίτλο, το συγγραφέα και το ΑΠΚυ, όπου εκπονήθηκε η εργασία, καθώς και τον επιβλέποντα και την επιτροπή κρίσης.

«Βελτιστοποίηση απόδοσης αγροτικού ρομπότ συλλογής καρπών»

ΚΑΡΑΤΣΙΟΛΗΣ ΣΑΒΒΑΣ

Δρ Χατζηλάκος Θανάσης

Δρ Ανδρέου Μαρία

Δρ Καλλές Δημήτρης

Επιβλέπων

Μέλος 1

Μέλος 2

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η χρήση αγροτικών ρομπότ για την εκτέλεση αγροτικών εργασιών έχει ωριμάσει τα τελευταία χρόνια και έχει επεκταθεί από τα πλαίσια του πρώιμου ερευνητικού πεδίου σε αυτό των επιχειρηματικών εφαρμογών. Οι πιο διαδεδομένες χρήσεις αγροτικών ρομπότ αφορούν τον ελεγχόμενο και στοχευόμενο ψεκασμό παρασίτων και το κλάδεμα καλλιεργειών. Τα πλεονεκτήματα δε της χρήσης των αγροτικών ρομπότ είναι η απρόσκοπτη εργασία, ο περιορισμός του κόστους εκτέλεσης, η ανώτερη μέση ποιότητα και η ανώτερη μέση ακρίβεια στην εκτέλεση των αγροτικών εργασιών που τους ανατίθενται. Στον αντίποδα σοβαρό μειονέκτημα αποτελεί η πιθανότητα λήψης

μιας εντελώς λανθασμένης λειτουργικής απόφασης που ποτέ δεν θα έκανε ένας έμπειρος εργαζόμενος.

Στην παρούσα εργασία μελετήθηκε η μείωση του κόστους της συγκομιδής καρπών ενός χωραφιού με τη χρήση αγροτικού ρομπότ. Στην υλοποίηση του αλγόριθμου λήφθηκε υπόψη το κόστος σε καύσιμο που υφίσταται από τη μετακίνηση του ρομπότ στο χωράφι καθώς και το επιπλέον κόστος μεταφοράς των μεταφερόμενων φρούτων στον χώρο εκφόρτωσης του χωραφιού, το οποίο αυξάνεται γραμμικά ανάλογα με το βάρος των φρούτων που μεταφέρονται ανά πάσα στιγμή. Ο χώρος αποθήκευσης του ρομπότ είναι συγκριτικά μικρός και αναμένεται να μην ξεπερνά τα τριάντα έως εβδομήντα κιλά. Αυτό αναγκάζει το ρομπότ να επιστρέφει για ξεφόρτωση των φρούτων που περισυνέλεξε σε ένα σημείο που βρίσκεται στην αρχή του χωραφιού, κάθε φορά που η μέγιστη χωρητικότητα του αποθηκευτικού του χώρου δεν επιτρέπει τη περισυλλογή επιπρόσθετων φρούτων. Όσον αφορά το χωράφι, οι καρποί και κατά συνέπεια τα φυτά, αναμένεται να είναι διαταγμένοι σε παράλληλες σειρές με ίσες αποστάσεις μεταξύ των καρπών. Επίσης η απόσταση μεταξύ των σειρών είναι ίση με την απόσταση μεταξύ των καρπών. Τέλος, στον υπολογισμό της λύσης, προσθέτονται και οι περιορισμοί μέσης ολικής ωριμότητας των καρπών που συλλέχθηκαν, ολικού αριθμού καρπών και του μέσου ολικού βάρους των καρπών. Οι παραπάνω περιορισμοί οριοθετούν τις φυσικές ιδιότητες του τελικού φορτίου έτσι ώστε να ικανοποιούνται οι εμπορικές παράμετροι της διάθεσης συγκεκριμένου φορτίου φρούτων στην αγορά.

Το συγκεκριμένο πρόβλημα λόγω της συνδυαστικής φύσης των πιθανών λύσεων – η βέλτιστη λύση δεν είναι παρά κάποιος από τους συνδυασμούς των φρούτων με τη σειρά συλλογής τους – πιθανότερο είναι να έχει περισσότερες από μια λύσεις. Για να εκτιμηθεί η ποιότητα μιας πιθανής λύσης αλλά και να υπάρξει μια καλύτερη κατανόηση του ερωτήματος ποια λύση μπορεί να

θεωρηθεί ικανοποιητική, κρίθηκε αναγκαίο να αναπτυχθεί το μαθηματικό μοντέλο του κατώτατου ορίου κόστους μιας πιθανής λύσης. Η λύση κατώτατου ορίου κόστους έχει κατασκευαστεί χαλαρώνοντας τους περιορισμούς του προβλήματος και υπεραπλουστεύοντας την εξάρτηση μεταξύ των ταξιδιών συλλογής φρούτων σε τέτοιο βαθμό που στην πραγματικότητα η λύση αυτή καθίσταται μη ρεαλιστική. Αρκεί όμως το γεγονός ότι οριοθετεί ένα χαλαρό κατώτατο όριο που οποιαδήποτε λύση του προβλήματος δεν πρέπει να ξεπερνά παρά μόνο να προσεγγίζει στην καλύτερη περίπτωση. Πέραν της λύσης κατώτατου ορίου, για λόγους σύγκρισης μιας πιθανής λύσης με κάποια εύκολα αντιληπτή μεθοδολογία, αναπτύχθηκε και ένας πρώιμος αλγόριθμος μη αποδοτικής λειτουργίας. Ο αλγόριθμος αυτός λειτουργεί με την έννοια της άπληστης επιλογής, δηλαδή επιτρέπει στο ρομπότ να διασχίζει τις γραμμές του χωραφιού τη μια μετά την άλλη και να συλλέγει κάθε φρούτο που βρίσκει στην πορεία του εφόσον υπάρχει διαθέσιμος αποθηκευτικός χώρος, ενώ με την έξο δ του από κάθε γραμμή επιστρέφει στο χώρο εκφόρωσης για να παραδώσει το φορτίο του.

Η αρχική προσέγγιση στο πρόβλημα επέβαλε στο πρόβλημα τον περιορισμό της ελευθερίας κίνησης. Το ρομπότ είχε την δυνατότητα να κινηθεί μόνο σε μια κατεύθυνση μέσα στις γραμμές των καρπών του χωραφιού και κατά συνέπεια δεν είχε την δυνατότητα να κινηθεί «προς τα πίσω». Αυτός ο περιορισμός επέβαλλε την προσπέλαση ολόκληρης της γραμμής καρπών από τη στιγμή που το ρομπότ επέλεγε να εισέλθει σε κάποια συγκεκριμένη γραμμή. Για την επιλογή των φρούτων προς συλλογή ανά προσπέλαση γραμμής, χρησιμοποιήθηκε δυναμικός προγραμματισμός. Η προσέγγιση αυτή έδωσε λύσεις με πολύ βελτιωμένες αποδόσεις της εκτελούμενης εργασίας από το αγροτικό ρομπότ, σε σχέση με την προσέγγιση άπληστης επιλογής που επιλέγει αν θα συλλέξει το επόμενο φρούτο που βρίσκει στο δρόμο του βάσει του κριτηρίου αν έχει διαθέσιμο χώρο μεταφοράς και μόνο.

Παρόλο που ο αλγόριθμος δυναμικού προγραμματισμού βελτίωνε κατά πολύ τα αποτελέσματα του αλγόριθμου άπληστης επιλογής, οι λύσεις που ανέπτυξε ήταν μακριά από το αποτέλεσμα του υπολογισμού της λύσης κατώτατου ορίου. Αυτό οδήγησε στην διερεύνηση του προβλήματος με κατάργηση του περιορισμού στην κίνηση του ρομπότ. Για την επίλυση αυτής της προσέγγισης έγινε χρήση γενετικών αλγορίθμων και παρόλο που οι χρόνοι εκτέλεσης αυξήθηκαν, οι προτεινόμενες λύσεις βελτιώθηκαν θεαματικά σε σημείο που σε ορισμένες περιπτώσεις προσέγγιζαν αρκετά τη λύση κατώτατου ορίου. Για την ενσωμάτωση των περιορισμών της μέσης ολικής ωριμότητας, του ολικού αριθμού φρούτων και του μέσου ολικού βάρους χρησιμοποιήθηκε και δεύτερος φωλιασμένος δυαδικός γενετικός αλγόριθμος, ο οποίος οδηγά στην επιλογή του υποσυνόλου του χωραφιού που ικανοποιεί τις τιμές του χρήστη για τους παραπάνω περιορισμούς και ταυτόχρονα έχει το λιγότερο κόστος συγκομιδής από το ρομπότ. Για την υιοθέτηση μιας καλύτερης αντίληψης της παραγόμενης από τον αλγόριθμο λύσης, αναπτύχθηκε λογισμικό που προσομοιώνει τη συγκομιδή των καρπών από το ρομπότ με την χρήση γραφικών και κίνησης.

Τα αποτελέσματα της επίλυσης του προβλήματος με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων κατέδειξαν την ικανότητα των συγκεκριμένων αλγορίθμων να επιλύουν προβλήματα μη ντετερμινιστικής φύσεως κατασκευάζοντας πολύ καλές λύσεις οι οποίες προσεγγίζουν κατά το δυνατό τις ιδανικές λύσεις. Ειδικά όσον αφορά το συγκεκριμένο πρόβλημα της χρήσης αγροτικών ρομπότ για τη συλλογή καρπών από χωράφι, τα αποτελέσματα κατέδειξαν ότι η ανάπτυξη ενός τέτοιου γεωργικού μηχανήματος τοποθετεί στα χέρια του γεωργικού παραγωγού ένα πολύ υποσχόμενο και χρήσιμο εργαλείο, αφού μειώνει τα έξοδα συλλογής καρπών ενώ ταυτόχρονα εφαρμόζει τις απαιτήσεις του παραγωγού που αφορούν στις φυσικές ιδιότητες του τελικού φορτίου προς διάθεση στην αγορά.

Λέξεις κλειδιά: ρομπότ, γενετικοί αλγόριθμοι, δυναμικός προγραμματισμός

«Agricultural robot's fruit collection efficiency optimization »

KARATSIOLIS SAVVAS

Dr Hadzilacos Athanasios

Dr Andreou Maria

Dr Kalles Dimitris

Supervisor

Member1

Member2

ABSTRACT

The idea of using agricultural robots for the execution of agricultural operations has matured during the past years in such extend that it has escaped the boundaries of the pure research field, to the commercial application area. Mostly, agricultural robots nowadays are used to collect fruits, perform targeted pesticide spraying and plant pruning. The advantages of using agricultural robots include uninterrupted operation, cost reduction, superior

quality of scheduled tasks and performance precision. On the other hand, the main disadvantage is the lack of having in control a trusted human mind, which assures that no terrible decisions may be taken regarding the carrying tasks.

The present project studies the task of cost optimizing the collection of fruits from a field performed by an agricultural robot. The problem parameters include the cost in fuel for the robot to move around the field and the extra fuel cost for moving around fruits that are temporarily stored in the robot's carrying case. The latter cost is linearly increased in respect to the weight of the fruits that are carried at a specific time. The robot's carrying case is comparatively small and is considered to have a capacity between thirty and seventy kilos. This fact inserts a forced problem requirement, that the robot returns and delivers its load to a defined fruit collection pile every time it reaches its capacity load. As far as the field is concerned, the fruits-and consequently the plants- are provisioned in parallel equally distanced lines inside the field with the fruits equally distributed on the lines. Finally, in the calculation of the optimized solution some criteria are inserted that restrict the total mean maturity, the total number and the total mean weight of the final load to a specific range of values..

There are a lot of similarities of the current problem to the well known travelling salesman problem, in which the salesman has to visit a number of towns starting at a given point and return to the starting point completing a minimum distance journey. The problem of optimizing the fruit collection by a robot advances the complexity of the travelling salesman problem in the sense that the robot has to return to the starting point every time it reaches its maximum fruit carrying capacity and in the sense that carrying around a collected fruit adds an extra fuel cost to the whole task.

Initially, the problem is approached under a strategy that differentiates it from the travelling salesman problem, by adding a restriction in the movement of the robot so that it is not allowed to move backwards. This restriction forces the robot to moving in a single direction and consequently once it entered a row of plants, it should cross the whole row to its end. For the selection of the collected fruits during each crossing, dynamic programming is used. This approach derives solutions of increased performance over the best effort strategy which decides whether to pick up or not a specific fruit that occurs in its path based purely on the criteria of available carrying space.

In spite dynamic programming's solution improvement over primitive and simplistic algorithms, the performance of the solutions is still far from the indicative ideal solutions of the problem. This led to the strategy of investigating the problem as a classic non deterministic polynomial complete problem (NP-complete) and so the abolishing of the robot's movement restrictions. For solving such a problem genetic algorithms are used and although execution time is exponentially increased, the performance of the solutions is improved drastically in a grade that in some cases the cost of the ideal solutions is approached. In order to encapsulate the restrictions of total mean maturity, total fruit number and total mean fruit weight, a second nested binary genetic algorithm is used that leads to the selection of a subset of the field that satisfies the values for the above restrictions as are defined by the user, optimizing in the meanwhile the processes' collection cost. Furthermore, animation software simulates the derived solution by graphically showing the solution's fruit collection so as to promote the understanding of the mechanics behind the algorithm.

The performance of genetic algorithms in solving the specific problem shows their ability to handle non deterministic polynomial problems and to derive

well accepted solutions of increased performance that can approximate their ideal solutions. Specifically, the problem of optimizing the cost of an agricultural robot's fruit collection operation seems to be well handled by genetic algorithms. As a matter of fact, the results show that developing such an agricultural robot puts in the hands of the producer a very promising and useful tool, that reduces fruit collection expenses and at the meantime it makes sure that the collected commodity satisfies the producer's physical requirements.

Keywords: non-deterministic, robot, genetic algorithms, dynamic programming

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. Εισαγωγή	18
1.1 Το Πρόβλημα Βελτιστοποίησης Της Συλλογής Φρούτων	18
1.1.1 Εισαγωγή Στη Χρήση Ρομπότ Για Αγροτικές Εργασίες	18
1.1.2 Ορισμός Του Προβλήματος Και Των Παραμέτρων Του	21
1.1.2.1 Το Μοντέλο Χωραφιού	22
1.1.2.2 Οι Καρποί Συγκομιδής	23
1.1.2.2 Περιγραφή Του Προτεινόμενου Αγροτικού Ρομπότ	24
1.1.2.3 Ανάλυση Κόστους Συλλογής Καρπών	28
1.1.3 Η Οπτική Γωνιά Του Χρήστη Του Συστήματος	31
1.1.3.1 Χαρακτηριστικά Εμπορεύματος Φρούτων	31
1.1.3.2 Οι Απαιτήσεις-Περιορισμοί Του Χρήστη	32
2. Δυναμικός Προγραμματισμός	34
2.1 Εισαγωγή Στον Δυναμικό Προγραμματισμό	34
2.2 Συσχέτιση Δυναμικού Προγραμματισμού Με Το Πρόβλημα Της Βελτιστοποίησης Συλλογής Καρπών	37
3. Γενετικοί Αλγόριθμοι	38
3.1 Εισαγωγή Στη Θεωρία Των Γενετικών Αλγόριθμων	38
3.1.1 Περιγραφή Γενετικών Αλγόριθμων	41
3.1.2 Μαθηματική Θεμελίωση	47
3.2 Υλοποίηση Γενετικών Αλγόριθμων Προγραμματιστικά	51
3.2.1 Τερματισμός Γενετικού Αλγόριθμου	52
3.2.2 Διαμοιρασμός Γονιδίων	53
3.2.3 Η Λειτουργία Μετάλλαξης Γονιδίων	55
3.2.4 Επιλογή Μελών Πληθυσμού Για Γενετικές Λειτουργίες	56
3.2.5 Ο Αρχικός Πληθυσμός	58

4. Η Επίλυση Του Προβλήματος	60
4.1 Η Λύση Κατώτατου Ορίου Κόστους.....	60
4.2 Η Λύση Της Άπληστης Επιλογής	67
4.3 Επίλυση Με Τη Χρήση Δυναμικού Προγραμματισμού	69
4.3.1 Ανάλυση Οφέλους Ταξιδιού.....	70
4.3.2 Επίλυση Χωρίς Περιορισμό Ωριμότητας	73
4.3.2.1 Ο Απλός Αλγόριθμος Χωρίς Τη Θεώρηση Του Επιπλέον Κόστους	73
4.3.2.2 Αλγόριθμοι Δυναμικού Προγραμματισμού Με Χρήση Κόστους Μεταφοράς Φορτίου	75
4.3.2.2.1. Επίλυση Με Επιτρεπόμενη Είσοδο Στις Γραμμές Μόνο Με Κατεύθυνση Από Ανατολικά Στα Δυτικά (1)	75
4.3.2.3. Επιτρεπόμενη Είσοδος Στις Γραμμές Και Από Τις Δύο Κατευθύνσεις (2)	76
4.3.3. Επίλυση Συλλογής Μέρους Φρούτων Με Περιορισμό Μέσης Ωριμότητας (3)	78
4.3.4. Ενδεικτικά Αποτελέσματα Επίλυσης Με Χρήση Δυναμικού Προγραμματισμού	84
4.4 Επίλυση Με Τη Χρήση Γενετικών Αλγόριθμων	87
4.4.1 Μετάφραση Του Προβλήματος Σε Συμβατική Μορφή Επίλυσης Με Τη Χρήση Γ.Α.	87
4.4.2. Υπολογισμός Του Μέτρου Ποιότητας Λύσης	89
4.4.3. Ο Προσομοιωτής Της Λύσης	91
4.4.4. Επίλυση Συλλογής Όλων Των Φρούτων Με Γ.Α. Χωρίς Περιορισμό Τελικής Μέσης Ωριμότητας	93
4.4.5. Επίλυση Συλλογής Φρούτων Με Γ.Α Και Περιορισμό Τελικής Μέσης Ωριμότητας	96
4.4.6. Ενδεικτικά Αποτελέσματα Επίλυσης Με Χρήση Γ.Α.	102
5. Ανάλυση Αποτελεσμάτων- Συμπεράσματα	108

Βιβλιογραφία

Αναφορές

ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ

Διάγραμμα 1. Αναπαράσταση του επιπλέον κόστους μεταφοράς φορτίου 1 κιλού σε σχέση με την απόσταση μεταφοράς για $ECC=25$.

Διάγραμμα 2. Διάγραμμα ροής κλασσικού γενετικού αλγόριθμου

Διάγραμμα 3. Το όφελος μεταφοράς φορτίων καρπών βάρους 25 και 50 κιλών σε σχέση με την απόσταση μεταφοράς σε μονάδες απόστασης

Διάγραμμα 4. Η διαφορά οφέλους μεταφοράς φορτίων καρπών βάρους 25 και 50 κιλών σε σχέση με την απόσταση μεταφοράς σε μονάδες απόστασης

Διάγραμμα 5. Η μετάφραση της διαφοράς ωριμότητας καρπού ως προς τη στοχευμένη

Διάγραμμα 6. Η μετατόπιση του γραφήματος οφέλους-τοπική διαφορά ωφελιμότητας σε σχέση με την Δσυνολική

Διάγραμμα 7. Η προσέγγιση της βέλτιστης λύσης της περίπτωσης (1) του πίνακα (5) κατά τις πρώτες 2400 γενιές εξέλιξης.

Διάγραμμα 8. Η προσέγγιση της βέλτιστης λύσης της περίπτωσης (1) του πίνακα (5) κατά τις πρώτες 500 γενιές εξέλιξης.

ΕΙΚΟΝΕΣ

Εικόνα 1. Αναπαράσταση του μοντέλου χωραφιού.

Εικόνα 2. Οι επιτρεπόμενες κινήσεις του ρομπότ ανάλογα με τη θέση (προσανατολισμό) του στο χωράφι

Εικόνα 3. Ο περιορισμός του τοπικού ελάχιστου.

Εικόνα 4. Η αναπαράσταση πραγματικού χρωμοσώματος με ακολουθία δυαδικών αριθμών

Εικόνα 5. Οι μέθοδοι ανάμιξης γενετικού υλικού. α) Διασταύρωση γενετικού υλικού ενός σημείου β) Διασταύρωση γενετικού υλικού δύο σημείων

Εικόνα 6. Η εξέλιξη ενός πληθυσμού μέσω ζευγαρώματος των μελών του σύμφωνα με τις επιδόσεις τους.

Εικόνα 7. Η μετάλλαξη ενός γονιδίου τροποποιεί αυθαίρετα την τιμή του

Εικόνα 8. Ο ψευδο-κώδικας της λειτουργίας διασταύρωσης δύο επιλεγμένων λύσεων για την δημιουργία ενός απογόνου

Εικόνα 9. Ο ψευδο-κώδικας της λειτουργίας μετάλλαξης μιας λύσης του πληθυσμού.

Εικόνα 10. Ο ψευδο-κώδικας της λειτουργίας επιλογής μελών πληθυσμού για γενετική επεξεργασία μέσω τουρνουά

Εικόνα 11. Η μαθηματική μοντελοποίηση και ο υπολογισμός της βέλτιστης λύσης του προβλήματος συλλογής των καρπών

Εικόνα 12. Η ελάχιστη απόσταση του κάθε φρούτου από το σημείο εκφόρτωσης στην άκρη του χωραφιού, είναι ίδια για όλα τα φρούτα που βρίσκονται στην ίδια νοητή διαγώνιο

Εικόνα 13. Για T ταξίδια του ρομπότ οι πρώτοι και τελευταίοι καρποί συλλογής πρέπει να είναι οι πλησιέστεροι στο σημείο εκφόρτωσης

Εικόνα 14. Η υλοποίηση του υπολογισμού της ιδανικής λύσης

Εικόνα 15. Η μετάφραση της τοποθεσίας των καρπών σε γονίδια της ακολουθίας των λύσεων

Εικόνα 16. Οι τρεις περιπτώσεις υπολογισμού της απόστασης δύο σημείων του χωραφιού

Εικόνα 17. Στιγμιότυπο (α) του προσομοιωτή λύσης

Εικόνα 18. Στιγμιότυπο (β) του προσομοιωτή λύσης

Εικόνα 19. Η φόρμα εισαγωγής των περιορισμών του χρήστη.

Εικόνα 20. Η φόρμα εισαγωγής των παραμέτρων της εκτέλεσης για εξεύρεση βέλτιστης λύσης με περιορισμούς τελικού φορτίου

ΠΙΝΑΚΕΣ

Πίνακας 1. Οι διαβαθμίσεις βάρους και ωριμότητας των καρπών

Πίνακας 2. Γνωστά προβλήματα δυναμικού προγραμματισμού και η βελτίωση του χρόνου επίλυσης τους

Πίνακας 3. Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg.

Πίνακας 4. Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 80 kg

Πίνακας 5. Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (20X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg.

Πίνακας 6. Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (20X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg και στοχευμένη μέση ωριμότητα 0.6, 0.7 και 0.8

Πίνακας 7. Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg.

Πίνακας 8. Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 80 kg.

Πίνακας 9. Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (20X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg

Πίνακας 10. Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (20X20), αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg και στοχευμένη μέση ωριμότητα 0.6, 0.7 και 0.8.

Πίνακας 11. Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 30 γραμμών και 20 στηλών (30X20), αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΗΣ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΦΡΟΥΤΩΝ

1.1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΧΡΗΣΗ ΡΟΜΠΟΤ ΓΙΑ ΑΓΡΟΤΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ

Ο κύριος στόχος της τεχνολογίας και των επιμέρους επιστημών που την συνθέτουν, ήταν ανέκαθεν η βελτίωση της απόδοσης των ανθρώπινων εργασιών και παράλληλα η βελτίωση των συνθηκών εκτέλεσης των εργασιών αυτών. Δεν είναι καθόλου τυχαίο το γεγονός ότι, αν εξαιρέσουμε τη θεωρητική φυσική, η εξέλιξη όλων των επιστημών μεταφράζεται σε διακριτά εξελίξιμες καινοτόμες εφαρμογές που ταυτόχρονα συνθέτουν τα πρώιμα κομμάτια μιας μελλοντικής καινοτόμας εφαρμογής. Με λίγα λόγια, ο άνθρωπος δείχνει να υπακούει σε δύο αρχέγονα ένστικτα: το ένα της δημιουργικότητας και της συνεχούς βελτίωσης μέσω της εγγενούς του ευρηματικότητας και το άλλο της επίλυσης του προβλήματος της κοσμογονίας το οποίο τείνει να εκφράζεται επιστημονικά από την θεωρητική φυσική(αυτός είναι ένας από τους λόγους που η συγκεκριμένη επιστήμη εξαιρέθηκε προηγουμένως, ο άλλος είναι η αδυναμία της μηχανικής να την υποστηρίξει τουλάχιστον προς το παρόν). Το σημαντικό είναι ότι ο άνθρωπος ανέκαθεν ανέπτυξε την λειτουργικότητα και την ευφυΐα των μηχανών με σκοπό οι μηχανές να μπορούν να εκτελούν εργασίες σε βελτιωμένο ή τουλάχιστον σε αποδεκτό βαθμό σε σχέση με τον ανθρώπινο εργαζόμενο.

Οι αγροτικές εργασίες που κατά γενική ομολογία είναι από τις πιο επίπονες και απαιτητικές εργασίες δεν μπορούσαν να αποτελούν εξαίρεση από αυτή την εξελικτική πορεία. Το γεγονός ότι οι αγροτική ενασχόληση είναι από τις αρχαιότερες ανθρώπινες εργασίες αλλά και η σύγχρονη ανάγκη παραγωγής

μεγάλων ποσοτήτων αγαθών με χαμηλό κόστος, έχουν οδηγήσει την τεχνολογία στην ανάπτυξη και κατασκευή αγροτικών μηχανημάτων και εργαλείων που απλοποιούν και επιταχύνουν τη συμπλήρωση πληθώρας αυτών των εργασιών. Πλέον η αγροτική τεχνολογία έχει, όπως και οι τεχνολογίες άλλων τομέων, εμπλακεί σε ένα αγώνα εκλεπτυσμένης βελτιστοποίησης των εργασιών του τομέα σε επίπεδο λεπτομέρειας και ακρίβειας που επιβάλλει τη χρήση πολύπλοκων υπολογιστικών συστημάτων και προηγμένων αλγορίθμων που εμπεριέχουν τεχνητή νοημοσύνη. Ο κύριος εκφραστής αυτής της τεχνολογικής τάσης, είναι οι ρομποτικοί μηχανισμοί και ιδιαίτερα τα ρομπότ με ελευθερία στην κίνηση και λήψη αυτόβουλων (ή εν μέρει καθοδηγούμενων από ανθρώπινο χειριστή) αποφάσεων για την εκτέλεση αλλά και βελτίωση μιας εργασίας.

Η ικανότητα ενός σύγχρονου υπολογιστή να εκτελέσει εκατοντάδες εκατομμύρια αριθμητικές πράξεις το δευτερόλεπτο τον καθιστά μακράν πιο ικανό να λύσει αριθμητικά προβλήματα και προβλήματα συνδυαστικής από ότι ο ανθρώπινος νους. Με τη χρήση ειδικών αισθητήρων που παρέχουν ανώτερη ευαισθησία σε ερεθίσματα του περιβάλλοντος από ότι είναι ικανός ο άνθρωπος να βιώσει και κατά συνέπεια να επεξεργαστεί, ο υπολογιστής μπορεί να ανταποκριθεί άμεσα και με ακρίβεια σε εξωτερικά γεγονότα, παραμέτρους και ιδιότητες του περιβάλλοντος εργασίας. Αν σε αυτά τα πλεονεκτήματα των ρομπότ προσθέσουμε την έλλειψη πνευματικού κόσμου και συναισθηματικής κατάστασης - παρόλο που η φύση μιας σκέψης τείνει να αποδειχθεί ότι δεν διαφέρει πολύ από έναν απλό υπολογισμό και γι' αυτό το λόγο μερικές φορές αποκαλείται και λογισμός - στην οποία βρίσκεται ανά πάσα στιγμή ο ανθρώπινος χειριστής και επηρεάζει την απόδοσή του, τότε είναι ξεκάθαρο γιατί υπάρχει η τάση να αντικαθιστούμε τους ανθρώπινους εργάτες με ρομπότ. Για να είμαστε όμως ρεαλιστές, τα ρομπότ απέχουν μακράν από την επίλυση λογικών προβλημάτων των οποίων οι παράμετροι να μη είναι χαλαρά έως

αυστηρά ελεγχόμενοι και το περιβάλλον του προβλήματος περιορισμένης μεταβλητότητας.

Με τη χρήση ρομποτικών μηχανημάτων για την ολοκλήρωση αγροτικών εργασιών, αλλάζει πλέον και ο ρόλος του γεωργού από μια αμιγώς εργατική μονάδα σε μία εποπτικού χαρακτήρα οντότητα η οποία παρακολουθεί την εκτέλεση της εργασίας και επεμβαίνει διορθωτικά ή συμβουλευτικά στις αποφάσεις και ενέργειες του ρομπότ. Αυτό μετατοπίζει τον γεωργό από την πρώτη γραμμή της εργασίας όπου υπάρχει άμεση επαφή με το αντικείμενο της συγκεκριμένης εργασίας σε ένα πιο υψηλού επιπέδου επικουρικό ρόλο, αποβάλλοντας έτσι την σωματική ταλαιπωρία, τους κινδύνους τραυματισμών ενώ αντικαθιστάται από μία εξίσου αν όχι πιο ικανή για την συγκεκριμένη δουλειά οντότητα. Χαρακτηριστική είναι η εικόνα του γεωργού προφυλαγμένου μέσα σε ένα γυάλινο κουβούκλιο που του παρέχει τα ανάλογα χειριστικά και αναπαραστατικά μέσα με σκοπό να ελέγχει και να υποβοηθά τη συγκομιδή των καρπών του χωραφιού από ένα αγροτικό ρομπότ, την ίδια στιγμή που οι καιρικές συνθήκες είναι άσχημες και δεν θα επέτρεπαν την διεκπεραίωση της εργασίας από ανθρώπινους εργάτες. Το σημαντικότερο είναι ότι η όλη εργασία εκτελείται με λιγότερο κόστος και σε λιγότερο χρόνο σε σχέση με την περίπτωση που δεν γινόταν χρήση αγροτικού ρομπότ ή γινόταν χρήση ρομπότ αλλά χωρίς χρονοπρογραμματισμό συλλογής καρπών. Ταυτόχρονα το τελικό φορτίο θα ικανοποιεί κάποια ποιοτικά και κάποια αριθμητικά κριτήρια που έθεσε ο γεωργός. Το παραπάνω παράδειγμα περιγράφει και την εικόνα που αποτέλεσε το φάρο και το όραμα για τη συμπλήρωση αυτής της εργασίας.

1.1.2 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΤΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΤΟΥ

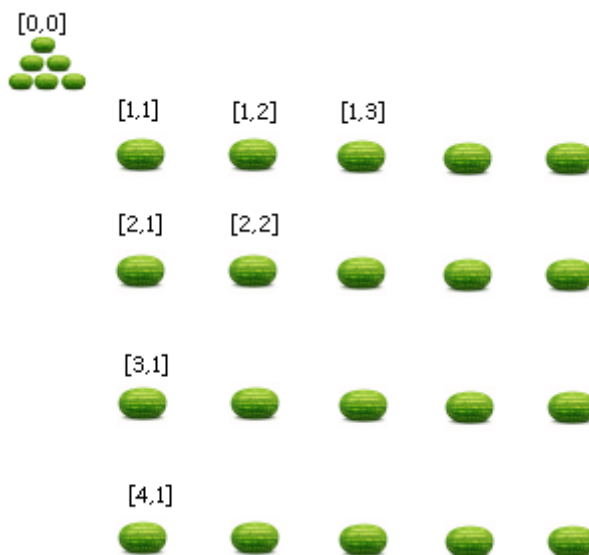
Το πεδίο ενασχόλησης είναι η συγκομιδή καρπών (καρπούζια, πεπόνια, κλπ) σε χωράφι με τη χρήση αγροτικού/ων ρομπότ. Το ρομπότ έχει τη μορφή ενός μικρού μεγέθους οχήματος μεταφοράς αγαθών, το οποίο με τη χρήση μηχανικών μερών, έχει τη δυνατότητα να κινείται μέσα στο χωράφι, να κόβει τους καρπούς και να τους μεταφέρει σε ένα προκαθορισμένο σημείο συλλογής. Παρόλο που τα περισσότερα αγροτικά ρομπότ που έχουν αναπτυχθεί ως εμπορικά προϊόντα αλλά και στα πλαίσια ερευνητικών προγραμμάτων χρησιμοποιούν ηλεκτρικούς κινητήρες για την κίνηση τους [1], η θεώρηση ενός αγροτικού ρομπότ που εφαρμόζει τους προτεινόμενους αλγόριθμους και χρησιμοποιεί κινητήρα εσωτερικής καύσεως δεν είναι απαγορευτικός. Συγκεκριμένα η παραπάνω σχεδιαστική παράμετρος του ρομπότ δεν επηρεάζει την προσέγγιση του προβλήματος.

Επιγραμματικά, θεωρείται ότι το ρομπότ μπορεί να κινείται χρησιμοποιώντας ηλεκτρικό κινητήρα ή υγρό καύσιμο ενώ έχει συγκεκριμένη χωρητικότητα σε καρπούς που περιορίζεται σε κάποιο συγκεκριμένο συνολικό βάρος. Η συγκομιδή των καρπών του χωραφιού εμπεριέχει κόστος για το γεωργό/χρήστη του ρομπότ, το οποίο αντικατοπτρίζει την ενέργεια(καύσιμο) και το χρόνο που απαιτείται για τη συμπλήρωση της εργασίας. Το κόστος αυτό ισοδυναμεί με την ολική απόσταση που διένυσε το ρομπότ(μονάδες απόστασης) ενώ λαμβάνεται υπόψη και το επιπλέον κόστος μεταφοράς φορτίου καρπών από ένα σημείο του χωραφιού σε άλλο. Δηλαδή το κόστος μετακίνησης κάποιου φορτίου από το ρομπότ για μια συγκεκριμένη απόσταση είναι μεγαλύτερο από την περίπτωση μετακίνησης του ρομπότ κατά την ίδια απόσταση αλλά με μικρότερο ή μηδενικό φορτίο. Αυτή η αύξηση του κόστους είναι γραμμικά ανάλογη του βάρους του φορτίου που μεταφέρεται.

1.1.2.1 ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΧΩΡΑΦΙΟΥ

Το χωράφι θεωρείται για λόγους απλοποίησης του προβλήματος πως έχει ορθογώνιο σχήμα και οι καρποί είναι τοποθετημένοι σε παράλληλες γραμμές των οποίων τα διαστήματα σχηματίζουν μονοπάτια περιήγησης για το ρομπότ. Χρησιμοποιώντας ένα καρτεσιανό σύστημα χωροθέτησης, η τοποθεσία κάθε φρούτου μπορεί να οριστεί από το ζεύγος γραμμή/στήλη στο οποίο ανήκει. Σύμφωνα με αυτή τη θεώρηση ως σημείο συλλογής των καρπών ορίζεται το σημείο $[0,0]$ το οποίο βρίσκεται στην πάνω αριστερή γωνιά του χωραφιού. Σε περίπτωση που ο χρήστης θέλει να διαμοιράσει το χωράφι σε υποσύνολα και να τρέξει τον αλγόριθμο για κάθε ένα υποσύνολο ξεχωριστά, δεν υπάρχει κάποιος περιορισμός που να τον αποτρέπει εφόσον θεωρήσει ότι το σημείο ξεφορτώματος του αγροτικού ρομπότ είναι στην αριστερή γωνιά του υποσυνόλου του χωραφιού στο νέο θεωρητικό σημείο $[0,0]$. Το παρόν μοντέλο χωραφιού επιβάλλει την προϋπόθεση ότι οι διάδρομοι μεταξύ των καρπών είναι προσπελάσιμοι από το αγροτικό ρομπότ.

Στο παρακάτω σχήμα αναπαρίσταται το μοντέλο του χωραφιού.



Εικόνα 1. Αναπαράσταση του μοντέλου χωραφιού.

1.1.2.2 ΟΙ ΚΑΡΠΟΙ ΣΥΓΚΟΜΙΔΗΣ

Οι προς συγκομιδή καρποί του χωραφιού δύναται να είναι οτιδήποτε φρούτα ή αγροτικό προϊόν το οποίο διατίθεται στην αγορά και παρουσιάζει ποσοστιαία διακύμανση στο βάρος του σε τέτοιο βαθμό που να δικαιολογεί τη χρήση προγραμματισμού στον τρόπο συγκομιδής του. Δηλαδή τα καρπούζια αποτελούν αντιπροσωπευτικό παράδειγμα καρπού που θα ωφελούσε την χρήση ενός αλγορίθμου βελτιστοποίησης της συγκομιδής τους ενώ οι πατάτες όχι. Τα καρπούζια παρουσιάζουν μια αναλογικά μεγάλη διακύμανση στο βάρος τους και ταυτόχρονα έχουν σχετικά μεγάλο μοναδιαίο βάρος, γεγονός τα οποία προσδίδουν νόημα στον χρονοπρογραμματισμό της συγκομιδής τους ενώ αντίθετα οι πατάτες έχουν μικρό μοναδιαίο βάρος και μικρότερη βαρυτική διακύμανση με αποτέλεσμα ο χρονοπρογραμματισμός της συγκομιδής τους να είναι ασύμφορος και χωρίς νόημα για θεωρήσεις αγροτικών ρομπότ που δεν διαθέτουν τεράστια χωρητικότητα φορτίου μεταφοράς πχ μερικών τόνων. Επεξηγηματικά, αν το ρομπότ δεν διαθέτει μεγάλη χωρητικότητα, η βελτίωση στο κόστος συλλογής πατατών θα ήταν μικρή αφού η διαφορά στο κόστος μεταφοράς δύο πατατών που διαφέρουν σε βάρος κάποιες δεκάδες γραμμάρια είναι πολύ μικρότερη συγκρινόμενη με την αντίστοιχη περίπτωση μεταφοράς καρπουζιών των οποίων η βαρυτική διαφορά μπορεί να φτάσει κάποιες μονάδες κιλών. Κατά συνέπεια ο χρονοπρογραμματισμός συλλογής πατατών από ρομπότ με μικρή χωρητικότητα αναμένεται να μειώνει το κόστος συλλογής σε μικρότερο βαθμό από ότι στην περίπτωση συλλογής καρπουζιών.

Οι καρποί θεωρείται ότι κατέχουν δύο ποιοτικά χαρακτηριστικά: την ωριμότητα και το βάρος τους. Το βάρος των καρπών έχει δέκα διαβαθμίσεις και μπορεί να είναι από μηδέν μέχρι και εννιά. Η ωριμότητα των καρπών έχει δέκα διαβαθμίσεις και χαρακτηρίζεται με ένα δείκτη που παίρνει τιμές από 0.1 μέχρι τη μονάδα που αποτελεί και τον κορυφαίο βαθμό ωριμότητας. Καρποί μηδενικού βάρους θεωρείται ότι αντιπροσωπεύουν κενές θέσεις στις γραμμές

του χωραφιού ή καρπούς που δεν θα ληφθούν υπόψη στη διαδικασία συλλογής και κατά συνέπεια θα αγνοηθούν από τον αλγόριθμο εξεύρεσης λύσης. Η κατανομή των ποιοτικών χαρακτηριστικών είναι τυχαία και ακολουθεί ομοιόμορφη κατανομή (uniform distribution). Επίσης οι τιμές βάρους και ωριμότητας όλων των καρπών του χωραφιού είναι γνωστές από την αρχή ή μαθαίνονται στα πρώιμα στάδια της διαδικασίας συλλογής καρπών χρησιμοποιώντας απλουστευμένους αλγόριθμους συλλογής, που ταυτόχρονα εφαρμόζουν προσπέλαση όλων των γραμμών του χωραφιού. Μια εναλλακτική μέθοδος συγκέντρωσης των τιμών ωριμότητας και βάρους των καρπών του χωραφιού πριν την εκτέλεση των αλγόριθμων εύρεσης μιας βελτιωμένης λύσης, θα ήταν η διάσχιση του χωραφιού από ένα μικρό και ευέλικτο ρομπότ που είναι εφοδιασμένο μόνο με το μηχανισμό ανίχνευσης των παραπάνω ιδιοτήτων των καρπών. Αυτό είναι αναπόφευκτο αφού στόχος είναι η βελτίωση του κόστους συλλογής των καρπών, αφού ένα τέτοιο επίτευγμα θα προσδώσει σημαντικά πλεονεκτήματα μείωσης χρόνου/κόστους στον χρήστη του συστήματος.



Εύρος-Διαβάθμιση Βάρους	Εύρος-Διαβάθμιση Ωριμότητας
0 - 9	0.1 - 1

Πίνακας 1. Οι διαβαθμίσεις βάρους και ωριμότητας των καρπών

1.1.2.2 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟΥ ΑΓΡΟΤΙΚΟΥ ΡΟΜΠΟΤ

Το αγροτικό ρομπότ που λαμβάνεται υπόψη στην επίλυση του προβλήματος της βελτιστοποιημένης συγκομιδής καρπών εφαρμόζει την τεχνολογία που συναντάται σε αυτόνομα ρομπότ που κινούνται σε καθορισμένο χώρο.

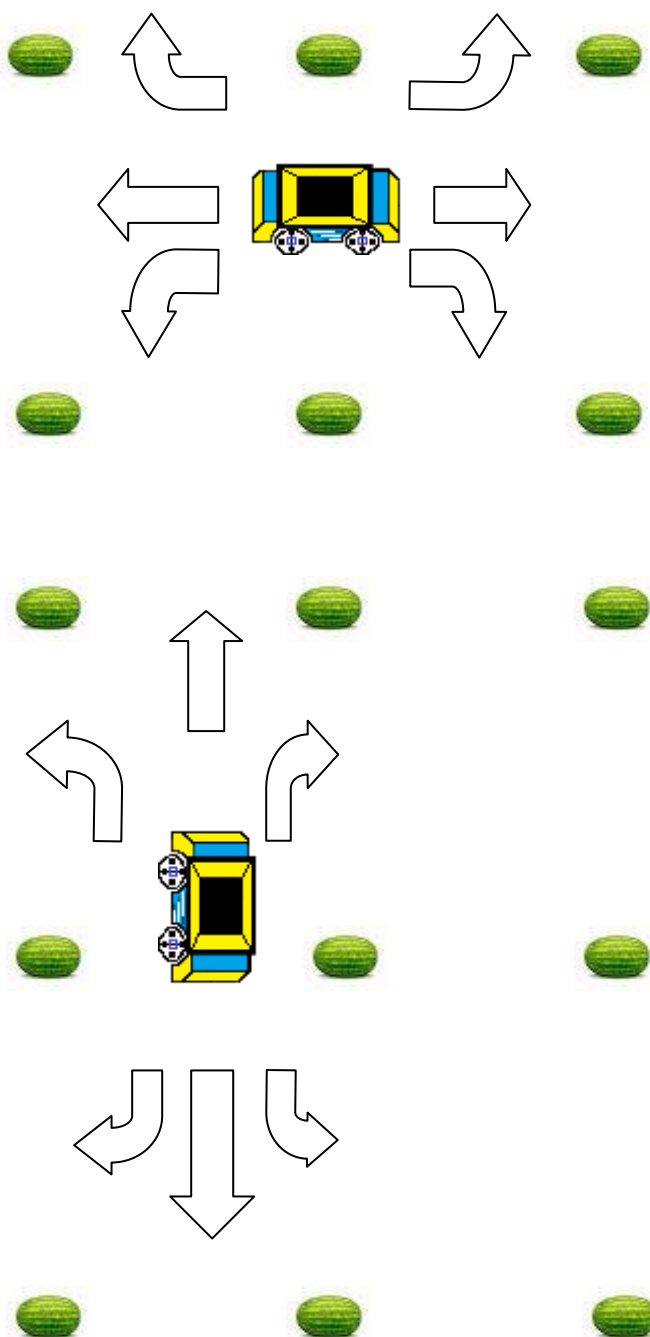
Αποτελείται από μεταλλικό σκελετό που στηρίζει τους άξονες των τροχών που του δίνουν τη δυνατότητα κίνησης, περιέχει τους κινητούς μηχανισμούς συλλογής και φύλαξης των καρπών, περιέχει χώρο προσωρινής αποθήκευσης καρπών και ενθυλακώνει τους αισθητήρες που το υποβοηθούν στην πλοήγηση. Επίσης μέσω ασύρματης επικοινωνίας ανταλλάζει δεδομένα με το κεντρικό υπολογιστικό σύστημα που είναι υπεύθυνο για την επίβλεψη της όλης εργασίας διά μέσου της επιτήρησης από το χρήστη του συστήματος.

Όπως ήδη αναφέρθηκε, η φυσική προσπέλαση των γραμμών του χωραφιού σχεδιάζεται και εκτελείται αυτόνομα από το ρομπότ με τη χρήση των αισθητήρων του που μπορεί να αποτελούνται από στερεοσκοπικές κάμερες, ραντάρ υπερήχων, αισθητήρες υπέρυθρης ακτινοβολίας που ενεργοποιούνται από μεταδότες που τοποθετούνται σε στρατηγικά σημεία στο χωράφι ή ακόμα και σύστημα εντοπισμού στίγματος (GPS)[1]. Το είδος της τεχνολογίας που μπορεί να χρησιμοποιηθεί δεν είναι κρίσιμο από τη στιγμή που θα έχει ακρίβεια και υψηλή λειτουργικότητα-διαθεσιμότητα στις συνθήκες εξωτερικού χώρου και μάλιστα σε απαιτητικό περιβάλλον. Δηλαδή, αν η τραχύτητα του εδάφους επηρεάζει την ακρίβεια του ραντάρ υπερήχων τότε καλύτερα να αποφευχθεί η εφαρμογή τέτοιας τεχνολογίας εντοπισμού απόστασης.

Οι επεξεργαστικές απαιτήσεις του ρομπότ δεν είναι υψηλές αφού η μονάδα που θα επιλύει το πρόβλημα του χρονοπρογραμματισμού της συλλογής καρπών δεν θα είναι εγκατεστημένη στο ρομπότ, αλλά σε χώρο κατάλληλο για τέτοιου είδους υπολογιστικό υλικό. Κατά συνέπεια το ρομπότ μέσω ασύρματης επικοινωνίας με την κεντρική μονάδα θα παίρνει οδηγίες εκτέλεσης (πχ οδηγία συλλογής καρπού με συντεταγμένες [χ,ψ], επιστροφή για ξεφόρτωμα κλπ) και έχει τη δυνατότητα να εκτελέσει αυτές τις οδηγίες αυτόνομα. Ο χρονοπρογραμματισμός και άρα η σύνταξη των οδηγιών είναι υπό την ευθύνη της κεντρικής μονάδας.

Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι η γνώση για το βάρος και την ωριμότητα των καρπών του χωραφιού που χρειάζεται η κεντρική μονάδα για τον υπολογισμό του χρονοπρογραμματισμού της συλλογής των καρπών, είναι αποτέλεσμα μετρήσεων που συλλέγει αρχικά το ρομπότ για κάθε καρπό και μεταδίδει μέσω της ασύρματης επικοινωνίας. Για την υλοποίηση αυτού του σκοπού το ρομπότ θα είναι εφοδιασμένο με αισθητήρες υπερήχων που θα μεταδίδουν ένα κύμα ήχου υψηλής συχνότητας (50KHz) στην επιφάνεια του καρπού και ανάλογα της ανακλώμενης έντασης θα υπολογίζουν το ποσοστό νερού και στερεάς ύλης του φρούτου[2]. Ακολούθως οι μετρήσεις θα τυχαίνουν επεξεργασίας με βάση αναμενόμενες και ενδεικτικές τιμές που αφορούν το συγκεκριμένο φρούτο και θα εξαχεται μια τιμή για τις παραπάνω φυσικές ιδιότητες του κάθε καρπού. Οι μετρήσεις αυτές θα γίνονται πριν ξεκινήσει η συλλογή καρπών με μια συνεχόμενη προσπέλαση και καταγραφή όλων των καρπών ή με συνοδεία συλλογής καρπών με απλοϊκό τρόπο, δηλαδή προσπέλαση της μιας γραμμής μετά την άλλη και ταυτόχρονα φόρτωμα του ρομπότ με όσα φρούτα μπορεί να χωρέσει και ξεφόρτωμα πριν την προσπέλαση της επόμενης γραμμής (αλγόριθμος καλύτερης προσπάθειας). Ο μηχανισμός κίνησης του ρομπότ μπορεί να είναι ένας απλός βενζινοκινητήρας ή ένας ηλεκτρικός κινητήρας που τροφοδοτείται από επαναφορτιζόμενη μπαταρία. Σε κάθε περίπτωση το κόστος συλλογής των καρπών μεταφράζεται σε καύσιμο του βενζινοκινητήρα ή στην περίπτωση του ηλεκτρικού κινητήρα σε φορτίο ρεύματος και ώρες φόρτισης αν ο γεωργός κατέχει μόνο ένα ρομπότ και δεν μπορεί να το αντικαταστήσει με άλλο μέχρι να φορτιστεί. Το ρομπότ ανά πάσα στιγμή μπορεί να εκτελέσει μία από το σύνολο έξι πιθανών κινήσεων. Η γεωμετρία του χωραφιού επιβάλλει τον περιορισμό ότι μετά τη συμπλήρωση μιας κίνησης του, το ρομπότ έχει οριζόντια ή κάθετη κατεύθυνση και βρίσκεται ανάμεσα σε δύο πιθανές τοποθεσίες καρπών εκτός και αν κινείται σε ακραία (πρώτη ή τελευταία) γραμμή ή στήλη.

Στο παρακάτω γράφημα παρουσιάζεται το μοντέλο κίνησης του ρομπότ.



Εικόνα 2. Οι επιτρεπόμενες κινήσεις του ρομπότ ανάλογα με τη θέση (προσανατολισμό) του στο χωράφι

Γενικά συλλογή καρπού μπορεί να εκτελεστεί από το ρομπότ και στις τέσσερις κατευθύνσεις, δηλαδή αν ο καρπός είναι πάνω, κάτω, δεξιά και

αριστερά του. Φυσικά ανά πάσα στιγμή η συλλογή καρπού είναι πιθανή μόνο από δύο κατευθύνσεις ανάλογα με τον προσανατολισμό του ρομπότ. Στον οριζόντιο προσανατολισμό οι καρποί προς συλλογή βρίσκονται πάνω και κάτω από το ρομπότ, ενώ στον κάθετο προσανατολισμό οι καρποί συλλογής βρίσκονται δεξιά και αριστερά του ρομπότ.

Εννοείται πως το ρομπότ δεν μπορεί να μεταφέρει περισσότερο βάρος από το μέγιστο καθορισμένο και σε κάθε περίπτωση που γεμίζει, πρέπει να επιστρέψει στο σημείο συλλογής για να ξεφορτώσει τα φρούτα και ακολούθως να ξεκινήσει νέο κύκλο συλλογής με μηδενικό φορτίο. Επίσης εννοείται ότι το κόστος της κάλυψης της απόστασης που επωμίζεται η όλη διαδικασία συγκομιδής των καρπών από την επιστροφή του ρομπότ στο αρχικό σημείο για να ξεφορτώσει λαμβάνεται κανονικά υπόψη στην έρευνα επίλυσης που εκτελεί ο αλγόριθμος.

Τέλος, μέσω της ασύρματης επικοινωνίας του με την κεντρική μονάδα, το ρομπότ μπορεί να ζητήσει την παρέμβαση του ανθρώπινου χρήστη για επίλυση προβλημάτων που δεν μπορεί να επιληφθεί πχ εντοπισμός φυσικών εμποδίων (λάστιχα ποτίσματος κλπ) που δεν υπήρχαν κατά την εκτέλεση του αλγόριθμου της κεντρικής μονάδας.

1.1.2.3 ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΚΑΡΠΩΝ

Το κόστος της συλλογής των καρπών ενός χωραφιού αποτελεί και το επίκεντρο του ενδιαφέροντος του αλγόριθμου επίλυσης του προβλήματος. Ακόμα και στην περίπτωση που καθορίζονται περιορισμοί στις φυσικές ιδιότητες του τελικού φορτίου, ο καθορισμός των καρπών προς συλλογή γίνεται με βάση την βελτιστοποίηση του τελικού κόστους. Κατά συνέπεια, σε

κάθε μεταβατική απόφαση του αλγόριθμου γίνεται μια θεώρηση του συνολικού κόστους με σκοπό να καθοδηγηθεί η όλη διαδικασία στην κατεύθυνση της βελτίωσης της υπό εξέτασης λύσης.

Κάθε κίνηση του ρομπότ 'τιμωρείται' με κόστος μιας μονάδας απόστασης και με το επιπλέον κόστος μεταφοράς βάρους ανάλογα με το βάρος που μεταφέρει. Το επιπλέον κόστος μεταφοράς βάρους από το ρομπότ πρέπει να είναι απευθείας ανάλογο του βάρους των φρούτων που μεταφέρονται και της απόστασης που διανύεται με το συγκεκριμένο βάρος. Για να είναι ρεαλιστική η τιμή του επιπλέον κόστους και όχι πολλαπλάσια του κόστους διάσχισης χωρίς φορτίο της ίδιας απόστασης, στον υπολογισμό του επιπλέον κόστους θεωρείται και ένας διαιρετικός παράγοντας περιορισμού της τιμής του (παράγοντας κόστους μεταφοράς φρούτων). Χωρίς τη χρήση του παράγοντα αυτού, το επιπλέον κόστος μεταφοράς ενός καρπού θα αυξανόταν αναλογικά σε σχέση με την διανυόμενη απόσταση με λόγο 1:1, γεγονός που θα ήταν υπερβολικό. Πέραν τούτου, ο ορισμός ενός παράγοντα κόστους στη μεταφορά φορτίου δίνει την απαιτούμενη ελευθερία στη σχεδίαση του αλγόριθμου χωρίς την προσκόλληση σε κατασκευαστικές λεπτομέρειες του ρομπότ. Οι προδιαγραφές κατανάλωσης του ρομπότ μπορούν να δοθούν αργότερα από τον κατασκευαστή του ρομπότ και να μεταφραστούν σε χρήσιμα δεδομένα για τον αλγόριθμο με τη μορφή του παράγοντα επιπλέον κόστους.

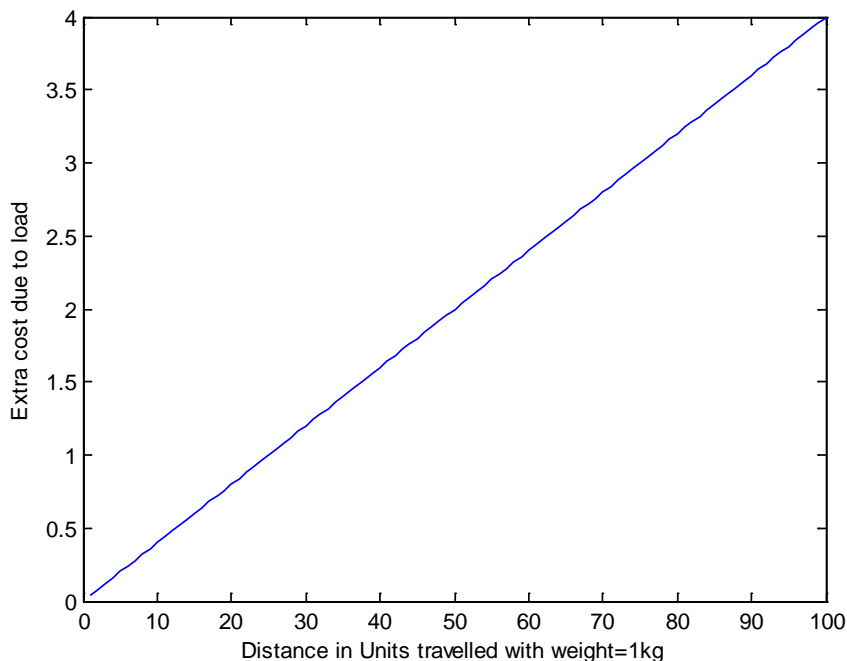
Το επιπλέον κόστος μεταφοράς φορτίου βάρους w από το σημείο s στο σημείο d ορίζεται ως ακολούθως.

$$\text{Penalty}(w,s,d) = w * D(s,d) / ECC$$

όπου $D(s,d)$ είναι η απόσταση Μανχάταν σε μονάδες απόστασης των σημείων s και d
και ECC ο παράγοντας κόστους μεταφοράς φρούτων

$$\text{Cost}(w,s,d) = D(s,d) + \text{Penalty}(w,s,d) = D(s,d) * (1+w/ECC)$$

Ο υπολογισμός του κόστους μιας λύσης σε μονάδες απόστασης είναι αποδεκτή σύμβαση για το χρήστη αφού ανάλογα με τα κατασκευαστικά χαρακτηριστικά του ρομπότ, μπορεί να αποδοθεί μια ακριβής αναμενόμενη κατανάλωση καυσίμου για μοναδιαία απόσταση και έτσι τελικά να μπορεί να μεταφραστεί το υπολογιζόμενο ολικό κόστος σε χρήματα. Αυτό μπορεί να αποδώσει και την οικονομική πτυχή του συστήματος αφού η οικονομική διάσταση της χρήσης του μπορεί να αναλυθεί υπολογιστικά. Τα παρακάτω γραφήματα αναπαριστούν την γραμμική σχέση του επιπλέον κόστους μεταφοράς ως προς την απόσταση μεταφοράς όπως καθορίζεται πιο πάνω για διάφορα βάρη μεταφοράς (σε κιλά φορτίου) και παράγοντα επιπλέον κόστους 25. Ο παράγοντας επιπλέον κόστους επιλέχθηκε να ισούται με 25, γιατί θεωρήθηκε λογικό η διάσχιση μιας μονάδας απόστασης με βάρος φορτίου 50 kg να χρεώνεται με 2 μονάδες επιπλέον κόστους. Η συγκεκριμένη τιμή μπορεί να προεπιλεγθεί από το χρήστη του λογισμικού ανάλογα με τις ιδιότητες και την απόδοση του αγροτικού ρομπότ.



Διάγραμμα 1. Αναπαράσταση του επιπλέον κόστους μεταφοράς φορτίου 1 κιλού σε σχέση με την απόσταση μεταφοράς για ECC=25.

1.1.3 Η ΟΠΤΙΚΗ ΓΩΝΙΑ ΤΟΥ ΧΡΗΣΤΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

1.1.3.1 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΕΜΠΟΡΕΥΜΑΤΟΣ ΦΡΟΥΤΩΝ

Όπως σε κάθε σύστημα έτσι και στο υπό μελέτη σύστημα, η οπτική γωνιά του χρήστη είναι σημαντική. Στη συλλογή καρπών σημαντικός είναι ο χρόνος που χρειάζεται για να εκτελεστεί η εργασία αφού από αυτόν εξαρτάται και η διάθεση του προϊόντος στην αγορά και η ποιότητα του διατιθέμενου φορτίου. Αν η συλλογή χρειαστεί αρκετές ώρες ή και μέρες για να συμπληρωθεί, τότε η φρεσκάδα των προϊόντων μπορεί να μειωθεί. Το μεγάλο χρονικό διάστημα συλλογής μπορεί να αλλάξει την ωριμότητα και το βάρος των καρπών σε σημείο που ο προγραμματισμός συλλογής των καρπών που έγινε με

διαφορετικά δεδομένα να μην είναι πλέον ο βέλτιστος ή να είναι ακόμα και λανθασμένος.

Στη γεωργική ενασχόληση είναι συνηθισμένο φαινόμενο λόγω εμπειρίας ο παραγωγός να γνωρίζει τι ωριμότητα φρούτων να επιλέξει σε μια δεδομένη διαδικασία συλλογής για να μεγιστοποιήσει το κέρδος του ή να τροφοδοτήσει με το βέλτιστο κέρδος συγκεκριμένες αγορές. Κάποιοι προμηθευτές γεωργικών προϊόντων(φθαρτέμπορες) τείνουν να ζητούν συγκεκριμένο μέσο βάρος ή αριθμό καρπών ενώ κάποιοι ζητούν από τον παραγωγό μια κατώτατη μέση ποιότητα.

Όλα αυτά καθιστούν την προεπιλογή των φυσικών ιδιοτήτων του φορτίου συγκομιδής ένα εξαιρετικά χρήσιμο εργαλείο στα χέρια του παραγωγού κυρίως από τη στιγμή που οι προϋποθέσεις αυτές θα πληρούνται με βελτιστοποιημένη σε κόστος και χρόνο συλλογή των καρπών.

1.1.3.2 ΟΙ ΑΠΑΙΤΗΣΕΙΣ-ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΤΟΥ ΧΡΗΣΤΗ

Συμπερασματικά, ο παραγωγός θα πρέπει να ελέγχει τις πιο κάτω τελικές ιδιότητες του φορτίου που περισυλλέχθηκε

- Την τελική μέση ωριμότητα των καρπών
- Τον αριθμό συναχθέντων καρπών
- Το συνολικό βάρος των καρπών
- Το τελικό μέσο βάρος των καρπών

Σημειώνεται ότι ο αριθμός των καρπών, το συνολικό βάρος και το μέσο βάρος του φορτίου συνδέονται μεταξύ τους με τρόπο προφανή και άρα δεν χρειάζεται

να οριστούν και οι τρεις ιδιότητες παρά μόνο οι δύο. Κατά συνέπεια η τρίτη ιδιότητα υπολογίζεται απευθείας από τις δύο οριζόμενες. ιδιότητες.

Πρακτικά, ο χρήστης του συστήματος πρέπει να έχει την επιλογή να επιλέξει τη συλλογή όλων των καρπών του χωραφιού χωρίς την επιβολή μέσης ωριμότητας αλλά και την επιλογή καθορισμού του τελικού αριθμού φρούτων με μια συγκεκριμένη ιδιότητα. Σε περίπτωση που οι καθορισμένες τιμές δεν μπορούν να ικανοποιηθούν – πχ ζητά ένα μεγάλο αριθμό φρούτων με υψηλή μέση ωριμότητα που δεν είναι εφικτό με το δεδομένο χωράφι- τότε το σύστημα θα πρέπει να ενημερώνει το χρήστη για το ασυμβίβαστο των απαιτήσεων του.

2. ΔΥΝΑΜΙΚΟΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΝ ΔΥΝΑΜΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟ

Ο δυναμικός προγραμματισμός είναι μια μεθοδολογία της επιστήμης των υπολογιστών που χρησιμοποιείται για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων τα οποία με τη χρήση απλοϊκών αλγορίθμων θα χρειάζονταν μεγάλο χρόνο εκτέλεσης. Αντίθετα, με το δυναμικό προγραμματισμό, το αρχικό πρόβλημα χωρίζεται σε μικρότερα υποπροβλήματα τα οποία επιλύονται και τα επιμέρους αποτελέσματα της επίλυσης τους χρησιμοποιούνται στην τελική επίλυση του προβλήματος. Σε αυτό το σημείο πρέπει να τονιστεί η διαφορά του δυναμικού προγραμματισμού με τους αλγόριθμους «διαίρει και βασίλευε» οι οποίοι επίσης διαμοιράζουν ένα μεγάλο πρόβλημα σε υποπροβλήματα για πιο εύκολη επίλυση. Η διαφορά φαίνεται να είναι οριακή αλλά στην πραγματικότητα είναι πολύ σημαντική. Στο δυναμικό προγραμματισμό τα υποπροβλήματα δεν είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους, αλλά στην ουσία κάθε υποπρόβλημα εμπεριέχει άλλα υποπροβλήματα τα οποία αφού λυθούν το αποτέλεσμα τους φυλάγεται σε πίνακες αναφοράς έτσι ώστε να μην χρειαστεί να υπολογιστεί ξανά και υπάρξει σπατάλη υπολογιστικών πόρων. Αντίθετα, στους αλγόριθμους «διαίρει και βασίλευε», τα υποπροβλήματα είναι ανεξάρτητα και τα αποτελέσματα της επίλυσης τους ενοποιούνται για να εξαχθεί η λύση του αρχικού προβλήματος. Η φύση ενός αλγόριθμου «διαίρει και βασίλευε» δεν αποτρέπει την επίλυση ενός συγκεκριμένου υποπροβλήματος πάνω από μία φορά, αφού στην ουσία δεν υπάρχει μηχανισμός που να φυλάγει τα αποτελέσματα των υποπροβλημάτων. Ο δυναμικός προγραμματισμός επιστρατεύεται ως επί το πλείστον για την επίλυση προβλημάτων όπου απαιτείται η βελτιστοποίηση μιας διαδικασίας ή καλύτερα η εξεύρεση μιας βέλτιστης λύσης, δηλαδή αναζητείται η λύση που μεγιστοποιεί ή ελαχιστοποιεί μία μεταβλητή. Τονίζεται ότι μια βέλτιστη λύση δεν σημαίνει ότι είναι και η μοναδική λύση που

βελτιστοποιεί την τιμή της μεταβλητής του προβλήματος που μας ενδιαφέρει, αλλά αποτελεί μία εκ των πιθανώς πολλών βέλτιστων λύσεων που επιτυγχάνουν την ιδεατή τιμή της μεταβλητής.

Η καρδιά της μεθοδολογίας του δυναμικού προγραμματισμού είναι η εξεύρεση του βέλτιστου δομικού στοιχείου του προβλήματος (sub optimal structure). Με τη χρήση αυτού του βέλτιστου δομικού στοιχείου επιλύονται με βέλτιστο τρόπο τα υποπροβλήματα και οι λύσεις αυτές φυλάγονται σε ένα πίνακα για να χρησιμοποιούνται κάθε φορά που παρουσιάζεται ένα συγκεκριμένο υποπρόβλημα. Με αυτό τον τρόπο μια από κάτω προς τα πάνω ανάλυση του αρχικού προβλήματος μπορεί να δώσει μια βέλτιστη λύση[3].

Το σημαντικό πλεονέκτημα της ανίχνευσης μιας βέλτιστης υποδομής σε ένα πρόβλημα είναι το γεγονός ότι δεν χρειάζεται να υπολογίζεται η τιμή ενός υποπροβλήματος πάνω από μια φορά αλλά αντίθετα αφού υπολογιστεί, η τιμή του χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό άλλων υποπροβλημάτων του αρχικού προβλήματος στα οποία εμπεριέχεται το επιλυθέν υποπρόβλημα.

Το παραπάνω γεγονός εκφράζει την μεθοδολογία επίλυσης από κάτω προς τα κάτω, καθώς και την χρήση των πινάκων στην επίλυση προβλημάτων με δυναμικό προγραμματισμό.

Η αποδοτικότητα της μεθοδολογίας του δυναμικού προγραμματισμού είναι προφανής σε προβλήματα που οι πιθανές λύσεις είναι τεράστιες σε αριθμό αφού ο χώρος έρευνας των λύσεων του προβλήματος καθορίζεται από τη συνδυαστική των χαρακτηριστικών τιμών του ίδιου του προβλήματος. Αντίθετα, ο χώρος έρευνας του προβλήματος με τη μεθοδολογία του δυναμικού προγραμματισμού μειώνεται στη συνδυαστική των διαστάσεων ενός πίνακα που εκφράζει χαρακτηριστικές τιμές της βέλτιστης δομής.

Ενδεικτικό είναι το παράδειγμα γνωστών προβλημάτων που λύνονται με δυναμικό προγραμματισμό και επιτυγχάνουν αρκετά βελτιωμένους χρόνους εκτέλεσης σε σχέση με τους χρόνους εκτέλεσης της προσέγγισης με απλοϊκούς αλγόριθμους έρευνας (brute force attack). Στον παρακάτω πίνακα καταγράφονται κάποια χαρακτηριστικά παραδείγματα[3].

Πρόβλημα	Χρόνος Αναδρομικής Επίλυσης	Χρόνος Επίλυσης με Δυναμικό προγραμματισμό
Μακρύτερη κοινή υπό-ακολουθία δύο ακολουθιών μήκους μ και ν (Longest Common Subsequence)	$\Theta(2^\mu)$	$O(\mu.\nu)$
Προγραμματισμός γραμμής παραγωγής μήκους μ	$\Theta(2^\mu)$	$O(\mu)$
Πολυτιμότερο φορτίο σακιδίου με επιλογή από μ αντικείμενα και συνολικό μέγιστο βάρος β (knapsack problem)	$O(2^\mu)$	$O(\mu.\beta)$

Πίνακας 2. Γνωστά προβλήματα δυναμικού προγραμματισμού και η βελτίωση του χρόνου επίλυσης τους

2.2 ΣΥΣΧΕΤΙΣΗ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΜΕ ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΗΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΚΑΡΠΩΝ

Η μεθοδολογία του δυναμικού προγραμματισμού μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση του προβλήματος της βελτιστοποίησης συλλογής καρπών για τους παρακάτω προφανείς λόγους

- Το υπό μελέτη πρόβλημα είναι στη φύση του πρόβλημα βελτιστοποίησης μιας χαρακτηριστικής μεταβλητής και συγκεκριμένα είναι πρόβλημα ελαχιστοποίησης του κόστους συλλογής των καρπών
- Οι πιθανές λύσεις υπάγονται στο σύνολο των πιθανών συνδυασμών που δύναται να παραχθούν μεταξύ των φρούτων ακολουθώντας κάποιους περιορισμούς
- Για να περιοριστούν τα ταξίδια του ρομπότ από το σημείο εκφόρτωσης στα σημεία συλλογής, **το φορτίο του ρομπότ σε συναχθέντα φρούτα πρέπει να προσεγγίζει το μέγιστο επιτρεπόμενο φορτίο σε κάθε επιστροφή για ξεφόρτωμα στο αρχικό σημείο του χωραφιού.** Το πρόβλημα αυτό από μόνο του προσεγγίζεται από τη μεθοδολογία του δυναμικού προγραμματισμού με τη μορφή μιας παραλλαγής της επίλυσης του γνωστού Knapsack problem [3].

Οι λεπτομέρειες της επίλυσης του προβλήματος με τη χρήση δυναμικού προγραμματισμού παρουσιάζονται αργότερα στην ενότητα επίλυσης του προβλήματος.

3. ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

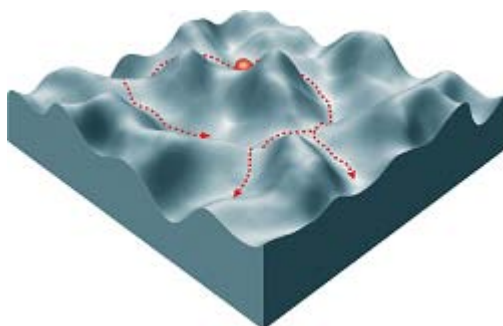
Τα τελευταία χρόνια και σε συνάρτηση με την ανάπτυξη (και την ανάγκη για ανάπτυξη) της τεχνητής νοημοσύνης στα υπολογιστικά συστήματα, παρουσιάστηκε η τάση για έρευνα πέρα από τα πλαίσια της κλασσικής επιστήμης των υπολογιστών. Τα προβλήματα που οδήγησαν στην ανάγκη ανάπτυξης τέτοιων ευφύων αλγορίθμων συνήθως απαιτούν ένα γνωσιολογικό σύνολο και μια θεμελιωμένη λογική τα οποία ο υπολογιστής να μπορεί να επεξεργαστεί και να εξελίξει. Το γνωσιολογικό σύνολο συνήθως αποτελείται από την κανονιστική περιγραφή του περιβάλλοντος που φιλοξενεί το πρόβλημα καθώς και την έκφραση (συνήθως τη μαθηματική) που εμπεριέχει τους στόχους και κατά συνέπεια σκιαγραφεί την ποιότητα και τη φύση της λύσης που απαιτείται. Η αναζήτηση της θεμελιωμένης λογικής έχει οδηγήσει τους επιστήμονες στη θεώρηση βιολογικών κανόνων και στη συνέχεια την έμπνευση να χρησιμοποιήσουν τη λογική ζωντανών οργανισμών και των κοινοτήτων που σχηματίζουν, με σκοπό να εξελίξουν ένα σύνολο λύσεων των υπό εξέταση προβλημάτων. Αφού η λογική που διέπει τη λειτουργία ενός είδους ζωντανών οργανισμών ρυθμίζει και εξελίσσει για εκατομμύρια τώρα χρόνια την ικανότητα τους για επιβίωση και αποδοτική λειτουργικότητα, τότε μια πιθανή προσομοίωση των βιολογικών αυτών οντοτήτων μπορεί να δώσει ανάλογα αποτελέσματα στην επίλυση ενός προβλήματος. Αυτό ισχύει εφόσον το πρόβλημα μεταφραστεί σε πρόβλημα εξέλιξης βιολογικών οντοτήτων. Χαρακτηριστικά παραδείγματα της προσέγγισης αυτής είναι οι αλγόριθμοι σμήνους (swarm algorithms), οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης με προσομοίωση αποικίας μυρμηγκιών (ants colony optimization) και οι αλγόριθμοι προσομοίωσης ανοσοποιητικού συστήματος (immune system algorithm).

Οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν το πιο αντιπροσωπευτικό παράδειγμα της έμπνευσης αλγορίθμων επίλυσης προβλημάτων από τη φύση. Πέραν του γεγονότος ότι έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετά από τη δεκαετία του 1970 και έχουν να επιδείξουν αποδοτικές επιλύσεις σε πληθώρα προβλημάτων, διέπονται από μαθηματική θεμελίωση γεγονός που τους καθιστά αξιόπιστα εργαλεία έρευνας για εύρεση βέλτιστων λύσεων.

Τα προβλήματα που προσεγγίζονται με τους γενετικούς αλγόριθμους σχεδόν πάντα παρουσιάζουν πολύ μεγάλο πεδίο έρευνας λύσεων. Εφαρμόζοντας μια λογισμικά προσομοιωμένη εφαρμογή της φυσικής επιλογής (natural selection), ένα σύνολο πιθανών λύσεων μπορεί να εξελιχθεί μεθοδικά και σταδιακά έτσι ώστε μετά από μια σειρά κύκλων επεξεργασίας να αντιπροσωπεύει μια βέλτιστη λύση του προβλήματος. Σε αντίθεση με άλλους αλγόριθμους βελτιστοποίησης όπως ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφου (hill climbing algorithm) και σε λιγότερο βαθμό ο αλγόριθμος προσομοιωμένης ανόπτωσης (simulated annealing algorithm), ο γενετικός αλγόριθμος απαλλάσσεται από τον περιορισμό της αξεπέραστης καθίζησης μέσα σε κάποιο τοπικό ελάχιστο (local minimum) ή αντίστροφα τοπικό μέγιστο (local maxima). Πάντως πρέπει να σημειωθεί ότι η ικανότητα του γενετικού αλγόριθμου να ερευνά και να συνθέτει λύσεις που καλύπτουν μεγάλο φάσμα του πεδίου δυνατών λύσεων, μπορεί να περιοριστεί λόγω μειωμένης πολυμορφίας του υπό εξέταση πληθυσμού λύσεων. Η λειτουργική διαφοροποίηση του γενετικού αλγόριθμου σε σχέση με τους προαναφερθέντες αλγόριθμους διατυπώνεται στην παρακάτω μεταφορά:

Αν η λύση ενός προβλήματος κρύβεται σε κάποιο τυχαίο σημείο που βρίσκεται στην κορυφή του όρους των Ιμαλάιων και οι διάφοροι αλγόριθμοι ξεκινούσαν από ένα τυχαίο σημείο οπουδήποτε σε κάποιο από τα παραπλήσια όροι, τότε ο αλγόριθμος αναρρίχησης λόφου (hill climbing) θα ξεκινούσε την αναρρίχηση

βελτιώνοντας σταδιακά την απόδοση της λύσης του αλλά θα αναγκαζόταν να σταματήσει μόλις έφτανε στην πρώτη κορυφή που θα έβρισκε. Ο αλγόριθμος προσομοιωμένης ανόπτωσης (simulated annealing algorithm) θα βελτίωνε κι αυτός σταδιακά τη λύση του και θα είχε κάποιες πιθανότητες να μην περιοριστεί σε κάποια κορυφή. Δεδομένου όμως του γεγονότος ότι υπάρχουν πολλές χαμηλότερες κορυφές γύρω από την κορυφή των Ιμαλαΐων, τελικά η πιθανότητα να μην μπορεί να ξεπεράσει ένα τοπικό μέγιστο είναι συντριπτικά μεγαλύτερη από το να τα ξεπεράσει. Αντίθετα, ο γενετικός αλγόριθμος ξεκινά με πολλές τυχαίες λύσεις διάσπαρτες στην περιοχή και έχει τη δυνατότητα τηλεμεταφοράς σε νέα σημεία έρευνας κάθε φορά που ανακαλύπτει πως τέτοια σημεία θα μπορούσαν να είναι υποσχόμενα στο να τον οδηγήσουν στην κορυφή. Συμπερασματικά, από τα πιο μεγάλα πλεονεκτήματα των γενετικών αλγορίθμων είναι η ικανότητα να μην επηρεάζονται από τοπικά ελάχιστα, αποφεύγοντας έτσι τον περιορισμό άλλων αλγορίθμων των οποίων η μεθοδολογία επίλυσης προσομοιάζεται με το κύλισμα μιας μπάλας σε ανώμαλη επιφάνεια μέχρι να βρει ένα τοπικό ελάχιστο το οποίο δεν έχει την κινητική ενέργεια να ξεπεράσει.



Εικόνα 3. Ο περιορισμός του τοπικού ελάχιστου. Η μπάλα αναπαριστά τη βελτίωση μιας λύσης πάνω σε μια ανώμαλη επιφάνεια που αναπαριστά την τιμή του λάθους της λύσης. Η μπάλα κυλά με κατεύθυνση το μικρότερο λάθος αλλά είναι καταδικασμένη να σταματήσει σε ένα τοπικό ελάχιστο [4]

Η προηγούμενη ενδεικτική μεταφορά για τη μεθοδολογία των αλγόριθμων έρευνας παρουσιάζει την δυνατότητα των γενετικών αλγόριθμων να ερευνούν αχανή πεδία πιθανών λύσεων μελετώντας το πόσο υποσχόμενες είναι κάποιες δεδομένες λύσεις και κατά συνέπεια να συνθέτουν καινούριες υποσχόμενες λύσεις βελτιώνοντας την επίδοση τους σταδιακά.

Τέλος, πρέπει να σημειωθεί ότι η μεθοδολογία των γενετικών αλγόριθμων δεν εγγυάται σε καμία περίπτωση τη εξεύρεση μιας βέλτιστης λύσης. Παρόλα αυτά, συνήθως η σωστή ρύθμιση των παραμέτρων τους και κυρίως η σωστή μετάφραση του προβλήματος σε μορφή κατάλληλη για επεξεργασία από γενετικό αλγόριθμο, οδηγούν σε πολύ καλά αποτελέσματα.

3.1.1 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

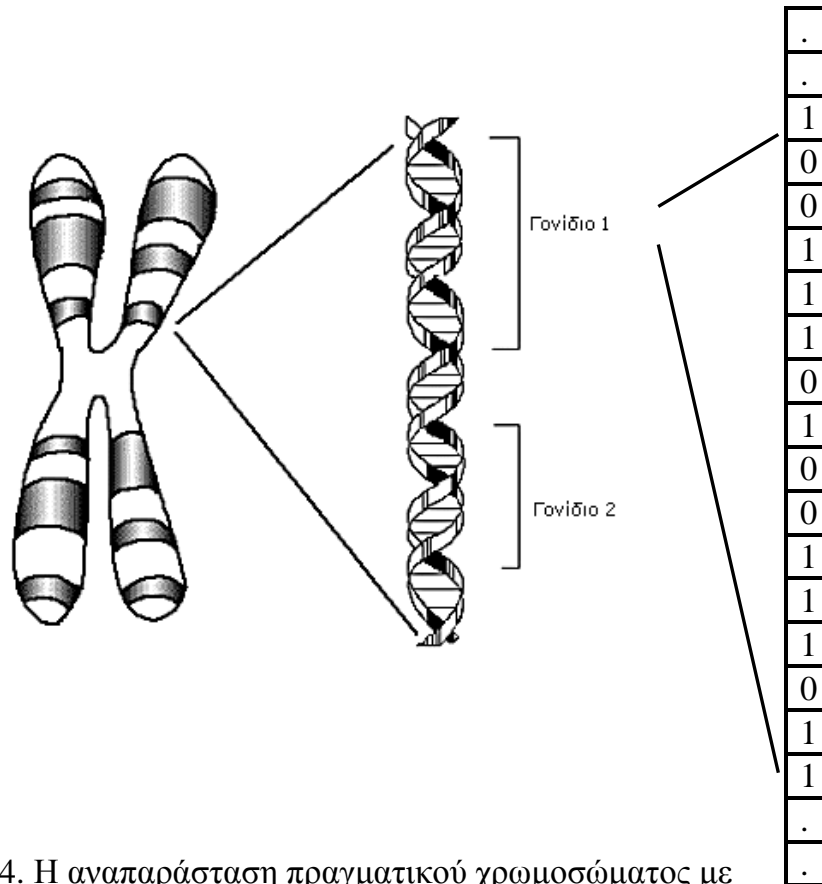
Η θεμελιωμένη λογική πίσω από τους γενετικούς αλγόριθμους είναι η ίδια η θεωρία της εξέλιξης των μορφών ζωής στο πλανήτη μας. Η θεωρία της εξέλιξης επεξηγεί τη λογική των μηχανισμών ανταλλαγής του γενετικού υλικού των οργανισμών από γενιά σε γενιά μέσω της φυσικής και της σεξουαλικής επιλογής όπως τα διατύπωσε ο Δαρβίνος μέσα από την έρευνα και το έργο του:

Σε κάθε πληθυσμό τα πιο ικανά άτομα είναι πιθανότερο να ζευγαρώσουν μεταξύ τους και εξίσου πιθανότερο είναι η ανταλλαγή των γονιδίων τους να δημιουργήσει ικανούς απογόνους. Επίσης, άτομα (ή ακόμα και άτομο) σε ένα πληθυσμό που κατέχουν ένα χαρακτηριστικό που τους δίνει πλεονέκτημα στην επιβίωση και στο αναπαραγωγικό ζευγάρωμα, τείνουν να μεταδώσουν το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό (γονίδιο) στο γενικό πληθυσμό.[6]

Σύμφωνα με το πιο πάνω χαρακτηριστικά της θεωρίας της εξέλιξης, ένας πληθυσμός μπορεί να περάσει μέσα από ένα αριθμό προσομοιωμένων γενιών που στην ουσία αποτελούν ζευγαρώματα του πληθυσμού με σκοπό την ανταλλαγή γονιδίων και να εξελιχθεί σε σχέση με τον ορισμό του τι θεωρείται ικανότητα στο συγκεκριμένο πληθυσμό. Είναι σημαντικό, αν και αυτονόητο, να επισημανθεί ότι η εξέλιξη ενός πληθυσμού κάτω από την πίεση μιας συγκεκριμένης ικανότητας είναι πολύ διαφορετική από την εξέλιξη του ίδιου πληθυσμού κάτω από την πίεση μιας άλλης ικανότητας. Με λίγα λόγια, η ικανότητα ή αλλιώς η μετρική ποιότητας ενός ατόμου κάποιου πληθυσμού, καθορίζει την εξέλιξη του όλου πληθυσμού με τρόπο μοναδικό.

Τις παραπάνω έννοιες εφαρμόζει ένας γενετικός αλγόριθμος με σκοπό την εξέλιξη ενός συνόλου λύσεων μέσω των γενετικών χειρισμών με τελικό σκοπό κάποια από τις λύσεις να είναι βέλτιστη ή θα ικανοποιεί τα αριθμητικά όρια και τους περιορισμούς που επιβάλλει ο χρήστης. Ο πληθυσμός που εξελίσσεται αποτελείται από πιθανές λύσεις και κατά συνέπεια κάθε άτομο του πληθυσμού είναι μία εν δυνάμει λύση του προβλήματος. Αυτό συμβαίνει αφού τα γονίδια κάθε ατόμου του πληθυσμού αντιπροσωπεύουν και ένα μέρος της πιθανής λύσης. Η μορφή των γονιδίων (τμημάτων της λύσης), εξαρτάται από το υπό επίλυση πρόβλημα αλλά και την προσέγγιση επίλυσης που ακολουθείται. Συγκεκριμένα, η διαδικασία μετάφρασης των παραμέτρων του προβλήματος σε αναπαράσταση γονιδίων ονομάζεται κωδικοποίηση (encoding) και είναι πολύ κρίσιμη για την επιτυχία του αλγόριθμου. Η αναπαράσταση της λύσης μπορεί να είναι δυαδική ή δεκαδική, με τη δυαδική να ταιριάζει περισσότερο στους μηχανισμούς του γενετικού αλγόριθμου (αφού ταιριάζει πλήρως με τη θεωρία των σχημάτων) για λόγους που θα διαφανούν στην ενότητα που αφορά το μαθηματικό υπόβαθρο του συγκεκριμένου αλγόριθμου. Κατά συνέπεια το κάθε άτομο –πιθανή λύση- του πληθυσμού του αλγόριθμου έχει τη μορφή μιας

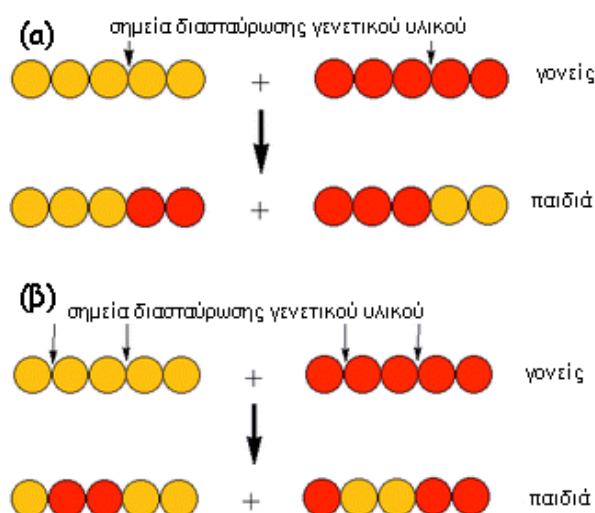
ακολουθίας αριθμών (δεκαδικών ή δυαδικών) που αντιπροσωπεύουν το μονοπάτι της λύσης.



Εικόνα 4. Η αναπαράσταση πραγματικού χρωμοσώματος με ακολουθία δυαδικών αριθμών

Στο παραπάνω σχέδιο παρουσιάζεται πώς θα ήταν η ιεραρχία του ανθρώπινου γενετικού υλικού (DNA) αν τα γονίδια αντί νουκλεοτιδίων εκφράζονταν με ακολουθίες δυαδικών αριθμών. Αυτές ακριβώς οι ακολουθίες δυαδικών αριθμών σχηματίζουν τον πληθυσμό λύσεων στους γενετικούς αλγόριθμους και μέσω διαδοχικών καθοδηγούμενων συνδυασμών τμημάτων των ακολουθιών δημιουργούνται νέες μονάδες οι οποίες κατ' ευχή θα προσεγγίζουν σταδιακά μια βέλτιστη λύση. Το μήκος κάθε λύσης μπορεί να είναι σταθερό ή μεταβαλλόμενο ανάλογο με τη φύση του προβλήματος παρόλο που οι κωδικοποιήσεις σταθερού μήκους τείνουν να φέρουν καλύτερα αποτελέσματα. Ο συνδυασμός τμημάτων του γενετικού υλικού με στόχο την

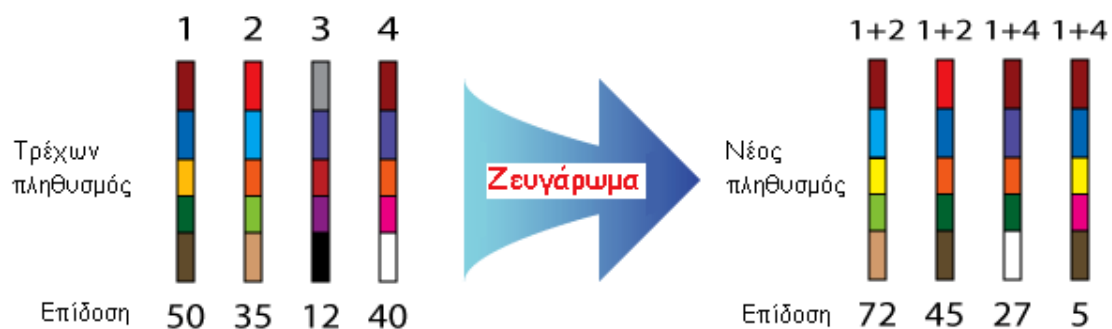
βελτίωση των λύσεων του προβλήματος, επιτυγχάνεται με το ζευγάρι των
υπαρχουσών λύσεων. Κάθε λύση που συμμετέχει στην ανταλλαγή γενετικού
υλικού προσφέρει κατά το ζευγάρι τμήματα των γονιδίων της τα οποία
συνδυάζονται με τμήματα γονιδίων της άλλης λύσης που επιλέχθηκε για
αναπαραγωγή. Επειδή η επιλογή των λύσεων που θα αναπαραχθούν γίνεται με
τρόπο που δίνει στατιστικό πλεονέκτημα επιλογής στις λύσεις που φέρουν
μεγαλύτερη ικανότητα για επίλυση του προβλήματος, το παιδί της ένωσης των
δύο ατόμων παρουσιάζει αυξημένη πιθανότητα να παρουσιάζει επίσης
αυξημένη ικανότητα επίλυσης. Η διαδικασία επιλογής-αναπαραγωγής μελών
του πληθυσμού συνεχίζεται για αρκετές γενιές μέχρι να επιτευχθεί μια
βέλτιστη λύση ή να περάσει κάποιος καθορισμένος αριθμός γενιών χωρίς να
βρεθεί βέλτιστη λύση στο μεσοδιάστημα. Η μεθοδολογία της ανάμιξης του
γενετικού υλικού των ατόμων του πληθυσμού επιτυγχάνεται με διάφορους
τρόπους με επικρατέστερους τους συνδυασμούς ενός και δύο σημείων
αναφοράς (one or two points crossover). Στο παρακάτω σχεδιάγραμμα
παρουσιάζεται γραφικά η έννοια του συνδυασμού γενετικού υλικού δύο
προκριμένων ατόμων.



Εικόνα 5. Οι μέθοδοι ανάμιξης γενετικού υλικού. α) Διασταύρωση γενετικού υλικού ενός σημείου β) Διασταύρωση γενετικού υλικού δύο σημείων

Στη μέθοδο του ενός σημείου, επιλέγεται τυχαία ένα γονίδιο του ατόμου που αποφασίζεται ότι θα αναπαραχθεί. Η ακολουθία γενετικού υλικού από την αρχή του γονιδιώματος μέχρι το σημείο αναφοράς χρησιμοποιείται αυτούσια στο παιδί των ζευγαρωμένων λύσεων, ενώ το υπόλοιπο μέρος του γονιδιώματος του παιδιού συμπληρώνεται από την ακολουθία γονιδίων που περικλείεται από το σημείο αναφοράς μέχρι το τέλος του γονιδιώματος του δεύτερου γονιού. Κατά αντιστοιχία, η ανάμιξη γενετικού υλικού δύο σημείων επιτυγχάνεται με την συσχέτιση τμημάτων γονιδίων που περικλείονται ανάμεσα σε δύο σημεία.

Η συνεχής ανταλλαγή γονιδίων μεταξύ των περισσότερο υποσχόμενων ατόμων του πληθυσμού προάγει τη βελτίωση των λύσεων και καθοδηγεί την όλη διαδικασία σε λύσεις που είναι όλο και πλησιέστερες μιας βέλτιστης λύσης. Η πρόκριση των ατόμων που θα ζευγαρωθούν σε κάθε γενιά του αλγόριθμου γίνεται με τη στατιστική επιλογή ατόμων μέσω τουρνουά (tournament selection) με τρόπο που ευνοεί την συχνότερη επιλογή των πιο προηγμένων αποδοτικά λύσεων. Η απόδοση της κάθε λύσης υπολογίζεται κατά την ένταξη της στο γενικό πληθυσμό που διατηρεί ο αλγόριθμος και τις περισσότερες φορές είναι μια μαθηματική έκφραση που υπολογίζει την απόλυτη απόσταση της εξόδου μιας λύσης από το θεμιτό αποτέλεσμα.

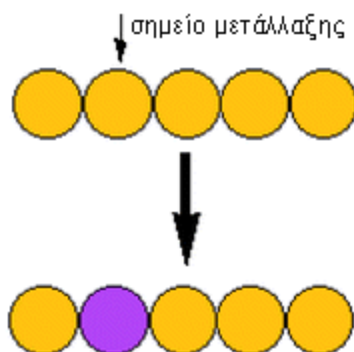


Εικόνα 6. Η εξέλιξη ενός πληθυσμού μέσω ζευγαρώματος των μελών του σύμφωνα με τις επιδόσεις τους.

Πέραν της ανάμιξης γενετικού υλικού μέσω αναπαραγωγής, ένα γονίδιο κάποιου οργανισμού μπορεί να μεταλλαχθεί αυθαίρετα ή κάτω από την επιρροή εξωτερικών παραγόντων. Στη θεωρία της εξέλιξης όμως ισχύει το παρακάτω αξίωμα:

Οποιοδήποτε γονίδιο μπορεί να μεταλλαχθεί σύμφωνα με μια χαμηλή στατιστικά πιθανότητα. Η μετάλλαξη αυτή είναι αυθαίρετη, τυχαία και δεν υποκινείται από κανένα μηχανισμό βελτίωσης, δεν έχει δηλαδή σε καμία περίπτωση νόημα ή σκοπό.

Η γενετική διαδικασία της μετάλλαξης παρόλο που δεν βελτιώνει την γενική επίδοση του πληθυσμού είναι πολύ σημαντική, αφού βελτιώνει την γονιδιακή διαφορετικότητα ανάμεσα στα άτομα του πληθυσμού και άρα προσθέτει νέες περιοχές έρευνας επίλυσης στο γενετικό αλγόριθμο. Για αυτό το λόγο στους γενετικούς αλγόριθμους χρησιμοποιείται αλλά σε πολύ μικρότερη συχνότητα από ότι η ανταλλαγή γενετικού υλικού μέσω ζευγαρώματος λύσεων και συγκεκριμένα γύρω στο 5-10% των περιπτώσεων. Πρακτικά, η μετάλλαξη ενός γονιδίου εφαρμόζεται με την τυχαία μετατροπή της τιμής του γονιδίου σε μια άλλη τιμή. Στην περίπτωση των δυαδικών γονιδίων τιμές που πριν τη μετάλλαξη ήταν μοναδιαίες, μετά τη μετάλλαξη γίνονται μηδενικές και το ανάστροφο.



Εικόνα 7. Η μετάλλαξη ενός γονιδίου τροποποιεί αυθαίρετα την τιμή του

3.1.2 ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΘΕΜΕΛΙΩΣΗ

Τα μαθηματικά θεμέλια των γενετικών αλγορίθμων συναντώνται στην ανάλυση της θεωρίας σχημάτων (schema theory) του πατέρα των συγκεκριμένων αλγορίθμων **John Henry Holland**, ο οποίος μέσα από την ερευνητική του εργασία έθεσε τις βάσεις για την εισαγωγή των συγκεκριμένων αλγορίθμων στο υπολογιστικό οπλοστάσιο των επιστημόνων και των μηχανικών.

Τα σχήματα είναι περιγραφές ενός γονότυπου σε γενικευμένη μορφή και έχουν την ιδιότητα να εκφράζουν και να προσδιορίζουν πολλές συγκεκριμένες πιθανές εκδοχές του γονότυπου. Ένα δηλαδή σχήμα αναπαριστά εν δυνάμει πλήθος πιθανών εκδοχών του γονότυπου με συγκεκριμένα όμως χαρακτηριστικά.[7]

Αν τα πιθανά γονίδια ενός γονότυπου ανήκουν σε ένα σύνολο A τότε ισχύει $A \cup \{*\}$, όπου $*$ είναι ένα ειδικό σύμβολο μπαλαντέρ (wildcard) το οποίο αντιπροσωπεύει οποιαδήποτε στοιχείο του A . Μία έκφραση του γονότυπου ταιριάζει με ένα σχήμα όταν κάθε του γονίδιο ταιριάζει με το γονίδιο που έχει το σχήμα στην αντίστοιχη θέση. Πχ η ακολουθία **11000110101100110** ταιριάζει με τα σχήματα **110******* και ****0011*10*10***0**. Τα σχήματα μπορούν να θεωρηθούν σαν υπέρ-επίπεδα σε ένα πολυδιάστατο χώρο, αναπαριστώντας ένα σύνολο λύσεων που μοιράζεται κοινά χαρακτηριστικά τα οποία εκφράζονται από τα κοινά γονίδια στις ίδιες θέσεις.

Ο γενετικός αλγόριθμος δουλεύει με το να προωθεί τα πιο αποδοτικά σχήματα μέσω της επιλογής των καλύτερων μελών ενός πληθυσμού για ζευγάρωμα και κατά συνέπεια μεταφέρει αυτό το ποιοτικό γενετικό υλικό στις παραγόμενες λύσεις.[7]

Η μαθηματική απόδειξη της πρόκρισης βελτιωμένων λύσεων από τους γενετικούς αλγόριθμους παρουσιάζεται πιο κάτω[7].

Αν για ένα σχήμα γονιδίων H θεωρήσουμε τα ακόλουθα :

- $\mu(H,\tau)$ ο αριθμός των μελών του πληθυσμού που ταιριάζουν στο σχήμα H το χρόνο τ
- $\alpha(H,\tau)$ η μέση απόδοση των μελών του πληθυσμού που ταιριάζουν στο σχήμα H το χρόνο τ
- $E(\mu(H,\tau+1))$ ο αναμενόμενος αριθμός μελών του πληθυσμού που ταιριάζουν στο σχήμα H σε χρόνο $\tau+1$

Θεωρείται επίσης ότι η πιθανότητα επιλογής για ζευγάρι ενός μέλους του πληθυσμού που έχει γενετικό υλικό την ακολουθία χ είναι η αναλογία $\gamma(\chi) / \varepsilon(\gamma(\tau))$, όπου ο παρονομαστής αντιπροσωπεύει το μέσο όρο της απόδοσης του πληθυσμού και ο αριθμητής το μέτρο ποιότητας της ακολουθίας χ .

Αν η ακολουθία χ ταιριάζει στο σχήμα H , δηλαδή ισχύει $\chi \in H$, τότε

$$E(\mu(H,\tau+1)) = \sum_{\chi \in H} \gamma(\chi) / \varepsilon(\gamma(\tau))$$

$$\alpha(H,\tau) = \sum_{\chi \in H} \gamma(\chi) / \mu(H,\tau) \quad \rightarrow$$

$$E(\mu(H,\tau+1)) = (\alpha(H,\tau) / \varepsilon(\gamma(\tau))).\mu(H,\tau) \quad (3.1)$$

Η ισότητα (1) αντιπροσωπεύει την αύξηση ή τη μείωση των μελών του πληθυσμού που ταιριάζουν σε κάποιο συγκεκριμένο σχήμα με την πάροδο των

γενιών του αλγόριθμου. Ο αριθμός των μελών που ταιριάζουν σε ένα σχήμα και αναμένεται να υπάρχουν στην επόμενη γενιά είναι ανάλογος της μέσης απόδοσης του σχήματος. Αυτό υπονοεί ότι τα πιο αποδοτικά σχήματα έχουν περισσότερη πιθανότητα να προκριθούν στις επόμενες γενιές.

Η διασταύρωση και η μετάλλαξη του γενετικού υλικού μπορούν να καταστρέψουν ή να δημιουργήσουν μονάδες που ταιριάζουν στο σχήμα H. Το χαμηλότερο όριο στο οποίο αναμένεται να πέσει η τιμή της προσδοκώμενης πιθανότητας επιβίωσης ενός σχήματος H σε χρόνο $\tau+1$ λόγω καταστροφής των γενετικών ακολουθιών που ταιριάζουν σε αυτό από διασταυρώσεις (crossovers) υπολογίζεται ως εξής:

$$P_{\text{επιβίωσης}}(\mathbf{H}) \geq 1 - \pi_{\text{διασταύρωσης}} \cdot \left(\frac{\text{Μήκος}_{\mathbf{H}}}{\text{Μήκος}_{\text{Γονιδιώματος}}} \right) \quad (3.2)$$

Είναι εμφανές από την ισότητα (3.2) ότι τα σχήματα που ορίζονται από μικρές ακολουθίες γονιδίων είναι πιο πιθανό να επιβιώσουν της διαδικασίας διασταύρωσης.

Η διαδικασία της μετάλλαξης των γονιδίων μπορεί να καταστρέψει ένα συγκεκριμένο σχήμα και να το αποτρέψει από το να εμφανιστεί σε μια επόμενη γενιά του αλγόριθμου. Αντίστοιχα λοιπόν η πιθανότητα επιβίωσης στην επόμενη γενιά ενός σχήματος H το οποίο έχει αριθμό σταθερών γονιδίων στην ακολουθία του ίσο με το λεγόμενο βαθμό σχήματος $O(\mathbf{H})$ και επιλέγεται για να μεταλλαχθεί είναι η ακόλουθη

$$\Pi_{\text{επιβίωσηςM}}(\mathbf{H}) = (1 - \pi_{\text{μετάλλαξης γονιδίου}})^{O(\mathbf{H})} \quad (3.3)$$

Από την ισότητα (3.3) συμπεραίνεται ότι τα σχήματα που παρουσιάζουν χαμηλό βαθμό $O(\mathbf{H})$ έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα επιβίωσης.

Συμπληρώνοντας την ισότητα (3.1) με την προσθήκη του παράγοντα προσδόκιμης επιβίωσης λόγω των γενετικών λειτουργιών της διασταύρωσης και μετάλλαξης γονιδίων, έχουμε την παρακάτω ισότητα που εκφράζει τη θεωρία των σχημάτων του Holland.

$$E(\mu(\mathbf{H}, \tau+1)) \geq (\alpha(\mathbf{H}, \tau) / \varepsilon(\gamma(\tau))) \cdot \mu(\mathbf{H}, \tau) \cdot \Pi_{\text{επιβίωσης}\Delta} \cdot \Pi_{\text{επιβίωσηςM}} \quad (3.4)$$

Η παραπάνω ισότητα περιγράφει την ανάπτυξη ενός σχήματος από τη μια γενιά στην άλλη. Πρέπει να τονιστεί ότι η εξίσωση (3.4) εκφράζει το χαμηλότερο όριο (lower bound) της αναμενόμενης επιβίωσης ενός σχήματος αφού λαμβάνει υπόψη τα χαμηλότερα όρια επιβίωσης του σχήματος μετά από τις γενετικές λειτουργίες της διασταύρωσης και μετάλλαξης. Οι δημιουργικές ικανότητες των παραπάνω γενετικών λειτουργιών δεν αναλύονται εδώ, αλλά αποτελούν μέρος της εργασίας του Goldberg στον τομέα της Υπόθεσης των Δομικών στοιχείων (“Building Block Hypothesis”, Goldberg 1989a).

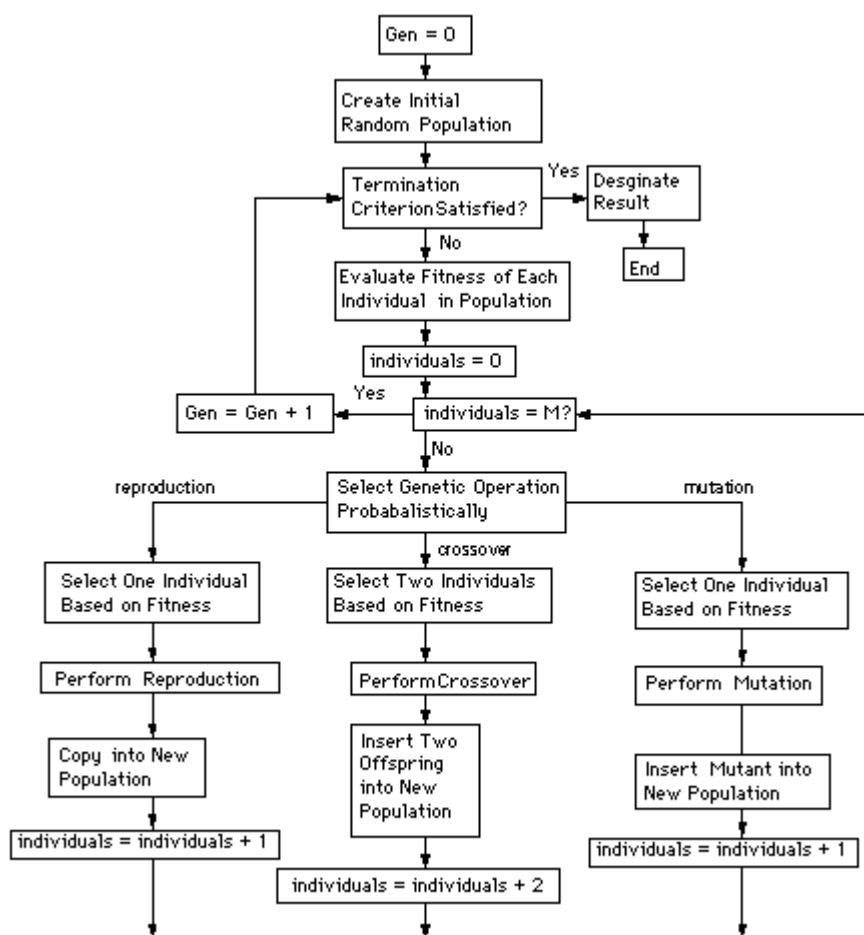
3.2 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΤΙΚΑ

Η προγραμματιστική υλοποίηση των γενετικών αλγόριθμων βασίζεται σε ένα αριθμό ρουτινών που αποτελούν τη ραχοκοκαλιά της όλης διαδικασίας. Το πρώτο βήμα του αλγόριθμου είναι να δημιουργήσει ένα σύνολο από τυχαία μέλη που θα αποτελέσει και τον αρχικό πληθυσμό του αλγόριθμου. Ακολούθως διαδοχικά και επαναληπτικά μέχρι την συμπλήρωση κάποιου αριθμού επαναλήψεων (γενιών) ή μέχρι την προσέγγιση ενός αποδεκτού αποτελέσματος, ο αλγόριθμος υπολογίζει το μέτρο ποιότητας κάθε λύσης και σύμφωνα με αυτό μεταβάλλει το γενετικό υλικό του πληθυσμού για να τον οδηγήσει στην επόμενη γενιά. Η μεταβολή του γενετικού υλικού γίνεται ως εξής. Σε κάθε γενιά αφού υπολογιστεί το μέτρο ποιότητας του κάθε μέλους ξεχωριστά, ο αλγόριθμος αποφασίζει βάσει πιθανότητας αν θα εκτελέσει την γενετική λειτουργία της μετάλλαξης ή της διασταύρωσης (συνήθως η πιθανότητα διασταύρωσης είναι συντριπτικά υψηλότερη). Αν επιλεγεί η διαδικασία της μετάλλαξης, τότε μία λύση θα επιλεγεί να μεταλλαχθεί βάση της ποιότητας της (οι καλύτερες λύσεις παρουσιάζουν αναλογικά μεγαλύτερη πιθανότητα επιλογής από τις λύσεις με χαμηλότερη ποιότητα). Το ίδιο ισχύει αν επιλεγεί η διασταύρωση λύσεων με τη διαφορά ότι σε αυτήν την περίπτωση πρέπει να επιλεγτούν για αναπαραγωγή δύο λύσεις. Οι καινούριες λύσεις που δημιουργούνται αποτελούν την επόμενη γενιά του αλγόριθμου η οποία θα έχει τον ίδιο σταθερό μέγεθος και θα περάσει από την ίδια διαδικασία αναπαραγωγής /μετάλλαξης με σκοπό τη δημιουργία μιας μεταγενέστερης γενιάς και ούτω καθεξής.

3.2.1 ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

Ο γενετικός αλγόριθμος τερματίζεται αν ικανοποιηθεί κάποιο από τα δύο εξής κριτήρια:

- Η εξέλιξη του πληθυσμού λύσεων έχει συμπληρώσει ένα συγκεκριμένο αριθμό γενιών
- Στον πληθυσμό υφίσταται μια λύση που παρουσιάζει μέτρο ποιότητας κάτω από ένα όριο αποδοχής



Διάγραμμα 2. Διάγραμμα ροής κλασικού γενετικού αλγόριθμου [5]

Οι συνθήκες τερματισμού ελέγχονται με τη δημιουργία μιας νέας γενιάς και αν πληρούνται τότε οδηγούν στον τερματισμό του αλγόριθμου. Εκτός από τον εντοπισμό μιας αποδεκτής λύσης, οι συνθήκες τερματισμού έχουν σκοπό τον περιορισμό του χρόνου εκτέλεσης κυρίως από τη στιγμή που δεν αναμένεται περαιτέρω βελτίωση των αποτελεσμάτων μέσω της παρόδου περισσότερων γενιών εξέλιξης. Ενδεικτικά, μια άλλη συνθήκη θα μπορούσε να είναι το μέσο μέτρο ποιότητας του πληθυσμού ή ο χρόνος εκτέλεσης.

Σημειώνεται ότι περιέχει τη γενετική λειτουργία της ακριβής αντιγραφής μέλους στην επόμενη γενιά, η οποία δεν χρησιμοποιείται στον αλγόριθμο επίλυσης του προβλήματος της συγκομιδής καρπών. Η επιλογή αυτή έγινε με βάση το γεγονός ότι η γενετική αυτή λειτουργία περιέχεται εν μέρει στη λειτουργία της μετάλλαξης, αφού υπάρχει η πιθανότητα ένα μέλος του πληθυσμού να επιλεγθεί για μετάλλαξη, αλλά να περάσει τη διαδικασία χωρίς να μεταβληθεί το γενετικό του υλικό. Αυτό συμβαίνει γιατί αφού ένα μέλος επιλεγθεί για να περάσει τη διαδικασία μετάλλαξης, κάθε γονίδιο του εξετάζεται ξεχωριστά και έχει μια συγκεκριμένη πιθανότητα να μεταλλαχθεί. Συνεπώς, θεωρητικά μία λύση μπορεί στην ουσία να αντιγραφεί στην επόμενη γενιά ως έχει χωρίς να υπάρχει γενετική λειτουργία που να εφαρμόξει αποκλειστικά μια τέτοια γενετική λειτουργία.

3.2.2 ΔΙΑΜΟΙΡΑΣΜΟΣ ΓΟΝΙΔΙΩΝ

Η διαδικασία διασταύρωσης δύο μελών του πληθυσμού ξεκινά με την επιλογή των λύσεων που θα αναπαραχθούν με πιθανότητες ανάλογες του μέτρου ποιότητας που παρουσιάζουν. Αφού γίνει η επιλογή των δύο αυτών μελών, υπολογίζεται ένα τυχαίο σημείο στο γενετικό υλικό της κάθε αλληλουχίας των επιλεγμένων μελών. Τα σημεία αυτά θα αποτελέσουν την θέση έναρξης του

γενετικού υλικού που θα αντικατασταθεί στο ένα μέλος και τη θέση έναρξης του γενετικού υλικού που θα διατηρηθεί στο άλλο μέλος.

Η διασταύρωση λύσεων είναι πιο εύκολο να υλοποιηθεί προγραμματιστικά αν οι γονιδιακές ακολουθίες έχουν σταθερό μήκος οπότε δεν υφίσταται προβληματισμός για το μέγιστο ή ελάχιστο μήκος της ακολουθίας του απογόνου. Επίσης το σταθερό μήκος γονιδιακών ακολουθιών εξαλείφει το πρόβλημα της τάσης για ανεξέλεγκτη αύξηση του μήκους των λύσεων του πληθυσμού που παρουσιάζεται σε μη σταθερού γονιδιακού μήκους πληθυσμών. Κατά συνέπεια, στις περιπτώσεις που το μήκος των λύσεων ενός πληθυσμού είναι μεταβλητό, ενδείκνυται η επιβολή κάποιου μηχανισμού συγκράτησης στην αύξηση των γονιδιακών ακολουθιών είτε με τη χρήση κανονισμών αποδοχής των απογόνων σύμφωνα με το μήκος τους, είτε με την ενθυλάκωση κάποιας μορφής προστίμου (penalty) και άρα μείωσης του μέτρου ποιότητας μιας λύσης των απογόνων που παρουσιάζουν μεγάλη αύξηση στο μήκος της γενετικής τους ακολουθίας. Στο πρόβλημα της βελτιστοποίησης της συλλογής φρούτων από χωράφι το μήκος των πιθανών λύσεων είναι σταθερό για να αποφευχθούν τα παραπάνω προβλήματα.

Ο ψευδο-κώδικας της γενετικής λειτουργίας της διασταύρωσης γενετικού υλικού ενός σημείου (one point cross over) με την δημιουργία ενός απογόνου φαίνεται πιο κάτω.

```
offspring= function OnePointCrossover(parent1,parent2)
{
    point1 = Random();
    point2 = Random();
    if (point2 > point1)
    {
        ArrayCopy(parent1, point1, offspring, point1,point2-point1);
        ArrayCopy(parent2, 0, offspring, 0, point1 );
        ArrayCopy(parent2, point2, offspring, point2, GenomeLength - point2);
    }
}
```

```
else
{
  ArrayCopy(parent1, point2, offspring, point2, point1 - point2);
  ArrayCopy(parent2, 0, offspring, 0, point2);
  ArrayCopy(parent2, point1, offspring, point1, GenomeLength - point1);
}
return(offspring);
}
```

Εικόνα 8. Ο ψευδο-κώδικας της λειτουργίας διασταύρωσης δύο επιλεγμένων λύσεων για την δημιουργία ενός απογόνου

3.2.3 Η ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ ΓΟΝΙΔΙΩΝ

Η γενετική λειτουργία μετάλλαξης των γονιδίων ενός μέλους του πληθυσμού ενεργοποιείται με την επιλογή της συγκεκριμένης λειτουργίας αρχικά και με την επιλογή του μέλους μέσα από τον πληθυσμό μετέπειτα. Για κάθε γονίδιο του μέλους που υπόκειται τη λειτουργία της μετάλλαξης, υπολογίζεται το κατά πόσον θα υποστεί μετάλλαξη ή όχι και αν η συνθήκη είναι θετική τότε τροποποιείται αναλόγως αλλιώς παραμένει ως έχει. Ο ψευδο-κώδικας της γενετικής λειτουργίας της μετάλλαξης του γενετικού υλικού μιας λύσης φαίνεται πιο κάτω. Στη συγκεκριμένη υλοποίηση όπου τα γονίδια αντιπροσωπεύουν μια ενέργεια μοναδική και μη επαναλαμβανόμενη, η μετάλλαξη παρίσταται με την αντιστροφή των γονιδίων στην ακολουθία. Αυτή η στρατηγική παίρνει νόημα αν αναλογιστεί κάποιος ότι μια λύση θα περιέχει όλες τις επί μέρους μονάδες της αλλά μοναδικά χωρίς επαναλήψεις. Κατά συνέπεια, η βέλτιστη λύση είναι ένας μοναδικός συνδυασμός αυτών των μονάδων που πρέπει οπωσδήποτε να περιέχονται σε αυτήν. Αυτό υπονοεί ότι μια μετάλλαξη για να βοηθά την έρευνα προς μια εποικοδομητική κατεύθυνση πρέπει να προσθέτει καινούριους συνδυασμούς στον πληθυσμό και για να επιτευχθεί αυτό τα προς μετάλλαξη γονίδια ανταλλάσσουν τη θέση τους με άλλα.


```
MutatedSolution = function Mutation (solution)  
{  
    pmut=0.01;  
    for (i = 0; i < GenomeLength; i++)  
    {  
        m = Random();  
        if (m < pmut)  
        {  
            MutationGenePosition = Random();  
            temp = solution[i];  
            solution[i] = solution[MutationGenePosition];  
            solution[MutationGenePosition] = temp;  
        }  
    }  
    return (solution);  
}
```

Εικόνα 9. Ο ψευδο-κώδικας της λειτουργίας μετάλλαξης μιας λύσης του πληθυσμού.

3.2.4 ΕΠΙΛΟΓΗ ΜΕΛΩΝ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ ΓΙΑ ΓΕΝΕΤΙΚΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΕΣ

Η μέθοδος επιλογής του μέλους του πληθυσμού για να υποστεί γενετική επεξεργασία (διασταύρωση ή μετάλλαξη) γίνεται με γνώμονα την προώθηση των πιο ποιοτικών και υποσχόμενων λύσεων. Όλοι δηλαδή οι τρόποι επιλογής των λύσεων έχουν το κοινό χαρακτηριστικό της εύνοιας των λύσεων με το καλύτερο μέτρο ποιότητας. Αυτό το χαρακτηριστικό περικλείει την θεώρηση της λειτουργίας των γενετικών αλγόριθμων. Όπως είναι αναμενόμενο, υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι επιλογής λύσεων για διασταύρωση ή μετάλλαξη ενώ δεν υπάρχει και επιστημονικός εμπεριστατωμένος τρόπος επιλογής κάποιου συγκεκριμένου έναντι των άλλων.

Επιγραμματικά, οι κυριότεροι τρόποι επιλογής λύσεων είναι η επιλογή κατά αναλογία (fitness proportionate reproduction), η επιλογή μέσω κατάταξης (rank selection) και η επιλογή μέσω τουρνουά (tournament selection). Οι παραπάνω μεθοδολογίες ασφαλώς παρουσιάζουν συγκριτικά μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα. Η πιο ήπια προσέγγιση από τις παραπάνω ως προς την πίεση που ασκείται στον πληθυσμό από τις πιο ποιοτικές λύσεις του πληθυσμού, είναι η επιλογή μέσω τουρνουά. Η συγκεκριμένη μέθοδος μετάλλαξης συγκρίνει δύο (ή και περισσότερες) τυχαίες λύσεις του πληθυσμού και απλά επιλέγει την καλύτερη. Αποφεύγοντας να λάβει υπόψη τον πληθυσμό στο σύνολο του δεν ασκεί μεγάλη πίεση στην διαδικασία εξέλιξης των λύσεων και αποφεύγει έτσι να πιέσει την εξελικτική πορεία των λύσεων προς μια περιοχή έρευνας που προσεγγίζει τις ανά πάσα στιγμή καλύτερες λύσεις του πληθυσμού πολύ νωρίς στην διαδικασία έρευνας. Αυτό θα είχε αποτέλεσμα να διασπαρθεί στον πληθυσμό παρόμοιο γενετικό υλικό και να χαθεί η γενετική του πολυμορφία μειώνοντας έτσι την ικανότητα του να εξερευνήσει διάφορες υποσχόμενες περιοχές λύσεων.

Κυρίως λοιπόν σε ένα πρόβλημα που προβλέπεται να χρειαστούν αρκετές γενιές εξέλιξης για να προσεγγιστεί μια αποδεκτή λύση αφού μια εκ των προτέρων ανάλυση αποκαλύπτει ένα εξαιρετικά μεγάλο αριθμό πιθανών λύσεων, η αυξημένη πίεση στον πληθυσμό για να προσεγγίσει νωρίς μια περιοχή λύσεων είναι παρακινδυνευμένη και ασύμφορη. Σε αυτές τις περιπτώσεις η μέθοδος της επιλογής μέσω τουρνουά είναι και η ενδεδειγμένη. Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται ο ψευδο-κώδικας της ρουτίνας επιλογής μέσω τουρνουά. Η ρουτίνα στην είσοδο της δέχεται το μητρώο μέτρου ποιότητας των λύσεων του παρόντος πληθυσμού και τον αριθμό των λύσεων που πρέπει να συγκρίνει για να επιστρέψει τον καλύτερο.

```
best = tournament(fitness[], tsize)
{
    fbest = -1.0e34;
    for ( i = 0; i < tsize; i ++ )
    {
        competitor = Random();
        if ( fitness[competitor] > fbest )
        {
            fbest = fitness[competitor];
            best = competitor;
        }
    }
    return( best );
}
```

Εικόνα 10. Ο ψευδο-κώδικας της λειτουργίας επιλογής μελών πληθυσμού για γενετική επεξεργασία μέσω τουρνουά

3.2.5 Ο ΑΡΧΙΚΟΣ ΠΛΗΘΥΣΜΟΣ

Η αρχικοποίηση του πληθυσμού του αλγόριθμου είναι εξ ορισμού σημαντική αφού θα αποτελέσει την αφετηρία της εξελικτικής πορείας των λύσεων προς την κατεύθυνση επίλυσης του υπό εξέταση προβλήματος. Το σημαντικότερο χαρακτηριστικό του αρχικού πληθυσμού είναι η πολυμορφία του γενετικού υλικού έτσι ώστε να αναγκάσει τον αλγόριθμο να εξερευνήσει πληθώρα υποσχόμενων περιοχών. Αντίθετα, αν οι λύσεις μοιράζονται παρόμοιο ή ισοδύναμο γενετικό υλικό (κοινές γονιδιακές ακολουθίες), τότε ο αλγόριθμος κινδυνεύει να παγιδευτεί σε μια μικρή περιοχή έρευνας λύσεων και να μην μπορεί να δημιουργήσει διαφορετικές λύσεις που θα απελευθερώσουν την εξερευνητική του ικανότητα προς νέες περιοχές αναζήτησης.

Μια επιπλέον σημαντική παράμετρος του αρχικού πληθυσμού του αλγόριθμου είναι και ο αριθμός των μελών του πληθυσμού, παράμετρος η οποία είναι

αλληλένδετη με την πολυμορφία του γενετικού υλικού από τη στιγμή που το κάθε μέλος δημιουργείται με τρόπο αρκετά τυχαίο. Δηλαδή ακόμα και αν η γενετική συσχέτιση των μελών του πληθυσμού είναι μηδενική, αν ο αριθμός των μελών του πληθυσμού είναι πολύ μικρός για να διασφαλίσει γενετική πολυμορφία τότε υπάρχει αυξημένος κίνδυνος ο αλγόριθμος να εγκλωβιστεί σε συνεχή έρευνα παρόμοιου γενετικού υλικού που δεν επιφέρει καμία βελτίωση στην όλη διαδικασία. Σε τέτοιες περιπτώσεις είναι πολύ συχνό το φαινόμενο η μέση ποιότητα λύσεων που φέρει ένας συγκεκριμένος πληθυσμός να μην διαφέρει πολύ από την μέγιστη ποιότητα λύσης των μελών του, πράγμα που αποδεικνύει ότι οι λύσεις μοιράζονται παρόμοιο γενετικό υλικό. Συμπερασματικά, η αύξηση του αριθμού μελών του πληθυσμού αυξάνει και την γενετική του πολυμορφία με μόνο μειονέκτημα την ταυτόχρονη αύξηση του χρόνου εκτέλεσης του αλγόριθμου.

Όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενες ενότητες, ο μηχανισμός που προστατεύει τον αλγόριθμο από την απαλοιφή της γενετικής πολυμορφίας με τρόπο δυναμικό, κατά την διάρκεια εκτέλεσης δηλαδή του αλγόριθμου είναι η λειτουργία της τυχαίας μετάλλαξης των λύσεων του πληθυσμού.

4. Η ΕΠΙΛΥΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

Ο αριθμός των συνδυασμών των πιθανών λύσεων στο πρόβλημα είναι τεράστιος. Η έρευνα για επίλυση του παρόντος προβλήματος γίνεται ακόμα πιο δύσκολη γιατί το ρομπότ πρέπει να επιστρέφει στο σημείο συλλογής κάθε μερικές συλλογές καρπών με σκοπό να ξεφορτώσει, αυξάνοντας έτσι την πολυπλοκότητα του προβλήματος. Τα χαρακτηριστικά του προβλήματος καθορίζουν το πρόβλημα ως μη ντετερμινιστικό και για την επίλυση του προβλήματος θα δοκιμαστούν διάφοροι αλγόριθμοι και θα αξιολογηθεί η απόδοσή τους με βάση το κόστος της λύσης.

4.1 Η ΛΥΣΗ ΚΑΤΩΤΑΤΟΥ ΟΡΙΟΥ ΚΟΣΤΟΥΣ

Με βάση τα δεδομένα του προβλήματος είναι αναπόφευκτος ο συμβιβασμός ότι ποτέ δεν μπορεί να βρεθεί η βέλτιστη λύση, αφού δεν νοείται η ύπαρξη κάποιου μαθηματικού μοντέλου που να περιγράφει τη διαδικασία. Ως εκ τούτου, η μόνη μαθηματική μοντελοποίηση που μπορεί να γίνει για το πρόβλημα είναι ο υπολογισμός ενός κατώτατου ορίου κόστους της διαδικασίας συλλογής φρούτων. Για να γίνει εφικτή η μαθηματική απόδοση μιας τέτοιας λύσης πρέπει να επιχειρηθεί υπερβολική χαλάρωση των περιορισμών του προβλήματος. Το κατώτατο όριο κόστους αποτελεί μια ακραία υπερεκτίμηση της διαδικασίας που περιλαμβάνει μια υπέρ απλούστευση της κατανομής των καρπών στο χωράφι έτσι ώστε να επιτυγχάνεται συμφεροντολογικά, μια λύση ελάχιστου πιθανού κόστους αλλά ταυτόχρονα μια μη ρεαλιστική λύση στο πρόβλημα. Στόχος δεν είναι αυτή η λύση να βελτιωθεί για να πλησιάσει την ιδανική, αφού άλλωστε αυτό θα ήταν ένα εξίσου δύσκολο πρόβλημα από μόνο του, αλλά να καθοριστεί ένα υπέρ εκτιμημένο κάτω όριο κόστους που ποτέ δεν είναι πιθανό να ξεπεραστεί.

Οι παραδοχές που γίνονται για να προσεγγιστεί μια λύση κατώτατου ορίου από μόνες τους καθιστούν την συγκεκριμένη επίλυση ανέφικτη και σκοπός της είναι να βοηθήσει στην δημιουργία αντίληψης και εκτίμησης της ζητούμενης λύσης. Η διάταξη του χωραφίου προς μελέτη επιτρέπει τον υπολογισμό μιας λύσης κατώτατου ορίου που παρουσιάζει κόστος το οποίο δεν μπορεί να ξεπεραστεί από κάποια πιθανή λύση στο πρόβλημα. Αντίθετα, στην καλύτερη των περιπτώσεων, το κόστος της λύσης κατώτατου ορίου απλά προσεγγίζεται από το κόστος μιας πιθανής λύσης του προβλήματος.

Παρακάτω παρουσιάζεται μια προσέγγιση υπολογισμού της λύσης κατώτατου ορίου και προβλέπεται ότι το αποτέλεσμα της επίλυσης των αλγόριθμων του συστήματος στην καλύτερη των περιπτώσεων θα πλησιάζει την τιμή αυτή. Λόγω των παραδοχών και των απλουστεύσεων που ακολουθούν, η εξαγωγή ενός μαθηματικού μοντέλου για τον υπολογισμό της συγκεκριμένης λύσης είναι εφικτό.

Η λύση κατώτατου ορίου κόστους

$$CostTotal = Distance_{Unloaded} + Distance_{return} + Penalty_{delivery} + Distance_{traversal}$$

$$CostTotal = \sum_{k=1}^T f_k + \sum_{i=1}^T f_i + \sum_{j=1}^N f_j * D(f_j) \div MaxWeightCarry + \sum_1^N \Delta d_{min}$$

where

$$T = \text{number of trips} = \text{floor} [WeightTotal \div MaxWeightCarry]$$

$N = \text{Total number of fruits}$

$$f_k, f_z \in \{Fruits_{Uncollected}\}$$

$$Df_k \leq Df_z \forall f_z \in \{Fruits_{Uncollected}\} \quad *1$$

$$f_i \in \{Fruits_{Uncollected}\} - \{F_k\}_{(1 < k < T)} \quad *2$$

$$Df_i \leq Df_j \forall f_i \in \{Fruits_{Uncollected}\} - \{F_k\}_{(1 < k < T)}$$

$$\Delta d_{min} = \text{argmin}(f_n - f_{(n+1)}), 1 < n < N, \rightarrow \Delta d_{min} = 1 \quad *3$$

$$CostTotal = \sum_{k=1}^T f_k + \sum_{i=1}^T f_i + \sum_{j=1}^N f_j * D(f_j) \div ECC + \sum_1^N \Delta d_{min} \quad *4$$

$$CostTotal = \sum_{k=1}^T f_k + \sum_{i=1}^T f_i + \sum_{j=1}^N f_j * D(f_j) \div ECC + N$$

ECC = παράγοντας επιπλέον κόστους

*1 : Η απόσταση ενός καρπού f_k από το σημείο εκφόρτωσης είναι μικρότερη ή ίση από την αντίστοιχη απόσταση όλων των υπόλοιπων καρπών που δεν έχουν συλλεχθεί ακόμη.

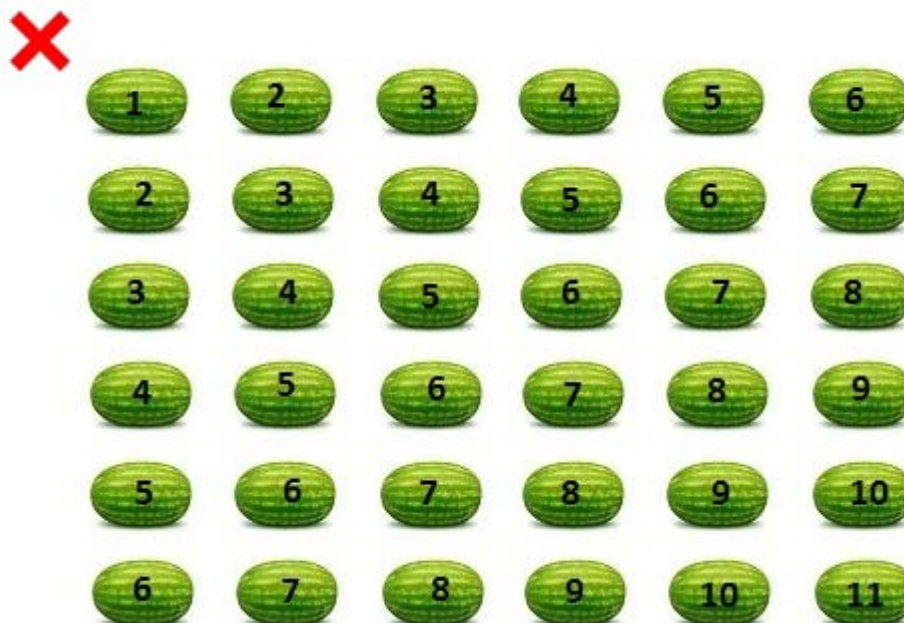
*2 : Οι καρποί f_i ανήκουν στο σύνολο των καρπών που δεν έχουν συλλεχθεί ακόμη και δεν περιλαμβάνονται στο σύνολο των καρπών f_k οι οποίοι είναι οι T πλησιέστεροι στο σημείο εκφόρτωσης καρποί.

*3 : Η ελάχιστη απόσταση μεταξύ της συλλογής δύο καρπών είναι στην περίπτωση που οι καρποί που συλλέγονται είναι γειτονικοί με μοναδιαία απόσταση

*4 : Το κόστος μεταφοράς των καρπών δεν μπορεί να μειωθεί πέραν της θεώρησης ότι μετά τη συλλογή ενός καρπού το ρομπότ δεν περνά από σημείο που απέχει περισσότερο από το σημείο συλλογής του.

Εικόνα 11. Η μαθηματική μοντελοποίηση και ο υπολογισμός της βέλτιστης λύσης του προβλήματος συλλογής των καρπών

Για την ανάλυση της ιδανικής λύσης θεωρούμε ένα χωράφι με καρπούς σε διάταξη έξι (6) γραμμών και έξι στηλών. Η απόσταση που απέχει οποιοδήποτε καρπούζι από το σημείο ξεφορτώματος ισούται με την εν λόγω απόσταση που παρουσιάζουν όλοι οι καρποί που συναντούνται στην ίδια διαγώνιο γραμμή της τετραγωνικής διάταξης. Κατ' επέκταση, τη λιγότερη απόσταση από το σημείο εκφόρτωσης παρουσιάζουν οι καρποί που υπάγονται στις πρώτες διαγώνιους του χωραφιού, οι οποίες ορίζονται ως οι ευθείες που περιέχουν καρπούς των οποίων η ελάχιστη απόσταση από το σημείο εκφόρτωσης είναι ίση. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται η εν λόγω διάταξη φρούτων ενώ στο κάθε φρούτο είναι σημειωμένη η ελάχιστη απόσταση του από το σημείο ξεφόρτωσης σε μονάδες απόστασης. Οι διαγώνιες του χωραφιού σχηματίζονται από τις νοητές ευθείες που ενώνουν τους καρπούς που φέρουν την ίδια ελάχιστη απόσταση από το σημείο εκφόρτωσης.



Εικόνα 12: Η ελάχιστη απόσταση του κάθε φρούτου από το σημείο εκφόρτωσης στην άκρη του χωραφιού, είναι ίδια για όλα τα φρούτα που βρίσκονται στην ίδια νοητή διαγώνιο

Το ολικό κόστος της συλλογής των καρπών του χωραφιού είναι το άθροισμα τεσσάρων επί μέρους κόστων:

- Του κόστους χωρίς φορτίο, το οποίο οφείλεται λόγω της διανυόμενης απόστασης χωρίς φορτίο από το αρχικό σημείο εκφόρτωσης στον πρώτο καρπό του επόμενου φορτίου που θα ξεφορτωθεί. Αυτό το κόστος εμφανίζεται όταν το αγροτικό ρομπότ ξεκινά ένα καινούριο κύκλο συλλογής καρπών πχ μετά από ένα ξεφόρτωμα.
- Του κόστους επιστροφής, που αναλογεί στην διανυόμενη απόσταση επιστροφής του αγροτικού ρομπότ για να ξεφορτώσει τα φρούτα που έχει συλλέξει σε ένα ταξίδι.
- Του κόστους παράδοσης, που παρουσιάζεται λόγω του μεταφερόμενου φορτίου όλων των φρούτων από το σημείο περισυλλογής του καθενός στο σημείο εκφόρτωσης. Λόγω της γραμμικότητας του κόστους του αγροτικού ρομπότ λόγω μεταφοράς βάρους, το συνολικό αυτό κόστος μπορεί να υπολογιστεί ως το άθροισμα του επί μέρους κόστους όλων των καρπών θεωρώντας κάθε φορά την ελάχιστη απόσταση του κάθε φρούτου από το σημείο εκφόρτωσης.
- Του κόστους προσπέλασης λόγω της μη ωφέλιμης μεταφοράς ενός φορτίου από ένα σημείο του χωραφιού σε άλλο, πχ για τη συλλογή του επόμενου καρπού.

Το άθροισμα των κόστων αυτών δίνει και το τελικό ολικό κόστος της διαδικασίας συλλογής των καρπών του χωραφιού. Για να ελαχιστοποιηθεί το σύνολο των παραπάνω επί μέρους κόστων, πρέπει να ελαχιστοποιηθεί κάθε ένα ξεχωριστά, με την αυθαίρετη παραδοχή ότι η ελαχιστοποίηση ενός από

τους παράγοντες κόστους δεν αποκλείει την ελαχιστοποίηση κάποιου άλλου, επιβάλλοντας δηλαδή την ανεξαρτησία μεταξύ τους.

Για να ελαχιστοποιηθεί το κόστος χωρίς φορτίο μιας διαδικασίας συλλογής φρούτων που απαιτεί T αριθμό ταξιδιών του αγροτικού ρομπότ, πρέπει οι πρώτοι T καρποί που συλλέγονται στα εν λόγω ταξίδια να είναι οι πιο κοντινοί καρποί στο σημείο εκφόρτωσης του χωραφιού.

Από το διάγραμμα (13), οι καρποί αυτοί ορίζονται ως οι T πρώτοι καρποί που αθροίζονται στις διαγωνίους του χωραφιού από αριστερά στα δεξιά.

Για να ελαχιστοποιηθεί το κόστος επιστροφής μιας διαδικασίας συλλογής φρούτων που απαιτεί T αριθμό ταξιδιών του αγροτικού ρομπότ, πρέπει οι τελευταίοι καρποί που συλλέγονται στα εν λόγω ταξίδια να είναι οι πιο κοντινοί καρποί στο σημείο εκφόρτωσης του χωραφιού, εξαιρουμένων των καρπών που ελαχιστοποιούν το κόστος χωρίς φορτίο.

Από το διάγραμμα (13), οι καρποί αυτοί ορίζονται ως οι δεύτεροι T καρποί που αθροίζονται στις διαγωνίους του χωραφιού από αριστερά στα δεξιά.

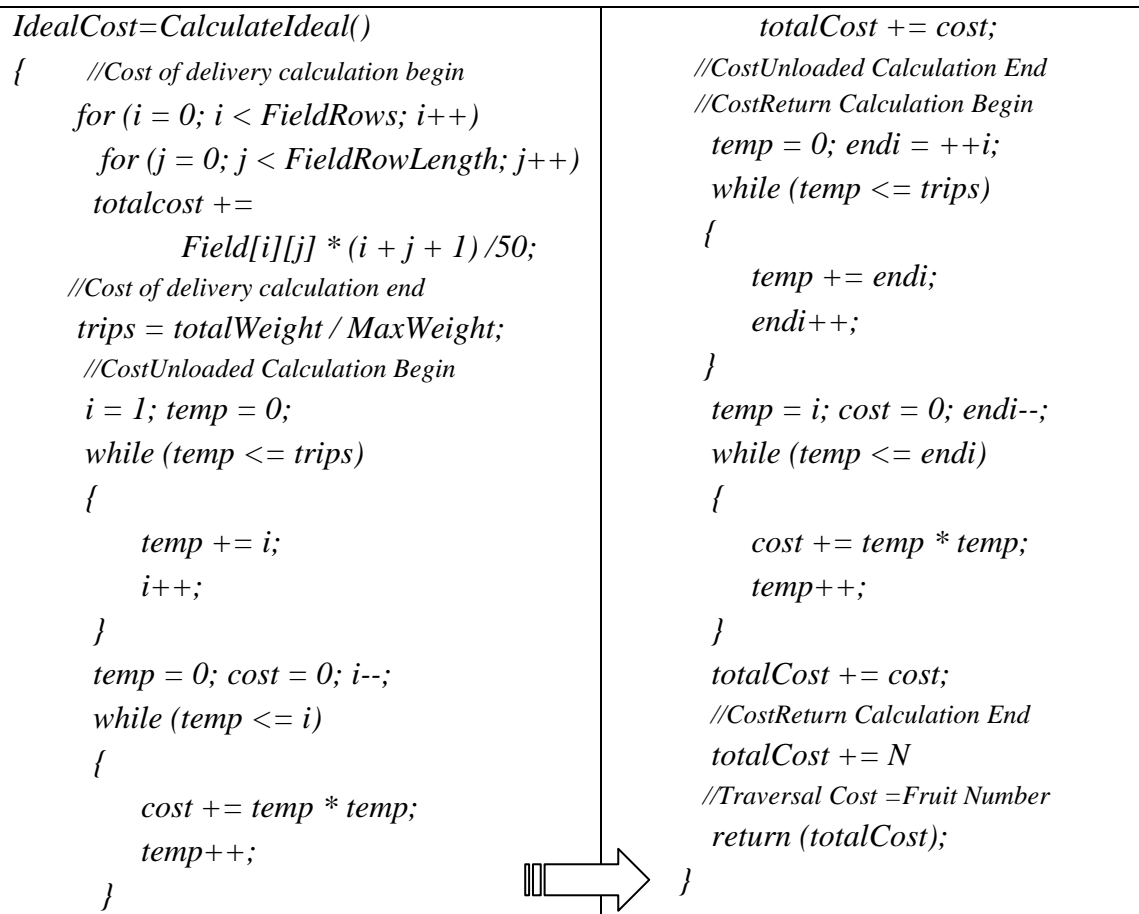


Εικόνα 13. Για T ταξίδια του ρομπότ οι πρώτοι και τελευταίοι καρποί συλλογής πρέπει να είναι οι πλησιέστεροι στο σημείο εκφόρτωσης

Το κόστος παράδοσης είναι σταθερό και δεν μπορεί να ελαχιστοποιηθεί.

Για να ελαχιστοποιηθεί το κόστος προσπέλασης μιας διαδικασίας συλλογής N αριθμού φρούτων, η απόσταση όλων των καρπών που συλλέγονται διαδοχικά θεωρείται μοναδιαία, δηλαδή οι καρποί που αποτελούν το φορτίο του καθενός ταξιδιού του αγροτικού ρομπότ είναι τοποθετημένοι ο ένας δίπλα στον άλλο.

Οι παραπάνω παραδοχές μεταφράζουν λεκτικά το μαθηματικό μοντέλο που παρουσιάζει η εικόνα (11). Η προγραμματιστική υλοποίηση της ιδανικής λύσης παρουσιάζεται παρακάτω σε ψευδο-κώδικα.



Εικόνα 14: Η υλοποίηση του υπολογισμού της ιδανικής λύσης

4.2 Η ΛΥΣΗ ΤΗΣ ΑΠΛΗΣΤΗΣ ΕΠΙΛΟΓΗΣ

Ο πρώτος πρακτικός και εφαρμόσιμος αλγόριθμος που μπορεί να εκτελέσει την εργασία της συλλογής των καρπών του χωραφιού είναι ο αλγόριθμος καλύτερης προσπάθειας. Είναι ένας πρώιμος αλγόριθμος απλοποιημένης προσέγγισης του προβλήματος που δεν παίρνει αποφάσεις βάση υπολογισμών με σκοπό την βελτιστοποίηση της επίλυσης, αλλά ακολουθεί απλούς λειτουργικούς κανόνες έτσι ώστε απλά να ικανοποιεί τις απαιτήσεις και τους περιορισμούς του προβλήματος. Σύμφωνα με τον αλγόριθμο καλύτερης προσπάθειας το αγροτικό ρομπότ ξεκινά να διασχίζει το χωράφι ακολουθώντας διαδοχικά τις γραμμές του τελειώνοντας τη μια μετά την άλλη. Η μόνη επιλογή

που κάνει είναι το κατά πόσον θα μαζέψει ένα καρπό που θα βρει στη διαδρομή του βάση του αν έχει διαθέσιμο επιτρεπόμενο βάρος σύμφωνα με τους καρπούς που έχει ήδη συλλέξει στο συγκεκριμένο ταξίδι. Για να γίνουν τα πράγματα ακόμα πιο απλά, το αγροτικό ρομπότ όταν εισέλθει σε μια γραμμή από φρούτα οφείλει να τη διασχίσει μέχρι το τέλος της ενώ για να προχωρήσει στην συλλογή φρούτων από την επόμενη γραμμή πρέπει να τελειώσει με όλα τα φρούτα της τρέχουσας γραμμής. Τα διάφορα στάδια του αλγόριθμου καλύτερης προσπάθειας παρουσιάζονται παρακάτω.

1. ΕΝΑΡΞΗ, τρέχουσα γραμμή =1.
2. Έλεγχος τρέχουσα γραμμή > αριθμού γραμμών; Αν ναι τότε πήγαινε στο σημείο 5 αλλιώς τρέχον βάρος=0. Ξεκίνα διάσχιση γραμμής.
3. Για κάθε φρούτο που βρίσκεται στην πορεία του ρομπότ γίνεται ο έλεγχος **Βάρος Φρούτου <= Επιτρεπόμενου – Τρέχον Βάρος** ; Αν ναι, τότε μάζεψε το φρούτο και θέσε **Τρέχον Βάρος = Τρέχον Βάρος + Βάρος Φρούτου**. Ενημέρωσε το τρέχον κόστος σύμφωνα με τη σχέση **Τρέχον Κόστος+=Απόσταση απο προηγούμενη συλλογή*Βάρος προηγούμενου καρπού/ECC**.
Επανάλαβε σημείο τρία (3) μέχρι το τέλος της γραμμής.
4. Η τρέχουσα γραμμή έχει συλλεχθεί εξ ολοκλήρου; Αν ναι αύξησε την τιμή της τρέχουσας γραμμής κατά ένα. Παράδωσε τα φρούτα που κουβαλάς στην πλατφόρμα και ενημέρωσε το τρέχον κόστος ως εξής :
Τρέχον Κόστος += 2*Μήκος Γραμμής + 2*Αριθμός Γραμμής+3.
Η αύξηση κατά τρία αντιπροσωπεύει το κόστος του ρομπότ να στρίψει στις γωνιές του χωραφιού, αφού πάντα εισέρχεται από τα Δυτικά στα Ανατολικά.
Πήγαινε στο σημείο δύο (2).
5. ΤΕΛΟΣ

4.3 ΕΠΙΛΥΣΗ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ

Οι επιλύσεις με πρώιμους αλγόριθμους όπως είναι αναμενόμενο δεν παρουσιάζουν καλά αποτελέσματα και σε καμία περίπτωση δεν προσεγγίζουν μια αποδεκτή λύση. Σε αναζήτηση κάποιων ή κάποιας αποδεκτής λύσης το πρόβλημα θα λυθεί με διάφορους αλγόριθμους και θα προσεγγιστεί με διαφορετικές μεθοδολογίες και τα αποτελέσματα θα αξιολογηθούν. Μία υποσχόμενη προσέγγιση είναι η επίλυση με δυναμικό προγραμματισμό. Η θεώρηση της επίλυσης αυτής περικλείεται στην παρακάτω δήλωση.

Ο δυναμικός προγραμματισμός δύναται να οδηγήσει σε μια βέλτιστη λύση μέσω της ικανότητας του να δημιουργήσει λύσεις στις οποίες το ρομπότ στα ταξίδια του μαζεύει συνδυασμούς φρούτων που προσεγγίζουν το μέγιστο επιτρεπόμενο βάρος. Αναγκάζοντας το ρομπότ να κάνει τα λιγότερα ταξίδια και να αποφύγει άσκοπες περιπλανήσεις η επίλυση του προβλήματος οδηγείται προς τη βελτιστοποίηση. Κάνοντας ένα βήμα παραπέρα το ρομπότ στα ταξίδια του μπορεί να μαζεύει συνδυασμούς φρούτων που να προσεγγίζουν το μέγιστο επιτρεπόμενο βάρος αλλά ταυτόχρονα να επιφέρουν λιγότερο κόστος μεταφοράς των καρπών.

Για την προσέγγιση του προβλήματος με δυναμικό προγραμματισμό θα θεωρηθεί ένα χωράφι αποτελούμενο από καρπούς οι οποίοι πρέπει να συλλεχθούν όλοι, ενώ το αγροτικό ρομπότ περιορίζεται ως προς τις κινήσεις που μπορεί να εκτελεί ως ακολούθως:

- Η κίνηση του αγροτικού ρομπότ επιτρέπεται μόνο προς μία κατεύθυνση και άρα δεν μπορεί να αλλάξει κατεύθυνση ενώ είναι σε μία γραμμή του χωραφιού.

- Δεν επιτρέπεται η μετάβαση από μια γραμμή του χωραφιού σε άλλη

Οι παραπάνω περιορισμοί αναγκάζουν το αγροτικό ρομπότ να διασχίσει εξ' ολοκλήρου μια γραμμή του χωραφιού από τη στιγμή που εισήλθε σε αυτήν.

Οι λόγοι που επιβλήθηκαν οι παραπάνω περιορισμοί έχουν να κάνουν με τη φύση του δυναμικού προγραμματισμού και την ικανότητα του να βελτιστοποιεί επί μέρους κάθε ταξίδι του αγροτικού ρομπότ αυτόνομα και όχι την συγκεκριμένη επίλυση του προβλήματος στην ολότητα του. Κατά συνέπεια δεν εξυπηρετεί σε κάτι η ελευθερία μετάβασης του από μια γραμμή σε άλλη, αλλά μάλλον θα είχε το αντίθετο αποτέλεσμα αφού θα είχε την τάση σε κάθε ταξίδι να ευνοέ ξεκάθαρα τη συλλογή των πλησιέστερων καρπών στο σημείο εκφόρτωσης.

4.3.1 ΑΝΑΛΥΣΗ ΟΦΕΛΟΥΣ ΤΑΞΙΔΙΟΥ

Για την επίλυση με δυναμικό προγραμματισμό πρέπει να οριστεί η εξίσωση του οφέλους κάθε ταξιδιού έτσι ώστε να υπάρχει μια μετρική που θα χρησιμοποιείται για επιλογή του πιο συμφέροντος από όλα τα υπονήφια ταξίδια. Το όφελος προτιμάται να αποδίδεται γραμμικά σε σχέση με το μεταφερόμενο φορτίο όπως ακριβώς συμβαίνει και με την επιβολή επιπλέον κόστους στην μεταφορά κάποιου φορτίου καρπών. Το όφελος για κάθε υπονήφιο ταξίδι ορίζεται μαθηματικά με την παρακάτω εξίσωση:

$$\text{Όφελος} = \sum \varphi_{\kappa} - \sum \varphi_{\kappa} \cdot \Delta \varphi_{\kappa} / \text{ECC}, \quad \text{Όφελος} \geq 0, \quad \sum \varphi_{\kappa} \leq \text{EMB}$$

EMB = Επιτρεπόμενο Μεταφερόμενο Βάρος

φ_{κ} = βάρος συλλεγόμενου φρούτου κ

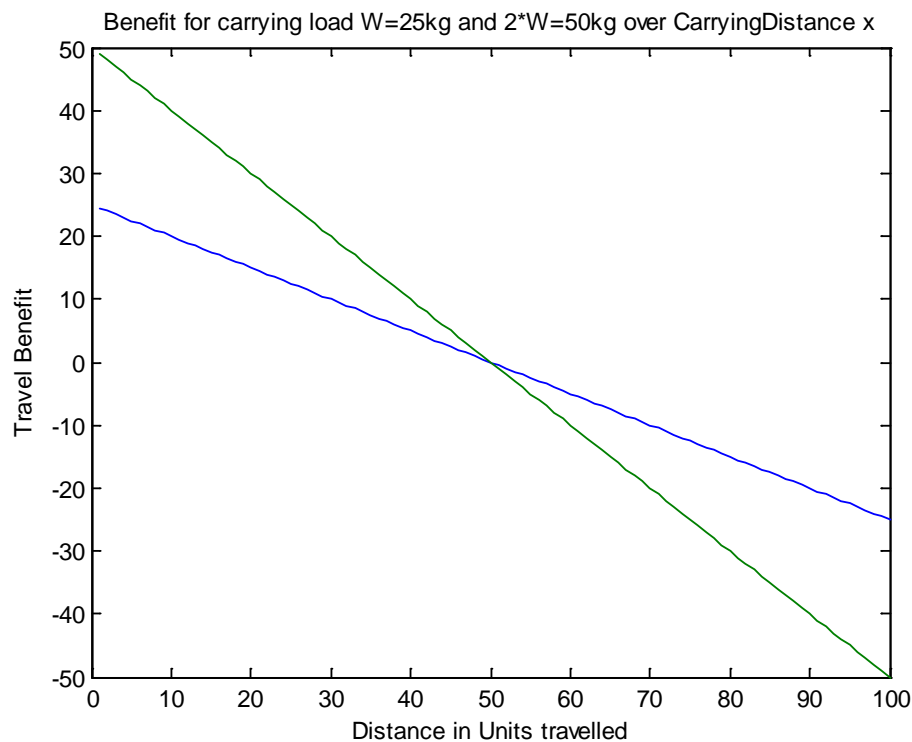
ECC= Παράγοντας Επιπλέον Κόστους

$\Delta \varphi_{\kappa}$ = Απόσταση μεταφοράς φρούτου φ_{κ}

Κατά συνέπεια ο αλγόριθμος σε κάθε βήμα εκτέλεσης επιλέγει το ταξίδι με το μεγαλύτερο όφελος.

Επιλεγμένο Ταξίδι $\tau = \text{MAX} \{\text{Όφελος}_{\tau}\}$

Στα παρακάτω διάγραμμα φαίνεται το όφελος των ταξιδιών συλλογής καρπών του αγροτικού ρομπότ για φορτία 25 κιλών και 50 κιλών στην ίδια γραφική παράσταση για λόγους σύγκρισης. Ο παράγοντας επιπλέον κόστους ορίζεται ως **50**.



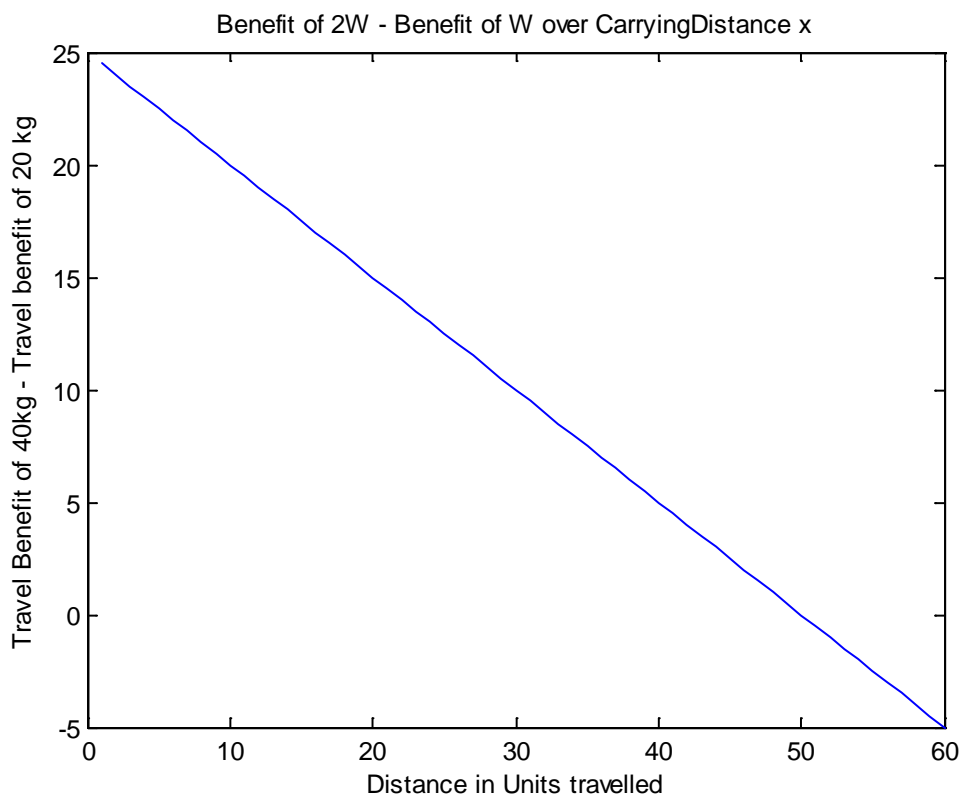
Διάγραμμα 3. Το όφελος μεταφοράς φορτίων καρπών βάρους 25 και 50 κιλών σε σχέση με την απόσταση μεταφοράς σε μονάδες απόστασης

Από το παραπάνω γράφημα διαφαίνεται η σχέση μεταβολής του οφέλους για διαφορετικά βάρη φορτίων όπως και το σημείο που εξισώνονται. Σημαντική είναι η επισήμανση ότι η απόσταση εξίσωσης του οφέλους δύο διαφορετικών φορτίων είναι το σημείο που μηδενίζεται το όφελος και των δύο ταξιδιών και αυτό συμβαίνει σε απόσταση που ισούται με τον παράγοντα επιπλέον κόστους. Το γεγονός αυτό αποδίδει και τη σημαντικότητα της εν λόγω σταθεράς αφού μικρή τιμή στη σταθερά αυτή, συνεπάγεται μικρή απόσταση μηδενισμού του οφέλους ενός ταξιδιού με αποτέλεσμα να ξεφεύγει η απόδοση του αγροτικού ρομπότ από τις πραγματικές φυσικές διαστάσεις του προβλήματος. Μια αντιπροσωπευτική αποδοχή για την τιμή της συγκεκριμένης σταθεράς που αφορά το επιπλέον κόστος που προστίθεται σε κάθε μεταφορά φορτίου καρπών και ταυτόχρονα επηρεάζει το όφελος της συγκεκριμένης μεταφοράς, θα ήταν τέτοια έτσι ώστε να αποδίδει στο ρομπότ **διπλάσιο επιπλέον κόστος διάσχισης μιας απόστασης όταν το φορτίο μεταφοράς είναι στη μέγιστη επιτρεπόμενη τιμή**. Αυτό μεταφράζεται μαθηματικά με την παρακάτω ισότητα.

$$\text{Αναμενόμενο Επιπλέον Κόστος} = 2 * \Delta = \text{EMB} * \Delta / \text{ECC}$$

Λύνοντας ως προς τη σταθερά ECC καταλήγουμε στην τιμή 25. Ανάλογα, αν αναμένουμε το επιπλέον κόστος διάσχισης μιας απόστασης με μέγιστο επιτρεπόμενο φορτίο να είναι ίσο με τις μονάδες απόστασης, τότε η τιμή της σταθεράς ECC υπολογίζεται σε 50.

Επιπλέον, η διαφορά του οφέλους μεταφοράς διπλάσιου βάρους 2W από το όφελος μεταφοράς W σε σχέση με την απόσταση παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα.



Διάγραμμα 4. Η διαφορά οφέλους μεταφοράς φορτίων καρπών βάρους 25 και 50 κιλών σε σχέση με την απόσταση μεταφοράς σε μονάδες απόστασης

4.3.2 ΕΠΙΛΥΣΗ ΧΩΡΙΣ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟ ΩΡΙΜΟΤΗΤΑΣ

Στο σημείο αυτό δεν θα ληφθεί υπόψη οποιοσδήποτε περιορισμός στη συλλογή των φρούτων όπως η απαιτούμενη τελική ωριμότητα των καρπών.

4.3.2.1 Ο ΑΠΛΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΧΩΡΙΣ ΤΗ ΘΕΩΡΗΣΗ ΤΟΥ ΕΠΙΠΛΕΟΝ ΚΟΣΤΟΥΣ

Ο πρώτος αλγόριθμος δεν λαμβάνει υπόψη το κόστος μεταφοράς φορτίου αλλά μόνο την απόσταση που θα καλύψει το αγροτικό ρομπότ για να συμπληρώσει την συλλογή των καρπών. **Για κάθε αρχόμενο ταξίδι του ρομπότ ο αλγόριθμος υπολογίζει το βέλτιστο φορτίο που μπορεί να μεταφέρει από**

κάθε γραμμή του χωραφιού και επιλέγει να επισκεφτεί τη γραμμή που μπορεί να του δώσει το πιο κοντινό φορτίο στη μέγιστη τιμή χωρητικότητας του. Σε περίπτωση που ανιχνεύονται ισότιμα φορτία ο αλγόριθμος επιλέγει ην πιο κοντινή γραμμή. Ο αλγόριθμος ουσιαστικά συγκρίνει το όφελος που μπορεί να αποκομίσει από την συλλογή καρπών από κάθε γραμμή του χωραφιού και αποφασίζει να εισέλθει για συγκομιδή καρπών στη γραμμή που περικλύει το εν δυνάμει πιο μεγάλο όφελος. Το ρομπότ εισέρχεται στη επιλεγείσα γραμμή με κατεύθυνση από τα δυτικά στα ανατολικά και εξερχόμενο της γραμμής επιστρέφει στο σημείο εκφόρτωσης για να παραδώσει το φορτίο και να ξεκινήσει ένα νέο ταξίδι συλλογής καρπών. Η μεθοδολογία του αλγόριθμου παρουσιάζεται στα παρακάτω βήματα.

1. ΕΝΑΡΞΗ

2. Έλεγχος αν υπάρχουν καρποί προς συλλογή και αν όχι μετάβαση στο σημείο εκτέλεσης 5. Αλλιώς, υπολόγισε το μέγιστο πιθανό φορτίο μεταφοράς σύμφωνα με το μέγιστο επιτρεπόμενο βάρος μεταφοράς του ρομπότ από όλες τις υποψήφιες γραμμές και επέλεξε για εκτέλεση το μεγαλύτερο.

3. Το επιλεγμένο ταξίδι εκτελείται με είσοδο του ρομπότ στη γραμμή από δυτικά στα ανατολικά με την ανάλογη συλλογή καρπών και το φορτίο παραδίδεται στο σημείο εκφόρτωσης.

4. Μετάβαση στο σημείο δύο (2).

5. ΤΕΛΟΣ

Το όφελος του φορτίου του ταξιδιού και κατά συνέπεια το επί μέρους ταξίδι που επιλέγεται στο βήμα δύο (2) του αλγόριθμου υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω μαθηματική ισότητα.

$$\text{Όφελος} = \sum \varphi_k \quad ,$$

$$\text{Όφελος} \geq 0$$

φ_k = βάρος συλλεγόμενου φρούτου k

4.3.2.2 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΚΟΣΤΟΥΣ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ ΦΟΡΤΙΟΥ

Η φυσική εξέλιξη της χρήσης του δυναμικού προγραμματισμού για την εξεύρεση του βέλτιστου βάρους φορτίου ανά ταξίδι του αγροτικού ρομπότ, είναι η προσθήκη στην εξεύρεση του βέλτιστου φορτίου της έννοιας του κόστους μεταφοράς φορτίου με στόχο την μείωση του συνολικού κόστους της συλλογής των καρπών.

4.3.2.2.1 ΕΠΙΛΥΣΗ ΜΕ ΕΠΙΤΡΕΠΟΜΕΝΗ ΕΙΣΟΔΟ ΣΤΙΣ ΓΡΑΜΜΕΣ ΜΟΝΟ ΜΕ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΗ ΑΠΟ ΑΝΑΤΟΛΙΚΑ ΣΤΑ ΔΥΤΙΚΑ (1)

Προσθέτοντας τον παράγοντα κόστος μεταφοράς του φορτίου στο πρόβλημα, αυτόματα εισάγεται και η υποψία ότι αν το ρομπότ διασχίζει τις γραμμές από τα ανατολικά στα δυτικά το συνολικό κόστος θα είναι λιγότερο αφού η έξοδος του φορτωμένου ρομπότ θα είναι πιο κοντά στο σημείο εκφόρτωσης των καρπών. Αυτό συνεπάγεται ότι τα ρομπότ θα διανύει μικρότερη απόσταση φορτωμένο σε σύγκριση με την περίπτωση που θα αναγκαζόταν να διανύσει ολόκληρο το πλάτος του χωραφιού μέχρι την ανατολική έξοδο των γραμμών της διάταξης των καρπών. Αυτός είναι και ο λόγος που αναπτύχθηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος με σκοπό να ελεγχτεί η παραπάνω υπόθεση.

Πέραν της επιτρεπόμενης εισόδου στις γραμμές μόνο από τα ανατολικά με κατεύθυνση στα δυτικά του χωραφιού, ο αλγόριθμος υλοποιείται ακριβώς όπως και ο άπληστος αλγόριθμος, με τη διαφορά ότι το όφελος του φορτίου του ταξιδιού και κατά συνέπεια το επί μέρους ταξίδι που επιλέγεται στο βήμα δύο (2) του αλγόριθμου υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω μαθηματική ισότητα.

$$\Omega\text{φελος} = \sum \varphi_{\kappa} - \sum \varphi_{\kappa} \cdot \Delta \varphi_{\kappa} / \text{ECC}, \quad \Omega\text{φελος} \geq 0, \quad \sum \varphi_{\kappa} \leq \text{EMB}$$

EMB = Επιτρεπόμενο Μεταφερόμενο Βάρος

φ_{κ} = βάρος συλλεγόμενου φρούτου κ

ECC = Παράγοντας Επιπλέον Κόστους

$\Delta \varphi_{\kappa}$ = Απόσταση μεταφοράς φρούτου φ_{κ}

Τα στάδια του αλγόριθμου καταγράφονται ως εξής:

1. ΕΝΑΡΞΗ

2. Έλεγχος αν υπάρχουν καρποί προς συλλογή και αν όχι μετάβαση στο σημείο εκτέλεσης 5. Αλλιώς, υπολόγισε το μέγιστο όφελος μεταφοράς σύμφωνα με το μέγιστο επιτρεπόμενο βάρος μεταφοράς του ρομπότ και την απόσταση μεταφοράς του φορτίου από όλες τις υποψήφιες γραμμές και επέλεξε για εκτέλεση το μεγαλύτερο.

3. Το επιλεγμένο ταξίδι εκτελείται με είσοδο του ρομπότ στη γραμμή από δυτικά στα ανατολικά με την ανάλογη συλλογή καρπών και το φορτίο παραδίδεται στο σημείο εκφόρτωσης.

4. Μετάβαση στο σημείο δύο (2).

5. ΤΕΛΟΣ

4.3.2.3 ΕΠΙΤΡΕΠΟΜΕΝΗ ΕΙΣΟΔΟΣ ΣΤΙΣ ΓΡΑΜΜΕΣ ΚΑΙ ΑΠΟ ΤΙΣ ΔΥΟ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ (2)

Η επόμενη αλγοριθμική παραλλαγή που δοκιμάζεται για την επίλυση του προβλήματος είναι με την επιτρεπόμενη είσοδο του ρομπότ στις γραμμές του χωραφιού και από τις δύο (2) κατευθύνσεις. Η επιλογή της κατεύθυνσης εισόδου γίνεται με βάση τις τοποθεσίες των φρούτων που χρειάζονται συλλογή μέσα στη συγκεκριμένη γραμμή. Αν έχουν συλλεχθεί περισσότερα από τα μισά

φρούτα του χωραφιού ξεκινώντας την είσοδο στις γραμμές από τα δυτικά στα ανατολικά τότε τα επόμενα ταξίδια θα πραγματοποιούνται από τα ανατολικά στα δυτικά αφού με αυτήν την προσέγγιση η απόσταση που έχει να διανύσει το ρομπότ προς το σημείο εκφόρτωσης ελαχιστοποιείται. Το όφελος του φορτίου του ταξιδιού και κατά συνέπεια το επί μέρους ταξίδι που επιλέγεται στο βήμα δύο (2) του αλγόριθμου υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω μαθηματική ισότητα.

$$\text{Όφελος} = \sum \varphi_{\kappa} - \sum \varphi_{\kappa} \cdot \Delta \varphi_{\kappa} / \text{ECC}, \quad \text{Όφελος} \geq 0, \quad \sum \varphi_{\kappa} \leq \text{EMB}$$

EMB = Επιτρεπόμενο Μεταφερόμενο Βάρος

φ_{κ} = βάρος συλλεγόμενου φρούτου κ

ECC = Παράγοντας Επιπλέον Κόστους

$\Delta \varphi_{\kappa}$ = Απόσταση μεταφοράς φρούτου φ_{κ}

Τα στάδια του αλγόριθμου καταγράφονται ως εξής:

1. ΕΝΑΡΞΗ

2. Έλεγχος αν υπάρχουν καρποί προς συλλογή και αν όχι μετάβαση στο σημείο εκτέλεσης 5. Αλλιώς, υπολόγισε το μέγιστο όφελος μεταφοράς σύμφωνα με το μέγιστο επιτρεπόμενο βάρος μεταφοράς του ρομπότ και την απόσταση μεταφοράς του φορτίου από όλες τις υπονήφιες γραμμές και επέλεξε για εκτέλεση το μεγαλύτερο.

3. Το επιλεγμένο ταξίδι εκτελείται με είσοδο του ρομπότ στη γραμμή από δυτικά στα ανατολικά αν το μέχρι στιγμής ολικό φορτίο που συλλέχθηκε είναι μεγαλύτερο από το μισό ολικό βάρος καρπών του χωραφιού. Αλλιώς η είσοδος του ρομπότ στη γραμμή συλλογής γίνεται από ανατολικά στα δυτικά. Με την ολοκλήρωση της ανάλογης συλλογής καρπών, το φορτίο παραδίδεται στο σημείο εκφόρτωσης. Μετάβαση στο σημείο δύο (2).

5. ΤΕΛΟΣ

4.3.3 ΕΠΙΛΥΣΗ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΜΕΡΟΥΣ ΦΡΟΥΤΩΝ ΜΕ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟ ΜΕΣΗΣ ΩΡΙΜΟΤΗΤΑΣ (3)

Μέσα στις απαιτήσεις του συστήματος όπως καθορίζονται από τις ανάγκες του χρήστη είναι η επιλογή της τελικής μέσης ωριμότητας των συλλεχθέντων καρπών. Αυτή η απαίτηση αποτελεί βασική προϋπόθεση μιας ικανοποιητικής λύσης του προβλήματος γιατί αναγάγει το πρόβλημα από το θεωρητικό πλαίσιο στο οποίο μπορεί να κινηθεί η επίλυση ενός τέτοιου προβλήματος σε πρακτικό επίπεδο, αυξάνοντας έτσι το βαθμό ικανοποίησης του χρήστη. Οι απαιτήσεις της αγοράς στην οποία αναφέρεται το όλο σύστημα, επιβάλλουν τη χρήση της έννοιας της ωριμότητας του τελικού φορτίου για λόγους εμπορευσιμότητας και κοστολόγησης του τελικού προϊόντος. Πέραν τούτου, η συλλογή καρπών με συγκεκριμένη μέση τελική ωριμότητα, υλοποιεί και ένα πιθανό περιορισμό ο οποίος διαχειρίζεται την αξία των καρπών του χωραφιού και επιτρέπει την αύξηση του κέρδους του παραγωγού. Για παράδειγμα, ο γεωργός έχει την επιλογή να ζητήσει από το αγροτικό του ρομπότ να αποφύγει να μαζέψει καρπούς οι οποίοι είναι ακόμα ανώριμοι με την προοπτική να αφεθούν να ωριμάσουν περαιτέρω και να συλλεχθούν σε ένα μελλοντικό κύκλο συλλογής αυξάνοντας έτσι το κέρδος του. Τέλος, ο παραγωγός μπορεί να ικανοποιήσει τις απαιτήσεις διαβάθμισης ποιότητας που μπορεί να θέσει ο τελικός πελάτης του προϊόντος.

Σκοπός του αλγόριθμου δεν είναι να απαγορεύσει την συλλογή καρπών που έχουν μικρότερη ωριμότητα από την καθορισμένη μέσα από μια δυαδική απόφαση συλλογής ή μη. Ο στόχος είναι να υλοποιηθεί ένας επικουρικός ρόλος από μέρους του αλγόριθμου έτσι ώστε να επιτρέπει μεν τη συλλογή καρπών χαμηλής ωριμότητας αλλά σε τέτοιο βαθμό και έκταση που να επιτυγχάνεται η τιμή της τελικής μέσης ωριμότητας που θέτει ο παραγωγός μέσω μιας βέλτιστης λύσης ως προς το κόστος συλλογής. Η διαδικασία δηλαδή

πρέπει να οριοθετεί ένα συμβιβασμό μεταξύ της υλοποίησης του στόχου για μια συγκεκριμένη τιμή μέσης ωριμότητας χωρίς να θυσιάζει τη βελτιστοποίηση του κόστους της λύσης.

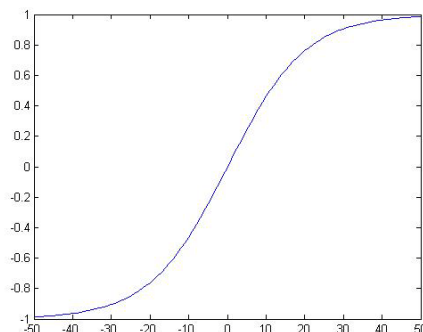
Δεδομένου ότι η προσέγγιση επίλυσης με δυναμικό προγραμματισμό δεν δύναται να δημιουργήσει μια συνολική θεώρηση της αναπτυσσόμενης επίλυσης παρά μόνο περιορίζεται στο σχεδιασμό του επόμενου ταξιδιού, ο μηχανισμός ρύθμισης της μέσης τιμής ωριμότητας δεν μπορεί παρά να υλοποιηθεί με τρόπο στατιστικό. Δηλαδή, η απουσία γνώσης της μελλοντικής κατάστασης του προβλήματος επιβάλλει τη χρήση στατιστικής μεθοδολογίας για λήψη της απόφασης αν ένας καρπός πρέπει να συλλεχθεί ή όχι.

Ο στατιστικός αυτός μηχανισμός ενσωματώνεται στο σχεδιασμό του επόμενου ταξιδιού μέσω του μέτρου του οφέλους που χρησιμοποιείται για επιλογή του καλύτερου συνδυασμού καρπών για συλλογή. Αν η μέση τιμή ωριμότητας των συλλεχθέντων καρπών πέσει κάτω από την στοχευμένη τιμή μέσης ωριμότητας, τότε ο σχεδιασμός ωφελιμότητας ενός υποψήφιου ταξιδιού λαμβάνει υπόψη μόνο την τιμή ωριμότητας των καρπών μέσω μιας στατιστικής μετάφρασης σε μονάδες ωφελιμότητας. Αντίθετα, εφόσον η τιμή μέσης ωριμότητας διατηρείται πάνω από τη στοχευμένη τιμή, ο αλγόριθμος επιλέγει το επόμενο ταξίδι βάση του στόχου βελτιστοποίησης του κόστους συλλογής και μόνο.

Ο αλγόριθμος συνεχίζει να προσθέτει ταξίδια για συλλογή φρούτων στην επίλυση του προβλήματος εφόσον η μέση ωριμότητα των συλλεχθέντων καρπών παραμένει πάνω από το στόχο ή η μέση ωριμότητα έχει πέσει κάτω από το στόχο αλλά δεν υπάρχει ταξίδι το οποίο να βελτιώνει τη μέση ωριμότητα. Αυτοί οι δύο (2) περιορισμοί αποτελούν και τις συνθήκες τερματισμού του αλγόριθμου.

Υποθέτοντας ότι ο αλγόριθμος σε κάποια φάση της λειτουργίας του φτάνει στο σημείο όπου η τρέχουσα μέση ωριμότητα υπολείπεται της στοχευμένης τιμής α μονάδες ωριμότητας. Ο αλγόριθμος λογικά πρέπει να σχεδιάσει ένα ταξίδι το οποίο πρέπει να έχει σίγουρα υψηλότερη ωριμότητα από την τρέχουσα έτσι ώστε να βελτιώσει την τρέχουσα τιμή ωριμότητας. Αν δεν υπάρχει ένα τέτοιο ταξίδι ο αλγόριθμος πρέπει να σταματήσει τη συγκομιδή και να θεωρήσει το μέχρι τώρα φορτίο βέλτιστο ως προς την ωριμότητα που επιτέφχθηκε στο τρέχον κόστος, αφού αν υπήρχε μια πιο βέλτιστη λύση σίγουρα θα επιτυγχανόταν με την προσθήκη ενός ταξιδιού με μεγαλύτερη τιμή ωριμότητας από την τρέχουσα. Αφού δεν υπάρχει τέτοιο ταξίδι η έρευνα σταματά και η τρέχουσα λύση θεωρείται ως η βέλτιστη σύμφωνα με τις δεδομένες απαιτήσεις. Για τη μετάφραση της τιμής ωριμότητας ενός καρπού σε μονάδες ωφελιμότητας χρησιμοποιείται η θεώρηση ότι όσο πιο ψηλή είναι η τιμή ωριμότητας του καρπού τόσο πιο πιθανό είναι να συλλεχθεί, χωρίς παράλληλα να μηδενίζεται η πιθανότητα συλλογής του καρπού αν η τιμή ωριμότητας που φέρει είναι χαμηλή. Το όφελος συλλογής ενός καρπού ως προς την τιμή ωριμότητας του αναπαριστάται στο παρακάτω γράφημα όπου στον άξονα των ψ βρίσκεται η τιμή ωφελιμότητας καρπού που η διαφορά του από την στοχευόμενη μέση τιμή ωριμότητας. Ο άξονας χ αναπαριστά την τιμή Δτοπική που επεξηγείται πιο κάτω.

$$f(x) = 2/(1 + e^{-0.1x}).$$



Διάγραμμα 5. Η μετάφραση της διαφοράς ωριμότητας καρπού ως προς τη στοχευόμενη

Για να υπάρξει μια συνολική θεώρηση της τιμής που πρέπει να πάρει το όφελος συλλογής ενός καρπού εισάγονται δύο έννοιες συνυφασμένες με την στοχευμένη τιμή τελικής μέσης ωριμότητας, η τοπική διαφορά μέσης ωριμότητας Δτοπική και η συνολική διαφορά μέσης ωριμότητας Δσυνολική. Η πρώτη διαφορά ορίζεται ως η διαφορά της ωριμότητας του εξεταζόμενου καρπού με τη στοχευμένη μέση ωριμότητα και η δεύτερη με τη διαφορά της μέσης ωριμότητας των μέχρι στιγμής συλλεχθέντων καρπών με τη στοχευμένη μέση ωριμότητα.

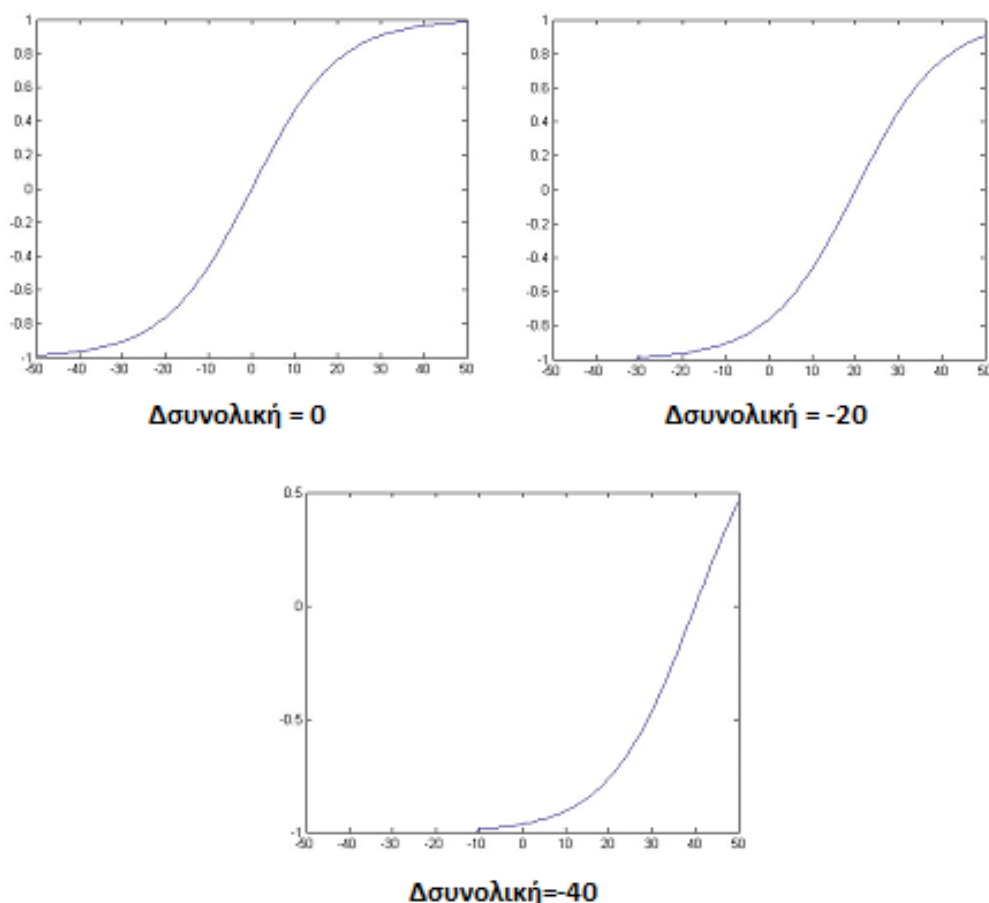
Δτοπική = Ωριμότητα Φρούτου κ – Στοχευμένη Ωριμότητα

Δσυνολική = Τρέχουσα Μέση Ωριμότητα – Στοχευμένη Ωριμότητα

Για να υπάρχει μια αναλογική αντίδραση του αλγόριθμου σε μεγάλες πτώσεις της τρέχουσας μέσης τιμής ωριμότητας, η μεταβλητή Δσυνολική χρησιμοποιείται για να μετατοπίζεται το γράφημα 15 προς τα δεξιά κατά την αντίστοιχη τιμή της μεταβλητής και έτσι να επηρεάζεται από αυτήν ο υπολογισμός της ωφελιμότητας κάποιου φρούτου. Έτσι αν η διαφορά της τρέχουσας μέσης τιμής ωριμότητας από την στοχευμένη τιμή είναι μεγαλύτερη από ότι σε κάποια άλλη περίπτωση, το όφελος ενός φρούτου που έχει χαμηλή ωριμότητα θα ήταν μικρότερο.

Η μετατόπιση του γραφήματος οφέλους σε σχέση με την τοπική διαφορά ωφελιμότητας φαίνεται στα παρακάτω γραφήματα.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-0.1(x+\Delta global)}}$$



Διάγραμμα 6: Η μετατόπιση του γραφήματος οφέλους-τοπική διαφορά ωφελιμότητας σε σχέση με την Δσυνολική

Η επιλογή του επικρατέστερου ταξιδιού από το συγκεκριμένο αλγόριθμο γίνεται με τον ίδιο τρόπο που εκτελείται από τους προηγούμενους αλγόριθμους εφόσον η τρέχουσα μέση ποιότητα είναι μεγαλύτερη ή ίση με τη στοχευμένη ποιότητα. Δηλαδή, επιλέγεται το ταξίδι που παρουσιάζει το μεγαλύτερο όφελος συγκομιδής καρπών στο συγκεκριμένο βήμα εκτέλεσης σύμφωνα με την μαθηματική εξίσωση που εφαρμόζουν και οι προηγούμενοι αλγόριθμοι δυναμικού προγραμματισμού χρήσης μετρικής ωφελιμότητας.

Η διαφορά του συγκεκριμένου αλγόριθμου έγκειται στην επιλογή του επόμενου ταξιδιού στην περίπτωση που η τρέχουσα μέση ωριμότητα είναι μικρότερη της στοχευόμενης τελικής μέσης ποιότητας με αποτέλεσμα να

δημιουργείται η ανάγκη για διορθωτικές ενέργειες από μέρους του αλγόριθμου. Σε αυτήν την περίπτωση ο αλγόριθμος επιλέγει τα φρούτα των υπονήφιων ταξιδιών με βάση την ωριμότητα τους και με τη μεθοδολογία που περιγράφηκε πιο πάνω για να επιλέξει αργότερα το ταξίδι με το μέγιστο όφελος. Με απλά λόγια ο αλγόριθμος σε περίπτωση που η μέση τρέχουσα ωριμότητα πέσει κάτω από το όριο της στοχευόμενης μέσης ωριμότητας, μεταβάλλει την εξίσωση οφέλους για να μπορεί να επιλέξει το πιο ορθολογιστικό ταξίδι που θα επιφέρει διόρθωση στην τιμή της τρέχουσας μέσης ωριμότητας. Η μαθηματική έκφραση της λειτουργίας του αλγόριθμου για την απόδοση του οφέλους ανά ταξίδι δίδεται παρακάτω:

$$\text{Όφελος} = \left\{ \begin{array}{l} \frac{\sum \varphi_k - \sum \varphi_k \cdot \Delta \varphi_k / ECC}{2} \\ \frac{\quad}{1 + e^{0.1(x + \Delta_{\text{global}})}} \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \overline{\text{Ωριμότητα}} \geq \text{ΜΣΩ} \\ \overline{\text{Ωριμότητα}} \leq \text{ΜΣΩ} \end{array}$$

$$\text{Όφελος} \geq 0, \quad \sum \varphi_k \leq \text{EMB}$$

EMB = Επιτρεπόμενο Μεταφερόμενο Βάρος

φ_k = βάρος συλλεγόμενου φρούτου k

ECC = Παράγοντας Επιπλέον Κόστους

$\Delta \varphi_k$ = Απόσταση μεταφοράς φρούτου φ_k

ΜΣΩ = Μέση στοχευόμενη ωριμότητα

X = Τρέχουσα Μέση Ωριμότητα - ΜΣΩ

4.3.4 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ

Παρακάτω παρατίθενται κάποιες ενδεικτικές τιμές επιλύσεων των διάφορων αλγόριθμων που έχουν προταθεί με βάση την προσέγγιση του δυναμικού προγραμματισμού. Η καλύτερη λύση από πλευράς βέλτιστου κόστους σε κάθε τυχαία αρχικοποιημένο χωράφι που αναφέρεται στις γραμμές των πινάκων φαίνεται σκιαγραφημένο. **Ο αλγόριθμος (1) στους πίνακες αναφέρεται στην επίλυση με επιτρεπόμενη είσοδο στις γραμμές μόνο με κατεύθυνση από ανατολικά στα δυτικά και ο αλγόριθμος (2) στην επίλυση με επιτρεπόμενη είσοδο στις γραμμές και από τις δύο κατευθύνσεις.**

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.

Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg

	Results	Optimal	Best Efford	Greedy	Αλγόριθμος (1)	Αλγόριθμος (2)	Best/ Optimal ratio
1	Distance	-	11728	11009	10912	10872	2.507
	Cost	7490	578449	21743	19493	18784	
	Trips	-	100	93	92	92	
	Avgtrips	-	39.95	45.96	43.42	43.42	
2	Distance	7461	12357	11273	11208	11091	2.56
	Cost		611729	22144	19934	19174	
	Trips		101	93	92	93	
	Avgtrips		39.09	42.56	43.02	43.49	
3	Distance	7695	10939	10941	10793	10939	2.46
	Cost		18963	21804	19490	18963	
	Trips		91	93	89	91	
	Avgtrips		44	43.13	45.07	44.08	
4	Distance	7836	12266	11600	10930	11366	2.494
	Cost		621468	22741	19904	19543	
	Trips		102	96	90	94	
	Avgtrips		40.13	42.64	45.48	43.54	
5	Distance	7333	11524	11226	11189	10758	2.56
	Cost		572965	22052	19888	18784	
	Trips		96	94	93	90	
	Avgtrips		41.53	42.41	42.87	44.30	

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.

Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 80 kg

	Results	Optimal	Best Efford	Greedy	Αλγόριθμος (1)	Αλγόριθμος (2)	Best/ Optimal ratio
1	Distance	6167	9402	7281	7458	7620	2.517
	Cost		469341	18023	16082	15528	
	Trips		78	61	62	64	
	Avgtrips		50.78	64.93	63.89	61.89	
2	Distance	6645	9483	7583	7635	7374	2.367
	Cost		497876	18828	16685	15729	
	Trips		79	63	63	62	
	Avgtrips		52.77	66.17	66.17	67.24	
3	Distance	6231	9152	7402	7260	7434	2.465
	Cost		451756	18212	16014	15365	
	Trips		76	62	60	62	
	Avgtrips		52.13	63.90	66.03	63.90	

ΠΙΝΑΚΑΣ 5.

Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (20X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg.

	Results	Optimal	Best Efford	Greedy	Αλγόριθμος (1)	Αλγόριθμος (2)	Best/ Optimal ratio
1	Distance	2726	4229	3958	3803	3905	2.374
	Cost		109089	8009	6728	6474	
	Trips		53	50	47	49	
	Avgtrips		40	42.43	45.13	43.29	
2	Distance	2647	4042	3812	3726	3532	2.245
	Cost		102450	7666	6519	5944	
	Trips		50	48	46	44	
	Avgtrips		40.36	42.3	43.87	45.86	
3	Distance	2677	4111	3844	3791	3682	2.301
	Cost		102782	7752	6623	6162	
	Trips		51	48	47	46	
	Avgtrips		40	42.44	43.4	44.28	

ΠΙΝΑΚΑΣ 6.

Οι αποδόσεις των αλγόριθμων για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (20X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας 50 kg και στοχευμένη μέση ωριμότητα 0.6, 0.7 και 0.8

	Maturity Target	Results	Optimal	Best Efford	Greedy	Αλγόριθμος (1)	Αλγόριθμος (2)	Maturity Limit.
1	0.6	Distance	7705	3630	3472	3475	3504	2135
		Cost		85560	7174	6057	5795	3244
		Trips		46	44	43	44	27
		Avgtrips		42	43.91	44.93	43.91	39.63
2	0.6	Distance	7954	4321	4054	3863	3997	2490
		Cost		111920	8154	6843	6577	3869
		Trips		53	50	47	49	30
		Avgtrips		40.02	42.42	45.13	43.29	41.60
3	0.7	Distance	7882	3882	3561	3609	3480	1442
		Cost		91766	7267	6244	5785	2161
		Trips		50	45	45	44	18
		Avgtrips		39.32	43.69	43.59	44.68	35.89
4	0.7	Distance	7912	4091	3844	3880	3820	1499
		Cost		103326	7842	6691	6314	2252
		Trips		51	48	48	48	19
		Avgtrips		40.63	43.17	43.17	43.1	39.32
5	0.8	Distance		4177	3950	3892	3917	1511
		Cost		106090	7991	6749	6438	2260
		Trips		53	50	48	49	19
		Avgtrips		39.81	42.20	43.96	43.06	39.89

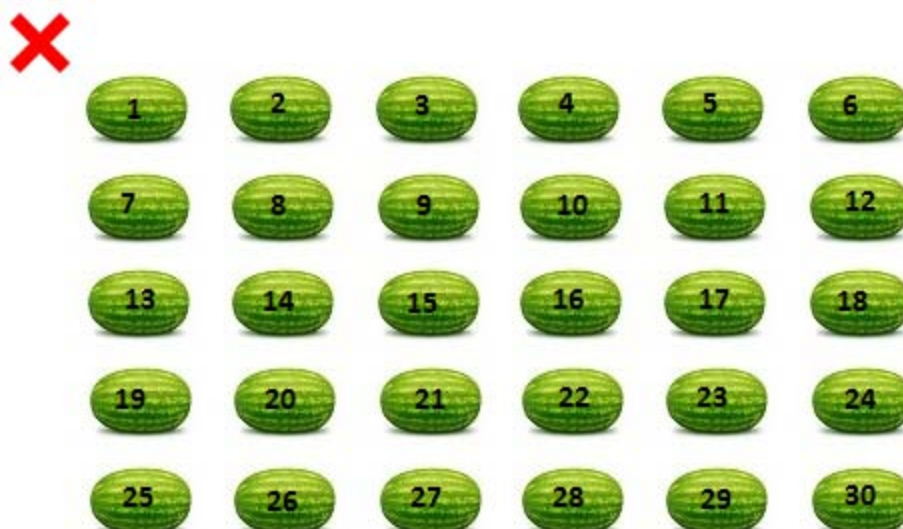
Τα αποτελέσματα του πίνακα (4) στη στήλη που αφορά τον αλγόριθμο της τελικής μέσης ωριμότητας καταδεικνύουν την επιλογή μέρους των καρπών για συλλογή, έτσι ώστε να προσεγγιστεί η στοχευόμενη τιμή ωριμότητας. Για αυτό το λόγο η απόσταση που διανύει το ρομπότ, το κόστος συλλογής των καρπών και ο αριθμός ταξιδιών που χρειάζονται έχουν πολύ μικρότερες τιμές από τις αντίστοιχες των άλλων αλγόριθμων. Εννοείται τέλος ότι οι καρποί που συλλέγονται είναι λιγότεροι των διαθέσιμων καρπών του χωραφιού για συλλογή.

4.4 ΕΠΙΛΥΣΗ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Τα αποτελέσματα της επίλυσης με τη χρήση δυναμικού προγραμματισμού, παρόλο που επιτυγχάνονται με αμελητέους χρόνους εκτέλεσης δεν κρίνονται ικανοποιητικά και ένας εναλλακτικός τρόπος εκτέλεσης είναι απαραίτητος. Οι γενετικοί αλγόριθμοι φαντάζουν ιδανική προσέγγιση για τους λόγους που αναλύθηκαν στην εισαγωγή των γενετικών αλγόριθμων.

4.4.1 ΜΕΤΑΦΡΑΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΣΕ ΣΥΜΒΑΤΙΚΗ ΜΟΡΦΗ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ Γ.Α.

Η πρώτη προσέγγιση του προβλήματος έχει να κάνει με την μετάφραση του σε μορφή που θα μπορούν να χειριστούν οι γενετικοί αλγόριθμοι. Πρέπει δηλαδή να οριστεί τι θα αποτελέσει τα γονίδια των λύσεων του εξελίξιμου πληθυσμού και ανάστροφα τι θα αντιπροσωπεύουν τα γονίδια των λύσεων. Μια λογική προσέγγιση είναι η επιλογή κάθε γονίδιο να αντιπροσωπεύει τη συλλογή κάποιου συγκεκριμένου φρούτου. Έτσι ανάλογα με τη θέση του γονιδίου η λύση εμπερικλείει και τη σειρά με την οποία συλλέγονται οι καρποί. Στο παρακάτω γράφημα φαίνεται η διάταξη των φρούτων και η μετάφραση τους σε γονίδια σύμφωνα με τη θέση τους στο χωράφι.



Εικόνα 15: Η μετάφραση της τοποθεσίας των καρπών σε γονίδια της ακολουθίας των λύσεων

Μια λύση καταδεικνύει την συλλογή κάποιων καρπών με μια ακολουθία των αριθμών της θέσης τους με τη σειρά που θα λάβει χώρο από το αγροτικό ρομπότ, πχ { 6 - 11- 20 – 17 – 30 – 2}.

Για κάθε γονίδιο μιας λύσης οι συντεταγμένες του στο χωράφι υπολογίζονται από τον αριθμό θέσης ως εξής:

Στήλη Γονιδίου = (Τιμή Γονιδίου) Modulus (Μήκος Γραμμών)

Γραμμή Γονιδίου = {Τιμή Γονιδίου / Μήκος Γραμμών}floor

Εφόσον ζητείται η βέλτιστη επίλυση για συλλογή των καρπών ενός δεδομένου χωραφιού, η λύση και άρα η ακολουθία γονιδίων του κάθε μέλους του πληθυσμού είναι σταθερού μήκους και ισούται με τον αριθμό των διαθέσιμων καρπών για συλλογή, αυτών δηλαδή που δεν έχουν μηδενικό βάρος. Με βάση το παραπάνω γεγονός, σε μια λύση αναμένουμε να συναντήσουμε κάθε διαθέσιμο φρούτο για συλλογή σε κάποιο σημείο της γονιδιακής ακολουθίας.

Η παραπάνω μετάφραση του προβλήματος είναι πολύ απλή αλλά υποσχόμενη αν θεωρήσουμε ότι η γενετική λειτουργία της διασταύρωσης γονιδίων ανταλλάσσει σχήματα με τρόπο που μεταβάλλεται η σειρά της συλλογής των καρπών με σκοπό να βρεθεί η βέλτιστη ακολουθία συγκομιδής που να ελαχιστοποιεί το κόστος.

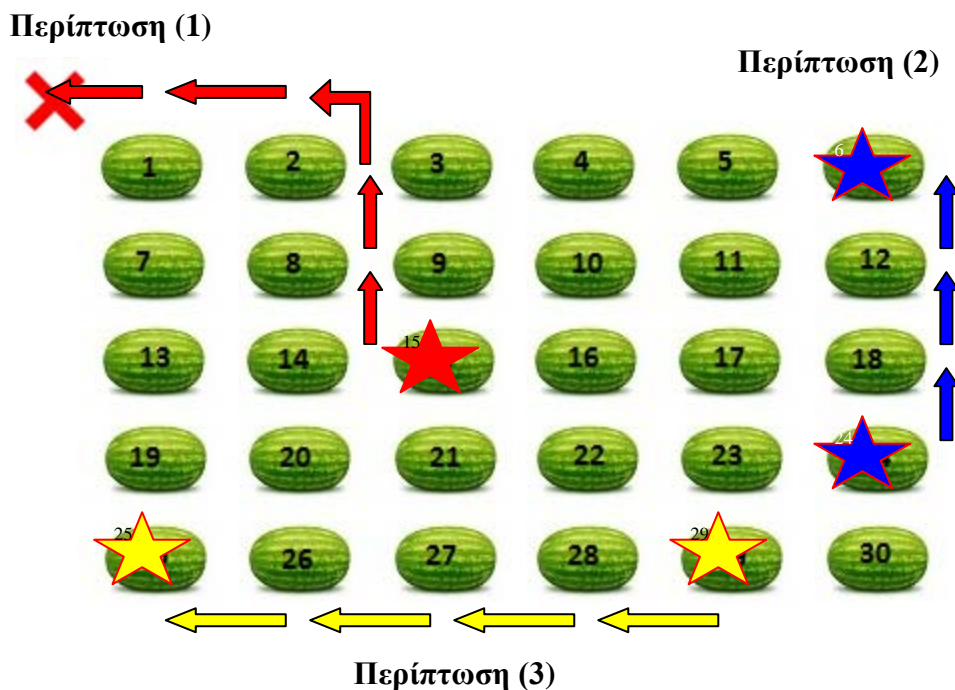
4.4.2 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΜΕΤΡΟΥ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΛΥΣΗΣ

Ο υπολογισμός του μέτρου ποιότητας μιας λύσης (fitness function), γίνεται με την προσομοίωση της λύσης και τον υπολογισμό της απόστασης που θα κάλυπτε και το επιπλέον κόστος που θα είχε το αγροτικό ρομπότ για να συλλέξει τους καρπούς με την ακολουθία που ορίζει η λύση. Ξεκινώντας από την αρχή της ακολουθίας της λύσης, ο αλγόριθμος υπολογίζει την απόσταση και το κόστος μεταφοράς του τρέχοντος βάρους προς τον καρπό που ορίζεται να συλλεχθεί και τα δύο αυτά κόστη προστίθενται στο συνολικό μέτρο ποιότητας της λύσης. Στην περίπτωση που το αγροτικό ρομπότ έχει φτάσει το μέγιστο επιτρεπόμενο βάρος μεταφοράς σε καρπούς, ο αλγόριθμος το ανιχνεύει αυτόματα και συνεχίζει τους υπολογισμούς του θεωρώντας ότι πρώτα θα περάσει από το σημείο εκφόρτωσης για παράδοση του φορτίου του. Η ελάχιστη απόσταση που πρέπει να διανυθεί από το αγροτικό ρομπότ για να μετακινηθεί από ένα σημείο συλλογής του χωραφιού $\sigma_1 = [x_1 \ \psi_1]$ σε ένα άλλο σημείο συλλογής $\sigma_2 = [x_2 \ \psi_2]$ ισούται με

$$\Delta_{\text{ελάχιστο}} = \begin{cases} |x_1 - x_2| + |\psi_1 - \psi_2| - 1 & 1. \ x_1 \neq x_2, \ \psi_1 \neq \psi_2 \\ |x_1 - x_2| + |\psi_1 - \psi_2| & 2. \ \psi_1 = \psi_2 \\ |x_1 - x_2| + |\psi_1 - \psi_2| & 3. \ x_1 = x_2 \end{cases}$$

Σύμφωνα με τη παραπάνω ισότητα αν το ένα σημείο είναι το σημείο εκφόρτωσης, τότε χρησιμοποιείται η πρώτη περίπτωση. Στο παρακάτω

γράφημα καταγράφονται και οι τρεις περιπτώσεις μετακίνησης. Κάθε ζευγάρι σημείων μετακίνησης καταγράφεται με διαφορετικό χρώμα ενώ η απόσταση μεταξύ τους παρουσιάζεται με βέλη τα οποία αντιστοιχούν σε μονάδες απόστασης.



Εικόνα 16 : Οι τρεις περιπτώσεις υπολογισμού της απόστασης δύο σημείων του χωραφιού

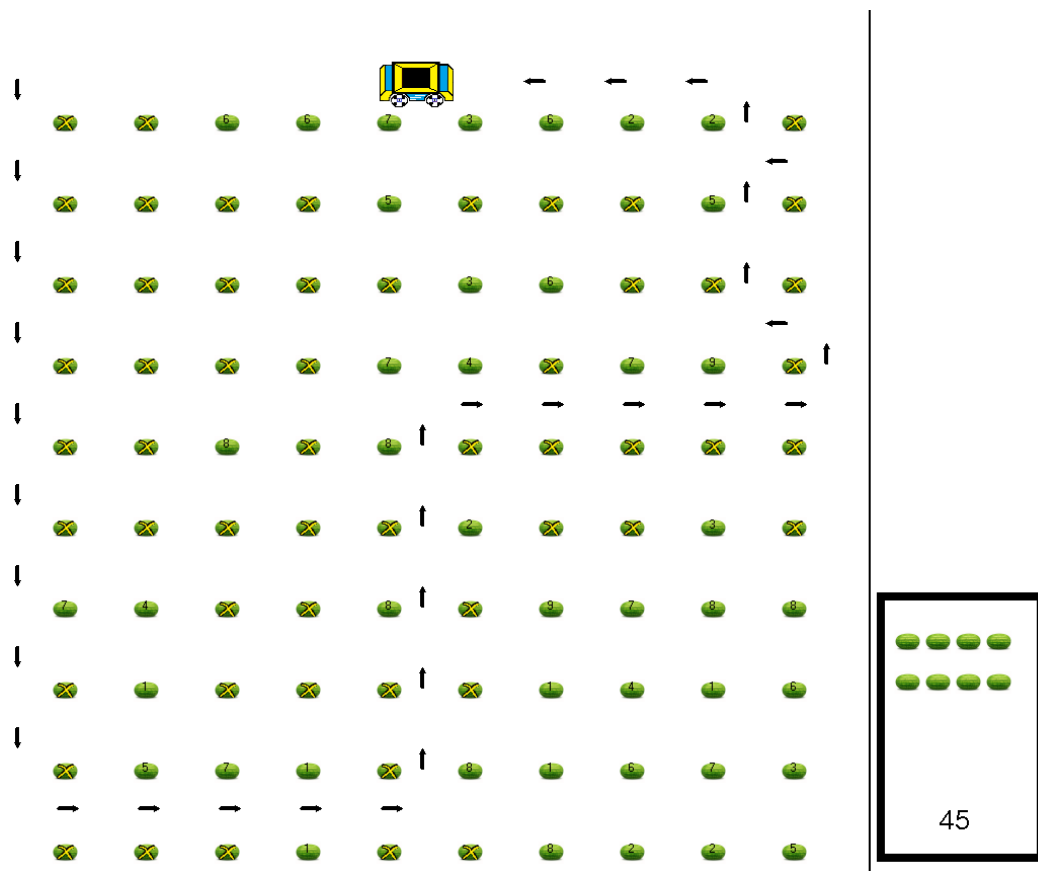
Σε κάθε καρπό που αναφέρει η λύση για συλλογή ο αλγόριθμος υπολογίζει την απόσταση που πρέπει να διανύσει από την τρέχουσα θέση για να προσεγγίσει τον καρπό και σύμφωνα με την απόσταση αυτή υπολογίζει και το κόστος μεταφοράς του βάρους που κουβαλά τη δεδομένη στιγμή. Το συνολικό αποτέλεσμα κόστους αποτελεί το μέτρο ποιότητας της συγκεκριμένης λύσης και χρησιμοποιείται με σκοπό να επιλεγθούν λύσεις για να υποστούν γενετική επεξεργασία. Σε αυτό το σημείο ο αλγόριθμος δεν έχει αναπτύξει τη φυσική υπόσταση της λύσης πχ από πια πλευρά θα συλλεχθεί ένας καρπός κλπ. Αυτή είναι η λειτουργία του προσομοιωτή λύσεων.

4.4.3 Ο ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΤΗΣ ΤΗΣ ΛΥΣΗΣ

Για την εμφάνιση της λύσης με τρόπο κατανοητό στα πλαίσια του φυσικού κόσμου (αναπαράσταση χωραφιού, γράφημα αγροτικού ρομπότ κλπ), χρησιμοποιείται ένας προσομοιωτής λύσεων.

Ο προσομοιωτής είναι ένας τροποποιημένος αλγόριθμος υπολογισμού του μέτρου ποιότητας ο οποίος επιπρόσθετα αποφασίζει την θέση από την οποία πρέπει το αγροτικό ρομπότ να συλλέξει τους καρπούς, για να αναπτυχθεί έτσι μια ολοκληρωμένη λύση που να μπορεί να προσομοιωθεί.

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης ανιχνεύει τη λύση που είναι βέλτιστη ενώ ο αλγόριθμος προσομοίωσης ανακαλύπτει τον τρόπο με τον οποίο πρέπει να εκτελεστούν τα ταξίδια συλλογής καρπών. Αφού ολοκληρωθεί η χάραξη των ταξιδιών του αγροτικού ρομπότ, εμφανίζεται ένα γραφικό περιβάλλον προσομοίωσης που περιλαμβάνει τους διαταγμένους καρπούς, το σημείο εκφόρτωσης και το αγροτικό ρομπότ σε κίνηση. Σε κάθε καρπό που συλλέγει υπάρχει μια καθυστέρηση και φωτεινή ένδειξη για να τραβήξει την προσοχή του χρήστη ως προς τη συλλογή, ενώ με τη συμπλήρωση του μέγιστου βάρους μεταφοράς με συναχθέντες καρπούς το αγροτικό ρομπότ επιστρέφει στο σημείο εκφόρτωσης. Το φορτίο του ρομπότ ανά πάσα στιγμή εμφανίζεται στο κάτω δεξιά μέρος του γραφικού για καλύτερη αντίληψη της τρέχουσας κατάστασης. Τα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζουν διάφορα στιγμιότυπα της εκτέλεσης του προσομοιωτή λύσης.



Εικόνα 18. Στιγμιότυπο (β) του προσομοιωτή λύσης

4.4.4 ΕΠΙΛΥΣΗ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΟΛΩΝ ΤΩΝ ΦΡΟΥΤΩΝ ΜΕ Γ.Α ΧΩΡΙΣ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟ ΤΕΛΙΚΗΣ ΜΕΣΗΣ ΩΡΙΜΟΤΗΤΑΣ

Αφού αρχικοποιηθεί ο πληθυσμός των λύσεων σύμφωνα με την σωστή αναπαράσταση της μορφής μιας λύσης, ο γενετικός αλγόριθμος ξεκινά να εφαρμόζει τις γενετικές λειτουργίες της διαταύρωσης και μετάλλαξης με σκοπό να εξελίξει τις λύσεις και να φτάσει σε κάποια που να θεωρείται βέλτιστη.

Μετά την εφαρμογή των γενετικών λειτουργιών με αποτέλεσμα ένα νέο μέλος έχει δημιουργηθεί ή ένα υπάρχον έχει μεταλλαχτεί και είναι έτοιμο να ενταχθεί

στον πληθυσμό, ο αλγόριθμος καλεί για εκτέλεση ένα εξομοιωτή ο οποίος είναι υπεύθυνος να εκτελέσει προγραμματιστικά το νέο μέλος-λύση και να αναφέρει το κόστος της. Το κόστος της λύσης αποτελεί αυτούσιο το μέτρο ποιότητας της.

Κατά την προετοιμασία της εκτέλεσης του αλγόριθμου ένα σύνολο παραμέτρων πρέπει να καθοριστούν οι οποίοι διέπουν την τελική εκτέλεση. Είναι ξεκάθαρο ότι οι παρακάτω παράμετροι δεν μεταβάλλουν εντυπωσιακά την επίδοση του γενετικού αλγόριθμου αλλά σίγουρα μπορούν να βελτιώσουν το χρόνο εκτέλεσης, την ποιότητα της λύσης και την αποτελεσματικότητα της εκτέλεσης. Οι συγκεκριμένοι παράμετροι καταγράφονται πιο κάτω με την επεξήγηση τους.

Μέγεθος Πληθυσμού: Ο αρχικός αριθμός των μελών του πληθυσμού λύσεων. Είναι συνυφασμένος με το χρόνο εκτέλεσης αλλά και την πολυμορφικότητα του γενετικού υλικού του πληθυσμού. Συνήθως ένας πληθυσμός χιλίων λύσεων φέρει τα χαρακτηριστικά που απαιτεί μια ικανοποιητική εκτέλεση.

Μέγιστος Αριθμός Γενιών: Ο μέγιστος αριθμός εξελικτικών κύκλων που θα υποστεί ο αρχικός πληθυσμός με σκοπό να ανακαλυφθεί μια βέλτιστη λύση. Η παράμετρος αυτή επηρεάζει άμεσα το χρόνο εκτέλεσης αλλά και την ποιότητα της λύσης αφού περισσότερες γενιές εφαρμογής γενετικών λειτουργιών αυτόματα συνεπάγεται εκτεταμένη έρευνα και κατά συνέπεια αυξημένη πιθανότητα βελτίωσης της λύσης του προβλήματος.

Καθυστέρηση Επισκευής Γονιδίων: Κατά την εφαρμογή της γενετικής διασταύρωσης είναι πιθανό να διασταυρωθεί υλικό το οποίο στο σύνολο του να μην αποτελεί έγκυρη λύση γιατί περιέχει διπλή αναφορά σε συλλογή κάποιου συγκεκριμένου φρούτου. Για να μην υπάρχει μεγάλη επέμβαση στη

γενετική εξέλιξη που εφαρμόζει ο αλγόριθμος, η εκτέλεση επιτρέπει την επαναλαμβανόμενη προσπάθεια για παραγωγή έγκυρου απόγονου μέχρι κάποιο αριθμό προσπαθειών που καθορίζεται από τη παρούσα μεταβλητή. Αν η διασταύρωση γενετικού αποτύχει περισσότερες φορές από τις καθορισμένες στο να παράξει μια έγκυρη λύση τότε υπάρχει παρέμβαση στη κανονική ροή εκτέλεσης και επιβάλλεται μια έγκυρη λύση μέσω επισκευής των επαναλήψεων. Η χρήση της συγκεκριμένης παραμέτρου απεγκλωβίζει τον αλγόριθμο σε περίπτωση δυστοκίας στην παραγωγή μιας έγκυρης λύσης και βελτιώνει το χρόνο εκτέλεσης παρεμβαίνοντας διακριτικά στις γενετικές διαδικασίες του αλγόριθμου.

Πιθανότητα Διασταύρωσης: Αντιπροσωπεύει την στατιστική πιθανότητα εφαρμογής της λειτουργίας της διασταύρωσης σε κάθε βήμα στις γενιές εξέλιξης του αλγόριθμου. Η τιμή συνήθως είναι αρκετά μεγαλύτερη του 50% και προσεγγίζει το 90%, έτσι ώστε να επιτρέπει στον αλγόριθμο να επωφεληθεί από τη διασταύρωση γενετικού υλικού που είναι η ακρογωνιαία λίθος της συγκεκριμένης μεθοδολογίας. Το συμπλήρωμα της πιθανότητας αυτής προς την άρτια τιμή (σίγουρη πιθανότητα 100%) αποτελεί αυτόματα την πιθανότητα επιλογής της λειτουργίας της μετάλλαξης γονιδίων.

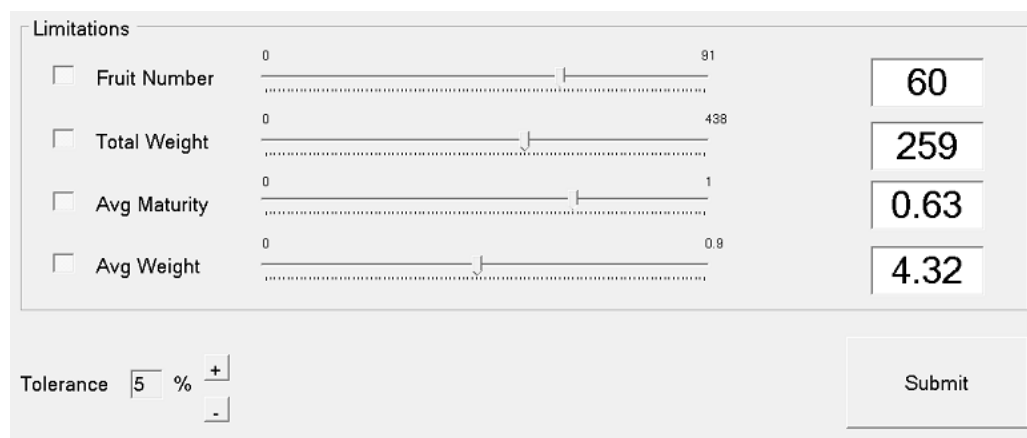
Πιθανότητα Μετάλλαξης Γονιδίου: Αποτελεί την πιθανότητα μετάλλαξης κάθε γονιδίου ξεχωριστά αφού ένα μέλος του πληθυσμού επιλεγεί για να υποστεί τη συγκεκριμένη διαδικασία. Η τιμή της συγκεκριμένης παραμέτρου είναι συνήθως αρκετά χαμηλή αν το μήκος της λύσης είναι μεγάλο, έτσι ώστε να μην αλλάζει μεγάλο αριθμό γονιδίων αλλά να επιφέρει μια ωφέλιμη αλλαγή χωρίς να καταστρέφει το υλικό της λύσης. Η τιμή αυτή ορίζεται ανάλογα ώστε να μεταβάλλει προσεγγιστικά όχι πάνω από το 1% του γενετικού υλικού μιας λύσης.

Μέγεθος Τουρνουά Επιλογής: Ορίζει το μέγεθος του συνόλου των μελών του πληθυσμού από τα οποία θα επιλεγθεί ο καλύτερος για να υποστεί μια γενετική λειτουργία. Συνήθως η τιμή είναι 20 αλλά και μεγαλύτερη μπορεί να επιβάλει τέτοια πίεση στην εξέλιξη του πληθυσμού που να επιφέρει βελτιωμένη απόδοση του αλγόριθμου.

Η εκτέλεση του αλγόριθμου ολοκληρώνεται με την παρουσίαση της βέλτιστης λύσης ως ακολουθία ενώ παράλληλα ο χρήστης έχει την δυνατότητα να παρακολουθήσει την εξομοίωση της σε γραφικό περιβάλλον.

4.4.5 ΕΠΙΛΥΣΗ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΦΡΟΥΤΩΝ ΜΕ ΓΕΝΕΤΙΚΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ ΚΑΙ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟ ΤΕΛΙΚΗΣ ΜΕΣΗΣ ΩΡΙΜΟΤΗΤΑΣ

Οι επιλογές του χρήστη για τα χαρακτηριστικά του τελικού φορτίου ορίζονται σε μια γραφική φόρμα η οποία διαθέτει μια μπάρα ελέγχου διαβαθμίσεων για κάθε παράμετρο. Συγκεκριμένα οι περιορισμοί που μπορούν να οριστούν είναι η μέση τελική ωριμότητα, το ολικό βάρος συλλεχθέντων καρπών και ο ολικός αριθμός φρούτων που θα συλλεχθούν. Οι ανώτατες τιμές που μπορούν να οριστούν εξαρτούνται από το δεδομένο χωράφι, υπολογίζονται και εμφανίζονται αυτόματα από το λογισμικό.



The screenshot shows a 'Limitations' panel with four sliders and their corresponding values:

Parameter	Min	Max	Current Value
Fruit Number	0	91	60
Total Weight	0	438	259
Avg Maturity	0	1	0.63
Avg Weight	0	0.8	4.32

Below the sliders, there is a 'Tolerance' field set to 5% and a 'Submit' button.

Εικόνα 19. Η φόρμα εισαγωγής των περιορισμών του χρήστη.

Με την εισαγωγή περιορισμών από την πλευρά του χρήστη στο τελικό εμπόρευμα του προβλήματος που επιλύεται με τη χρήση γενετικών αλγόριθμων, εμφανίζονται νέες προκλήσεις στην τροποποίηση του αλγόριθμου επίλυσης που χρησιμοποιήθηκε επιτυχώς στην περίπτωση της συλλογής όλων των καρπών του χωραφιού. Η χρήση λύσεων σταθερού μήκους έχει παρουσιάσει πολλά πλεονεκτήματα και μεγέθυνε την ικανότητα του γενετικού αλγόριθμου να επιλύσει το συγκεκριμένο πρόβλημα. Για αυτό το λόγο η διατήρηση αυτού του χαρακτηριστικού στην τροποποίηση του αλγόριθμου για συγκερασμό των περιορισμών του χρήστη θεωρείται κρίσιμη. Πέραν τούτου, η απαίτηση το τελικό φορτίο να παρουσιάζει κάποια χαρακτηριστικά γνωρίσματα, δείχνει να είναι τουλάχιστον ως προς την προσέγγιση προς επίλυση ανεξάρτητη από την απαίτηση βελτιστοποίησης του τρόπου συλλογής του φορτίου.

Συγκεκριμένα, αν ένα δεδομένο φορτίο ικανοποιεί τους περιορισμούς του χρήστη ως προς το τελικό βάρος, μέση ωριμότητα κλπ, η προσπάθεια για βελτιστοποίηση της συλλογής του φορτίου αυτού είναι από μόνη της ένα αυτόνομο και ανεξάρτητο πρόβλημα. Με αυτή τη λογική το πρόβλημα μπορεί να διασπαστεί σε επί μέρους υπο-προβλήματα των οποίων η επίλυση επιτυγχάνεται με τη στρατηγική που αναπτύχθηκε για την επίλυση της συλλογής όλων των καρπών ενός χωραφιού χωρίς αρχικούς περιορισμούς.

Η κατάτμηση του προβλήματος σε μικρότερα υπο-προβλήματα εμφανίζει τη δυσκολία σύμπτυξης τους για εξαγωγή μιας συνολικής λύσης καθώς και της υλοποίησης ενός μηχανισμού παραγωγής πιθανών λύσεων που θα εξετάζονται αυτόνομα. Οι δύο αντίστοιχοι μηχανισμοί που επιλύουν τα παραπάνω προβλήματα είναι ένας γενετικός αλγόριθμος με δυαδικά γονίδια και ένας μηχανισμός ανάπτυξης συνόλων καρπών τα οποία είναι συμβατά με τους

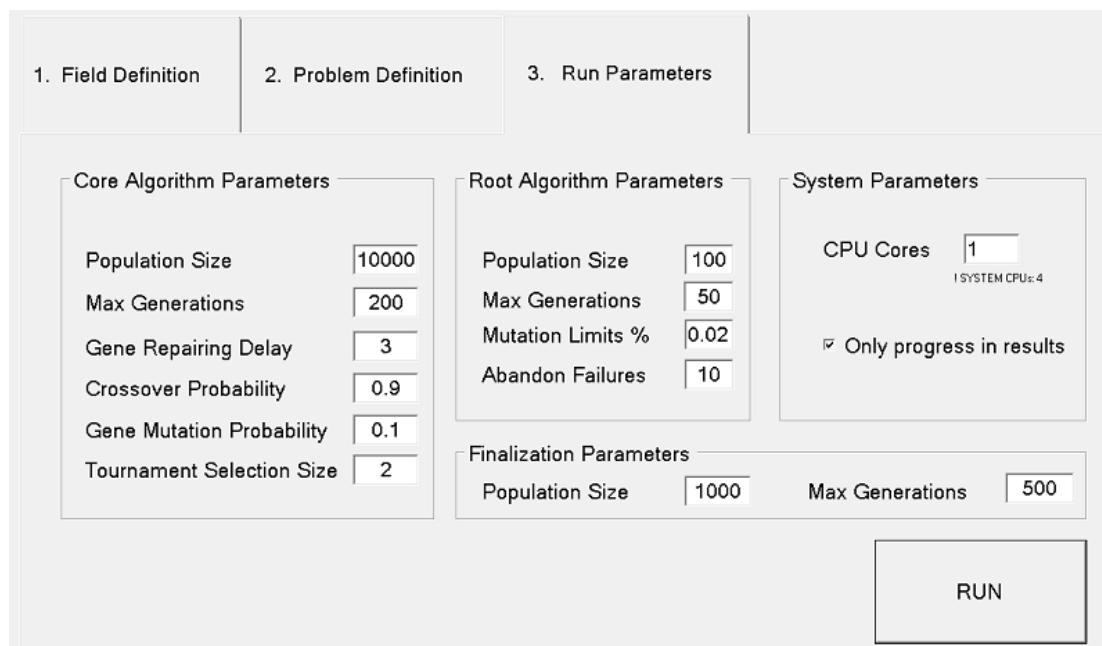
περιορισμούς του χρήστη. Ο δυαδικός αλγόριθμος θα εξελίξει τα σύνολα καρπών που δύναται να συλλεχθούν και παράγονται από το μηχανισμό ανάπτυξης συμβατών λύσεων. Το μοντέλο του γενετικού αλγόριθμου που αναπτύχθηκε προηγουμένως θα συμβάλλει στον υπολογισμό της βέλτιστης λύσης για κάθε σύνολο καρπών για να χρησιμοποιηθεί ως μέτρο ποιότητας των λύσεων στο δυαδικό αλγόριθμο. Η δυαδική φύση του αλγόριθμου αυτού θα αντιπροσωπεύει ποιοι καρποί ανήκουν σε κάθε σύνολο προς βελτιστοποίηση και ποιοι όχι. Το μοντέλο αυτό επίλυσης είναι στην ουσία ένας γενετικός αλγόριθμος φωλιασμένος σε ένα δυαδικό γενετικό αλγόριθμο.

Ο μηχανισμός ανάπτυξης λύσεων είναι παρόμοιος με το στατιστικό μηχανισμό διαχείρισης της στοχευόμενης μέσης ωριμότητας που αναπτύχθηκε για την επίλυση με δυναμικό προγραμματισμό, με κάποιες φυσικά τροποποιήσεις. Πέραν από την αρχικοποίηση του πληθυσμού λύσεων, η χρήση του μηχανισμού αυτού επιβάλλεται και στη διόρθωση των παραγόμενων λύσεων από τη λειτουργία της διασταύρωσης γενετικού υλικού. Η παραπάνω χρήση επιβάλλεται αφού αν η διασταύρωση γονιδίων δύο λύσεων δεν δημιουργήσει μια αποδεκτή λύση, τότε η επιδιόρθωση είναι αναγκαία και αποτελεί ένα σημαντικό πρόβλημα που πρέπει να ξεπεραστεί. Ο τρόπος που ξεπερνιέται αυτό το εμπόδιο είναι με το να αφαιρεθεί ένα μέρος της δημιουργημένης λύσης και να προστεθεί κάποιο άλλο το οποίο αναπτύσσεται με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να σπρώχνει τη λύση μέσα στα όρια των περιορισμών που όρισε ο χρήστης. Για αυτό το λόγο, η λειτουργία της διασταύρωσης δύο λύσεων έχει τροποποιηθεί σημαντικά με σκοπό να ενσωματωθεί η διαδικασία επιδιόρθωσης παραγόμενων λύσεων. Όσον αφορά τον κίνδυνο παραγωγής μιας μη έγκυρης λύσης ως αποτέλεσμα της μετάλλαξης της, αυτός περιορίζεται με το να επιτρέπεται ανώτατο όριο συνολικής τροποποίησης μιας λύσης μικρότερο από τα όρια που θέτει στους περιορισμούς του ο χρήστης. Μια πιο λεπτομερής

επεξήγηση της λειτουργίας των φωλιασμένων γενετικών παρουσιάζεται πιο κάτω.

Όπως αναφέρεται και προηγουμένως, ο δυαδικός αλγόριθμος περιλαμβάνει λύσεις που γονιδιακά περιγράφονται από δυαδικές ακολουθίες οι οποίες έχουν μήκος ίσο με το μέγεθος του χωραφιού. Τα γονίδια που είναι μοναδιαία αναπαριστούν συλλογή του καρπού που αντιπροσωπεύει η θέση που βρίσκεται το γονίδιο μέσα στην ακολουθία. Τα γονίδια που είναι ίσα με μηδέν αντιπροσωπεύουν απουσία συλλογής του ανάλογου καρπού. Οι δυαδικές ακολουθίες παράγονται από το μηχανισμό ανάπτυξης συμβατών λύσεων ο οποίος χρησιμοποιεί τις απαιτήσεις του πελάτη και παράγει αποδεκτές μέσα σε κάποια όρια λύσεις για να τροφοδοτήσει το δυαδικό αλγόριθμο. Για τον υπολογισμό του μέτρου ποιότητας της κάθε λύσης, ο δυαδικός αλγόριθμος αρχικοποιεί ένα γενετικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης της συλλογής των καρπών της λύσης και η εργασία του ολοκληρώνεται με την επιστροφή κάποιας βέλτιστης λύσης. Ο δυαδικός γενετικός αλγόριθμος αφού υπολογίσει το μέτρο ποιότητας όλου του πληθυσμού που διατηρεί, εφαρμόζει τις γενετικές λειτουργίες του για να εξελίξει τις λύσεις και να φτάσει σε κάποιο αποτέλεσμα το οποίο θα ικανοποιεί τις απαιτήσεις του χρήστη αλλά και ταυτόχρονα θα είναι και η βέλτιστη επιλογή συναχθέντων καρπών. Κατά τη διάρκεια των γενετικών λειτουργιών του δυαδικού αλγόριθμου αν μια λύση που παράγεται δεν είναι έγκυρη (πχ η μέση ωριμότητα είναι κάτω του ορίου που έθεσε ο χρήστης), τότε ανιχνεύεται και υποβάλλεται σε διόρθωση αυτόματα.

Οι παράμετροι που πρέπει να καθοριστούν για την εκτέλεση φαίνονται στην παρακάτω φόρμα καθορισμού και η επεξήγηση τους δίνεται πιο κάτω.



Section	Parameter	Value
Core Algorithm Parameters	Population Size	10000
	Max Generations	200
	Gene Repairing Delay	3
	Crossover Probability	0.9
	Gene Mutation Probability	0.1
	Tournament Selection Size	2
Root Algorithm Parameters	Population Size	100
	Max Generations	50
	Mutation Limits %	0.02
	Abandon Failures	10
System Parameters	CPU Cores	1
	<input checked="" type="checkbox"/> Only progress in results	
Finalization Parameters	Population Size	1000
	Max Generations	500

Εικόνα 20. Η φόρμα εισαγωγής των παραμέτρων της εκτέλεσης για εξεύρεση βέλτιστης λύσης με περιορισμούς τελικού φορτίου

Ο δυαδικός αλγόριθμος παρουσιάζεται με το όνομα αλγόριθμος ρίζας (root algorithm) και ο γενετικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης συλλογής των καρπών παρουσιάζεται με το όνομα αλγόριθμος πυρήνα (root algorithm). Οι παράμετροι του αλγόριθμου πυρήνα έχουν επεξηγηθεί σε προηγούμενη ενότητα. Οι παράμετροι του δυαδικού αλγόριθμου είναι οι εξής:

Μέγεθος Πληθυσμού: Ο αρχικός αριθμός των μελών του πληθυσμού λύσεων. Είναι συνυφασμένος με το χρόνο εκτέλεσης αλλά και την πολυμορφικότητα του γενετικού υλικού του πληθυσμού. Συνήθως ένας πληθυσμός χιλίων λύσεων φέρει τα χαρακτηριστικά που απαιτεί μια ικανοποιητική εκτέλεση.

Μέγιστος Αριθμός Γενιών: Ο μέγιστος αριθμός εξελικτικών κύκλων που θα υποστεί ο αρχικός πληθυσμός με σκοπό να ανακαλυφθεί μια βέλτιστη λύση. Η παράμετρος αυτή επηρεάζει άμεσα το χρόνο εκτέλεσης αλλά και την ποιότητα της λύσης αφού περισσότερες γενιές εφαρμογής γενετικών λειτουργιών

αυτόματα συνεπάγεται εκτεταμένη έρευνα και κατά συνέπεια αυξημένη πιθανότητα βελτίωσης της λύσης του προβλήματος.

Επιτρεπόμενο Όριο Μετάλλαξης: Το μέγιστο ποσοστιαίο μέρος της λύσης που μπορεί να τροποποιηθεί από τη λειτουργία της μετάλλαξης. Το ανώτατο αυτό όριο εφαρμόζεται έτσι ώστε να μην καταστρέφεται η συμβατικότητα μιας λύσης με τους περιορισμούς του χρήστη λόγω της αλλαγής του γενετικού υλικού από τη λειτουργία της μετάλλαξης.

Αριθμός Αποτυχημένων Προσπαθειών Έγκυρης Διασταύρωσης: Το ανώτατο όριο αριθμού αποτυχημένων προσπαθειών της διαδικασίας διασταύρωσης να δημιουργήσει απόγονο ο οποίος να είναι συμβατός με τους περιορισμούς που έθεσε ο χρήστης. Στην περίπτωση αυτή, επιβάλλεται αυτόματη διόρθωση της λύσης για να απεγκλωβιστεί ο αλγόριθμος και να μειωθεί ο χρόνος εκτέλεσης.

Οριστικοποίηση λύσης: Αφού ανευρεθεί η τελική βέλτιστη λύση του προβλήματος, ένα συγκεκριμένο δηλαδή σύνολο καρπών, δίνεται η ικανότητα βελτίωσης της με μια πιο εκτεταμένη έρευνα του συγκεκριμένου συνόλου. Αυτό επιτυγχάνεται με την αρχικοποίηση εκτέλεσης ενός γενετικού αλγόριθμου βελτιστοποίησης συλλογής καρπών με μεγαλύτερο πληθυσμό λύσεων και εξελικτική διαδικασία περισσότερων γενιών.

Υπολογιστικοί πυρήνες: Ο αριθμός πυρήνων της κεντρικής υπολογιστικής μονάδας (CPU) που μπορεί να εκμεταλλευτεί η εκτέλεση του γενετικού αλγόριθμου βελτίωσης. Η χρήση περισσότερων από ενός πυρήνα δεν σημαίνει παράλληλη εκτέλεση ενός αλγόριθμου, αλλά την παράλληλη εκτέλεση του ίδιου αλγόριθμου σε ισόποσους πυρήνες και ανταλλαγή των καλύτερων λύσεων τους σε κάθε γενιά εξέλιξης. Αυτό επιτυγχάνει την εισαγωγή καλών

γονιδιακών ακολουθιών στους αλγόριθμους οι οποίες είναι και ταυτόχρονα διαφορετικές με αποτέλεσμα να υποβοηθούνται οι αλγόριθμοι να φτάσουν σε μια ποιοτικότερη λύση συντομότερα.

.4.4.6 ΕΝΔΕΙΚΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Τα αποτελέσματα κάποιων ενδεικτικών επιλύσεων με τη χρήση γενετικών αλγόριθμων φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 7.

Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (**40X20**) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας **50 kg**. Ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληθυσμό 2000 μελών, 1000 γενιές εξέλιξης, 5 αποτυχημένες προσπάθειες διασταύρωσης, 90% πιθανότητα διασταύρωσης, 0.5% πιθανότητα μετάλλαξης γονιδίων τουρνουά, επιλογής 50 μελών και 4 παράλληλους πληθυσμούς σε ισάριθμους επεξεργαστικούς πυρήνες.

	Optimal Solution	Genetic Algorithm Solution	Best/ Optimal ratio	Exec. Time (min)	Genetic programming/ Dynamic Programming
1	7601	15131	1.99	38	0.77
2	7957	15165	1.90	42	0.82
3	7695	14807	1.92	35	0.78

4	7836	15635	1.995	34	0.80
5	7748	15541	2.005	33	0.806
6	7333	14704	2.005	35	0.786

ΠΙΝΑΚΑΣ 8.

Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 40 γραμμών και 20 στηλών (40X20) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας **80 kg**. Ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληθυσμό 2000 μελών, 2000 γενιές εξέλιξης, 5 αποτυχημένες προσπάθειες διασταύρωσης, 90% πιθανότητα διασταύρωσης, 0.5% πιθανότητα μετάλλαξης γονιδίων τουρνουά, επιλογής 50 μελών και 4 παράλληλους πληθυσμούς σε ισάριθμους επεξεργαστικούς πυρήνες.

	Optimal Solution	Genetic Algorithm Solution	Best/ Optimal ratio	Exec. Time (min)	Genetic programming/ Dynamic Programming
1	6167	14186	2.30	62	0.91
2	6645	14142	2.12	65	0.899
3	6231	14080	2.26	59	0.916

ΠΙΝΑΚΑΣ 9.

Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (**20X20**) και αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας **50 kg**. Ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληθυσμό 2000 μελών, 2000 γενιές εξέλιξης, 5 αποτυχημένες προσπάθειες διασταύρωσης, 90% πιθανότητα διασταύρωσης, 0.5% πιθανότητα μετάλλαξης γονιδίων τουρνουά, επιλογής 50 μελών και 4 παράλληλους πληθυσμούς σε ισάριθμους επεξεργαστικούς πυρήνες.

	Optimal Solution	Genetic Algorithm Solution	Best/ Optimal ratio	Exec. Time (min)	Genetic programming/ Dynamic Programming
1	2726	4900	1.797	18	0.75
2	2647	4690	1.77	15	0.789
3	2677	4765	1.78	20	0.773

ΠΙΝΑΚΑΣ 10.

Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 20 γραμμών και 20 στηλών (**20X20**), αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας **50 kg** και στοχευμένη **μέση ωριμότητα 0.6, 0.7 και 0.8**. Ο κεντρικός γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληθυσμό 2000 μελών, 2000 γενιές εξέλιξης, 10 αποτυχημένες προσπάθειες διασταύρωσης, 90% πιθανότητα διασταύρωσης, 0.5% πιθανότητα μετάλλαξης γονιδίων τουρνουά, επιλογής 50 μελών και 4 παράλληλους πληθυσμούς σε ισάριθμους επεξεργαστικούς πυρήνες. Ο δυαδικός γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληθυσμό 50 μελών και ακολουθεί 50 γενιές εξέλιξης.

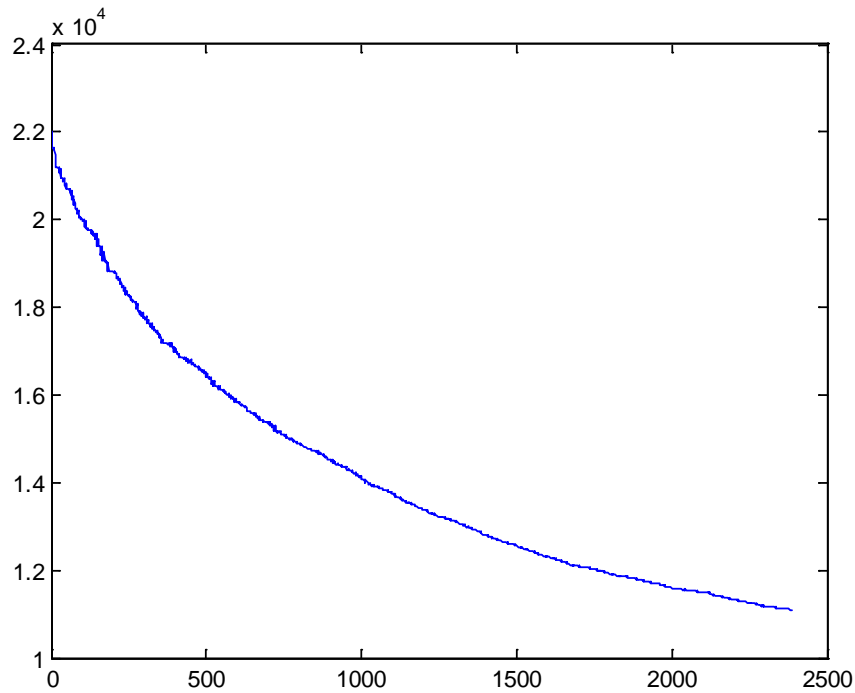
	Maturity Target	Optimal Solution	Genetic Algorithm Solution	Exec. Time (min)	Genetic programming/ Dynamic Programming
1	0.6	338	188	310	0.57
2	0.7	338	126	240	0.45
3	0.8	338	90	180	0.30

ΠΙΝΑΚΑΣ 11.

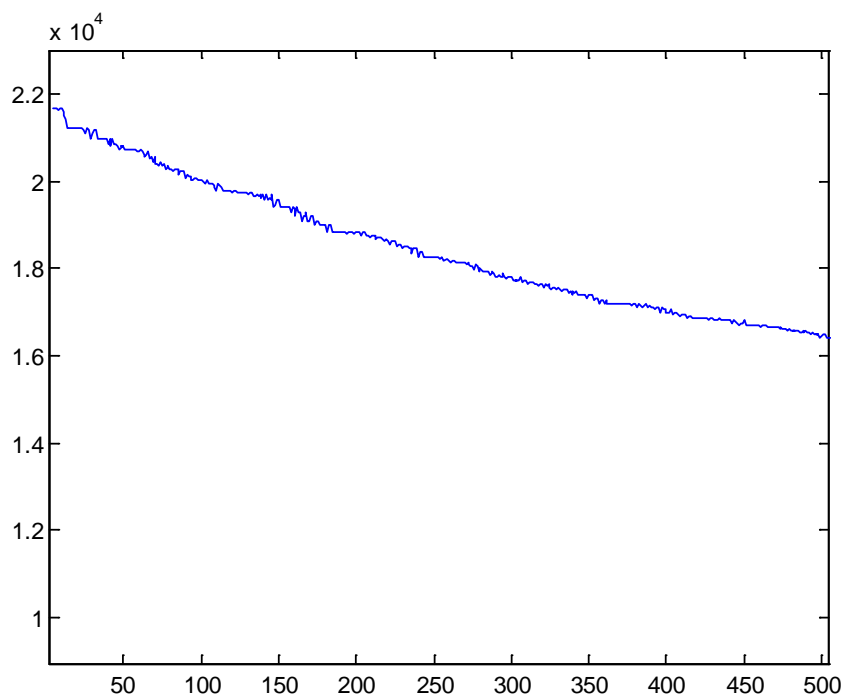
Οι αποδόσεις του γενετικού αλγόριθμου για εκτελέσεις που αφορούν χωράφι διάταξης 30 γραμμών και 20 στηλών (**30X20**), αγροτικό ρομπότ χωρητικότητας **50 kg**. Ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιεί πληθυσμό 2000 μελών, **50000 γενιές εξέλιξης**, 5 αποτυχημένες προσπάθειες διασταύρωσης, 90% πιθανότητα διασταύρωσης, 0.5% πιθανότητα μετάλλαξης γονιδίων τουρνουά, επιλογής **2** μελών και 4 παράλληλους πληθυσμούς σε ισάριθμους επεξεργαστικούς πυρήνες.

	Optimal Solution	Genetic Algorithm Solution	Best/Optimal ratio	Exec. Time (min)	Genetic programming/ Dynamic Programming
1	4728	7108	1.503	664	0.622
2	4930	7699	1.561	604	0.647

Τα αποτελέσματα της διαδικασίας εκτέλεσης της περίπτωσης (1) που μελετά ο πίνακας 5 ανά γενιά εξέλιξης για τις πρώτες 2400 γενιές εξέλιξης παρουσιάζονται στις παρακάτω γραφικές παραστάσεις. Στόχος είναι να αναλυθεί η συμπεριφορά του γενετικού αλγόριθμου σε περίπτωση που του επιτραπεί η εκτέλεση για μεγάλο χρονικό διάστημα με το μικρότερο τουρνουά επιλογής λύσεων για να διαφανεί η προσέγγιση της βέλτιστης λύσης, αφού με τις παραπάνω επιλογές ευνοείται η διατήρηση πολυμορφίας γενετικού υλικού στον πληθυσμό εις βάρος της επίτευξης μικρότερου χρόνου εκτέλεσης.



Διάγραμμα 7. Η προσέγγιση της βέλτιστης λύσης της περίπτωσης (1) του πίνακα (5) κατά τις πρώτες 2400 γενιές εξέλιξης.



Διάγραμμα 8. Η προσέγγιση της βέλτιστης λύσης της περίπτωσης (1) του πίνακα (5) κατά τις πρώτες 500 γενιές εξέλιξης.

5. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Από τα αποτελέσματα εκτέλεσης φαίνεται καθαρά μια σημαντική βελτίωση στην απόδοση της λύσεως με τη χρήση γενετικών αλγόριθμων σε σύγκριση με τη χρήση δυναμικού προγραμματισμού. Στον αντίποδα όμως είναι το γεγονός ότι συναντάμε πολύ μεγαλύτερους χρόνους εκτέλεσης στην περίπτωση της επίλυσης με γενετικούς αλγόριθμους. Ο αυξημένος χρόνος εκτέλεσης δεν είναι σε τέτοια έκταση που να καθιστά τη χρήση των γενετικών αλγόριθμων απαγορευτική. Η φύση του προβλήματος επιτρέπει τον υπολογισμό μιας βελτιωμένης λύσης μακριά από αυστηρά χρονικά πλαίσια ή απαιτήσεις υπολογισμού σε πραγματικό χρόνο. Έτσι και αλλιώς η βελτίωση που επιτυγχάνεται με την επίλυση των γενετικών αλγόριθμων είναι αξιοσημείωτη ακόμα και σε σχετικά μικρό χρόνο εκτέλεσης. Οι εκτελέσεις για χωράφι 40x20 με αποθηκευτική χωρητικότητα αγροτικού ρομπότ 50kg, η επίλυση που ανέπτυξαν οι γενετικοί αλγόριθμοι σε 35 λεπτά παρουσίασε βελτιωμένο κόστος συλλογής καρπών κατά 20% σε σχέση με το κόστος της επίλυσης του δυναμικού προγραμματισμού. Ο αυξημένος χρόνος εκτέλεσης των γενετικών αλγόριθμων δεν αποτελεί ουσιαστικό εμπόδιο στη χρήση τους για την επίλυση του προβλήματος αφού για ένα παραγωγό καρπών όπως τα καρπούζια δεν αναμένεται να αποτελέσει αποτρεπτικό παράγοντα η καθυστέρηση έναρξης συλλογής των καρπών για κάποιες ώρες μέχρι να ολοκληρωθούν οι υπολογισμοί του χρονοπρογραμματισμού της όλης διαδικασίας. Επιπλέον, θεωρείται ότι για μια διαδικασία που στη φύση της είναι πολύ χρονοβόρα και ακριβή στην υλοποίηση της όπως η συλλογή καρπών χωραφιού, είναι λογικό να μην απαιτούνται πολύ αυστηροί χρονικοί περιορισμοί στο χρονοπρογραμματισμό της.

Αναμένεται ότι όσο αφήνονται να συνεχίζουν την εκτέλεση τους οι γενετικοί αλγόριθμοι θα βελτιώνουν διαρκώς τη λύση τους μέχρι να προσεγγίσουν τη βέλτιστη λύση οπότε και θα σταματήσουν να παρουσιάζουν βελτίωση.

Άλλο σημείο άξιο ανάλυσης είναι το γεγονός ότι όσο αυξάνεται η αποθηκευτική χωρητικότητα του αγροτικού ρομπότ, οι χρόνοι εκτέλεσης των γενετικών αλγόριθμων αυξάνονται και χρειάζεται πολλαπλάσιος χρόνος για να επιτεφθούν ανάλογα αποτελέσματα. Αυτό είναι λογικό αφού με την αύξηση της χωρητικότητας του ρομπότ, αυξάνονται κατακόρυφα οι συνδυασμοί συνόλων συλλεχθέντων ανά ταξίδι φρούτων και έτσι χρειάζονται πολύ περισσότερες εξελικτικές γενιές για να προσεγγιστεί μια βέλτιστη λύση.

Όσον αφορά την επίλυση με τη χρήση δυναμικού προγραμματισμού φαίνεται ξεκάθαρα ότι ο αλγόριθμος με την αύξηση του μήκους των γραμμών του χωραφιού, καταφέρνει να επιφέρει βελτιωμένα αποτελέσματα αφού η μεθοδολογία του στηρίζεται στην διάσχιση όλου του μήκους μιας γραμμής σε κάθε ταξίδι. Επίσης, η στρατηγική να περισυλλέγονται τα φρούτα αρχικά με είσοδο στις γραμμές με κατεύθυνση από τα δυτικά στα ανατολικά μέχρι τη συγκομιδή των μισών καρπών και μετά αντιστροφή της κατεύθυνσης εισόδου, επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα στην περίπτωση χρήσης δυναμικού προγραμματισμού.

Το μέγεθος του χωραφιού επηρεάζει την ποιότητα της λύσης που προσεγγίζουν οι δύο μεθοδολογίες επίλυσης. Μικρότερα σε διαστάσεις χωράφια εξ ορισμού περικλείουν λιγότερους συνδυασμούς συνόλων συλλογής φρούτων και έτσι ο γενετικός αλγόριθμος προσεγγίζει μια λύση όχι μόνο πολύ γρηγορότερα αλλά επιτυγχάνει ταυτόχρονα και μια βέλτιστη λύση που δεν παρουσιάζει ιδιαίτερη βελτίωση στα τελικά στάδια εκτέλεσης. Στις περιπτώσεις που ο πληθυσμός δεν

παρουσιάζει βελτίωση υπάρχουν δύο ενδεχόμενα: είτε χρειάζεται κάποιος χρόνος για να διευρυνθεί ο χώρος έρευνας με την διασταύρωση λύσεων, είτε ο πληθυσμός παρουσιάζει αυξημένη ομοιότητα σε γονίδια και η διασταύρωση λύσεων δεν επιφέρει αλλαγές στο χώρο έρευνας. Αυτό το φαινόμενο υποδηλώνεται με την οριακή ταύτιση του μέσου όρου μέτρου ποιότητας του πληθυσμού με την τιμή της καλύτερης λύσης. Σε αυτήν την περίπτωση ο αλγόριθμος επιμένει να ελέγχει μια συγκεκριμένη περιοχή λύσεων και δεν μπορεί να απεγκλωβιστεί από αυτήν γιατί τα μέλη του πληθυσμού συγκλίνουν σε μια κοινή γονιδιακή έκφραση.

Σε περίπτωση που επιθυμείται μια βελτιωμένη λύση από αυτήν που υποδεικνύει μια εκτέλεση του γενετικού αλγόριθμου που παρουσιάζει προσεγγιστικά ισότιμα μέτρα ποιότητας, τότε ο αλγόριθμος πρέπει να επανεκτελεστεί με ελαφρώς μεγαλύτερη πιθανότητα μετάλλαξης γονιδίων και πολύ μικρότερο μέγεθος τουρνουά, μια προσέγγιση που μπορεί να βοηθήσει τον αλγόριθμο να απεγκλωβιστεί από την σύγκλιση του πληθυσμού σε μια κοινή γονιδιακή έκφραση.

Η εκτέλεση του γενετικού αλγόριθμου με μεγάλο μέγεθος τουρνουά επιλογής λύσεων συντείνει στην γρηγορότερη προσέγγιση μιας λύσης αυξάνοντας την εστίαση του αλγόριθμου στις περιοχές έρευνας που αντιπροσωπεύουν τα μέλη του πληθυσμού με την υψηλότερη ποιότητα επίλυσης. Αντίθετα, χρησιμοποιώντας μέγεθος τουρνουά επιλογής λύσεων ο αλγόριθμος αφήνεται να εξελίξει τα μέλη του αργά και σταδιακά ερευνώντας περισσότερες περιοχές του χώρου έρευνας με μικρότερη λεπτομέρεια, αυξάνοντας έτσι τη γονιδιακή πολυμορφία του πληθυσμού. Σημειώνεται όμως ότι η μεγαλύτερη βελτίωση στην ποιότητα της λύσης επιτυγχάνεται με το κόστος ενός αρκετά μεγαλύτερου χρόνου εκτέλεσης.

Από την πλευρά του ο χρήστης δεν ενοχλείται από το να αυξημένο χρόνο εκτέλεσης που απαιτούν οι γενετικοί αλγόριθμοι αφού η ίδια η διαδικασία της συλλογής των καρπών είναι μια χρονοβόρα σχετικά διαδικασία που προγραμματίζεται εκ των προτέρων από τον ίδιο τον παραγωγό. Η ανάγκη μεγιστοποίησης του κέρδους και η ικανοποίηση των απαιτήσεων ενός φορτίου συγκομιδής είναι ο πρώτιστος στόχος του χρήστη ενώ ο βέλτιστος χρόνος εκτέλεσης δεν αποτελεί λειτουργικό περιορισμό. Πρακτικά ο χρήστης θα μπορούσε να θέσει τον αλγόριθμο χρονοπρογραμματισμού της συλλογής καρπών σε λειτουργία αρκετές ώρες πριν η εργασία της συλλογής των καρπών εκτελεστεί, χωρίς να υπάρχει υπόνοια ότι μπορεί στο μεσοδιάστημα να αλλάξουν σε εκτεταμένο βαθμό τα χαρακτηριστικά των καρπών, ή τουλάχιστον σε βαθμό που να αλλάζει τα δεδομένα και να ακυρώνει μια δεδομένη λύση.

Συμπερασματικά, ο χρήστης μπορεί να προδιαγράψει την ποιότητα και το χρόνο εκτέλεσης της λύσης σύμφωνα με το διάστημα εκτέλεσης που είναι πρόθυμος να αφιερώσει στο υπολογιστικό σύστημα.

Από τους πίνακες αποτελεσμάτων είναι ξεκάθαρο ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι ανακαλύπτουν καλύτερες και πιο συμφέρουσες λύσεις από εκείνους που χρησιμοποιούν δυναμικό προγραμματισμό. Η βελτίωση κυμαίνεται από 10% μέχρι και 30%, ανάλογα με το διαθέσιμο χρόνο εκτέλεσης του αλγόριθμου. Η εκπληκτική όμως βελτίωση στην επίλυση του προβλήματος συλλογής καρπών, παρουσιάζεται στην περίπτωση που ο χρήστης ορίσει περιορισμούς στο τελικό φορτίο καρπών (μέσης ωριμότητα, αριθμού καρπών, μέσου βάρους κλπ). Η βελτίωση σε αυτήν την περίπτωση αγγίζει και ξεπερνά το 50%, ενώ όσο πιο αυστηροί είναι οι περιορισμοί που επιβάλλονται από το χρήστη τόσο πιο αυξημένη είναι η βελτίωση που επιτυγχάνουν οι γενετικοί αλγόριθμοι.

Η μεγάλη βελτίωση στις λύσεις των γενετικών αλγόριθμων σε σχέση με τις λύσεις των αλγόριθμων δυναμικού προγραμματισμού στις περιπτώσεις που ο χρήστης ορίζει τελικούς περιορισμούς στο φορτίο συλλογής (πχ μέσης τελικής ωριμότητας), οφείλεται στο γεγονός ότι η επιλογή καρπών που παρουσιάζουν μεγάλη μέση διασπορά στο χωράφι ευνοείται από την απαλλαγή των γενετικών αλγόριθμων από τον περιορισμό διάσχισης ολόκληρων των γραμμών του χωραφιού για να συλλέξουν κάποιο συγκεκριμένο καρπό.

Οι πραγματικά μεγάλοι χρόνοι εκτέλεσης που μπορεί να είναι αποτρεπτικοί, παρουσιάζονται στον υπολογισμό φορτίου με συγκεκριμένες απαιτήσεις πχ στοχευμένης μέσης ωριμότητας. Σε αυτήν την περίπτωση και κυρίως σε θεωρήσεις χωραφιών μεγάλων διαστάσεων, ο χρόνος εκτέλεσης είναι πολύ μεγάλος αν ο αλγόριθμος εκτελείται σε μία κεντρική μονάδα επεξεργασίας. Μια σημαντική βελτίωση στο χρόνο εκτέλεσης του αλγόριθμου υπό τις συγκεκριμένες αυτές συνθήκες, θα ήταν η χρήστη υπολογιστικού συστήματος αποτελούμενο από πολλές επεξεργαστικές πολυπύρηνες μονάδες. Σύμφωνα με αυτό το σενάριο, κάθε πυρήνας αναλαμβάνει την εκτέλεση ενός γενετικού αλγόριθμου για τον υπολογισμό της ποιότητας μιας λύσης του κεντρικού πληθυσμού και έτσι ο υπολογισμός της ποιότητας του πληθυσμού λαμβάνει χώρο παράλληλα και ανεξάρτητα μειώνοντας δραστικά το χρόνο εκτέλεσης του αλγόριθμου. Λαμβάνοντας υπόψη ότι πλέον οι επεξεργαστές έξι πυρήνων είναι σχετικά φθινοί, ένα επεξεργαστικό σύστημα 100 πυρήνων επεξεργασίας για παράλληλο υπολογισμό ισόποσων λύσεων κοστίζει αρκετά κάτω από 10000 ευρώ.

Μια εναλλακτική προσέγγιση θα ήταν ο χρήστης να ξεκινά τη συλλογή των καρπών του χωραφιού ξεκινώντας με την αρχική ακολουθία μήκους n της επίλυσης του αλγόριθμου δυναμικού προγραμματισμού, ενώ ταυτόχρονα να

χρησιμοποιεί το γενετικό αλγόριθμο για να υπολογίσει το βέλτιστο ταξίδι των υπόλοιπων καρπών. Με αυτό τον τρόπο αν ο χρήστης δεν έχει αφιερώσει χρόνο εκτέλεσης υπολογισμών πριν τη συλλογή, χρησιμοποιεί το χρόνο μέχρι να υλοποιηθεί το αρχικό μέρος της λύσης του γρήγορου δυναμικού προγραμματισμού για την ανίχνευση μιας ποιοτικής λύσης για τη συλλογή των υπόλοιπων καρπών.

Σε μελλοντικό στάδιο θα μπορούσε να βελτιωθεί ο αλγόριθμος και να υιοθετήσει μοντέλο χωραφιού που ενώ επιτρέπει την πρόσβαση στο ρομπότ σε όλους τους καρπούς (ή ακόμα σε μέρος των καρπών του), η προσπέλαση συγκεκριμένων μερών κάποιων διαδρόμων δεν είναι εφικτή λόγω φυσικών εμποδίων όπως πέτρες, λάσπες, μαλακό έδαφος, απότομη κλίση εδάφους κτλ. Αυτές τις αποτρεπτικές φυσικές αντιξοότητες θα μπορούσε να τις ανιχνεύει το ρομπότ με τρόπο αυτόνομο χρησιμοποιώντας τους αισθητήρες του.

Ακόμη σε μια εξελιγμένη μορφή της παρούσας μορφής του ρομπότ θα μπορούσε να ζητείται η συμβολή του έμπειρου χρήστη στο κατά πόσον ένας καρπός θεωρείται να κατέχει μια συγκεκριμένη ωριμότητα ή βάρος ή έχει φθορά αρκετή που τον καθιστά ασύμφορο για συλλογή, σε περιπτώσεις που παίρνει οριακές ή περίεργες μετρήσεις. Η συγκεκριμένη συμβολή του χρήστη μπορεί να γίνεται μέσω εικόνας και η απάντησή του να βοηθά το ρομπότ να κτίζει μελλοντική γνώση.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Ackley, D. and Littman, M. “Interactions Between Learning and Evolution”. Addison-Wesley (1992): 487-509.
2. Alexandru Agapie. “Adaptive Genetic Algorithms - Modeling and Convergence”. IEEE Service Center (1999): 729-735.
3. Bellman, R. and Dreyfus S.E. “Applied Dynamic Programming” Princeton University Press, Princeton, New Jersey , 1962.
4. Cormen, Thomas H., et al. Introduction to Algorithms, 2nd ed. MIT Press, 2001.
5. De Jong, Kenneth A. “Adaptive system design: A genetic approach.” IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 10 (1980): 566-574.
6. Emile H. L. Aarts and Marco G. A. Verhoeven. “Genetic local search for the traveling salesman problem”. Institute of Physics Publishing and Oxford University Press ,1997.
7. Emile H. L. Aarts and Jan H. M. Korst and Peter J. M. (van Laarhoven). “Simulated Annealing”. John Wiley and Sons (1997): 91-120.

8. Goldberg, David E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Pearson Education (US), 1989.
9. Holland, John H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence. MIT Press, 1992.
10. Kaufmann, A. and Cruon, R., “Dynamic Programming”. Academic Press, 1967.
11. Koza, John R. Genetic programming on the programming of computers by means of Natural Selection. MIT Press, 1993.
12. Koza, John R. Genetic Programming on the Programming of Computers by Means of Natural Selection. 6th ed. MIT Press, 1992.
13. Lin S. and Kernighan B. W. “An Effective Heuristic Algorithm for the Travelling-Salesman Problem.” Operations Research 21 (1973): 498-516.
14. Michalewicz, Zbigniew. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. 3rd ed. Springer-Verlag Berlin & Heidelberg GmbH & Co, 1996.
15. Mitchell, Melanie. An introduction to genetic algorithms. MIT Press, 1998.

16. Nedjah Nadia, Abraham Ajith and Mourelle Luiza de Macedo. Genetic Systems Programming: Theory and Experiences (studies in computational intelligence). Springer-Verlag Berlin & Heidelberg GmbH & Co, 2006.
17. Norman, J.. “Heuristic Procedure in Dynamic Programming”. Manchester Unity Press, Manchester ,1972.
18. Yao Xin and Liu Yong. “A new evolutionary system for evolving artificial Neural Networks.” IEEE Transactions on Neural Networks 8 (1996) : 694-713.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

1. Harvest Automation, Cooperative Robots for Material handling
<http://www.harvestautomation.com/>
2. Robotic Harvesting LLC, <http://www.roboticharvesting.com/>
3. The Weedy robot from the Faculty of Engineering and Computer Science, University of Applied Sciences Osnabrueck, Germany,
<https://www.uni-hohenheim.de/bioinformatik/symposium/symposium%20englisch/vortraege/Ruckelshausen.pdf>
4. Ultrasonic device for avocado shelflife predicting and maturity
http://www.avocadosource.com/WAC3/wac3_p300.pdf
5. Cormen, Thomas H., et al. Introduction to Algorithms, 2nd ed. MIT Press, 2001.
6. Nature Reviews, Molecular Cell Biology,
http://www.nature.com/nrm/journal/v10/n10/fig_tab/nrm2766_F2.html
7. The Genetic Programming Notebook,
<http://www.geneticprogramming.com/>
8. Charles Darwin, "On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life", 1859.

9. Holland, John H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. MIT Press, 1992.